REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE FERHAT ABBAS SETIF-1

FACULTE DE TECHNOLOGIE

THESE

Présentée au Département d'Electronique

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Filière : Electronique **Option :** Electronique

Par

MANSOURI Abdelhamid

THEME

ALGORITHMES EVOLUTIONNAIRES MULTIOBJECTIFS POUR L'IDENTIFICATION DES SYSTEMES NON LINEAIRES: APPLICATION A LA COMMANDE DES SYSTEMES DE PUISSANCE

Soutenue le 01 /07/ 2018 devant le Jury:

HASSAM Abdelouahab	Professeur	Univ. F. Abbas Sétif 1	Président
KRIM Fateh	Professeur	Univ. F. Abbas Sétif 1	Directeur de thèse
BOULAHBEL Sebti	M.C.A.	Univ. F. Abbas Sétif 1	Examinateur
REKIOUA Toufik	Professeur	Univ. A. Mira Bejaïa	Examinateur
KHEZZAR Abdelmalek	Professeur	Univ. Frères Mentouri Constantine 1	Examinateur
BOUZEKRI Hacène	Professeur	Univ. 20 août 1955 Skikda	Examinateur

MANSOURI ABDELHAMID
Université de Sétif, Département d'électronique, Faculté de technologie, Université Ferhat Abbas Sétif 1, El Maabouda Route de Bejaia, 19000, Algérie.
Laboratoire d'Electronique de puissance et commande industrielle (LEPCI) de L'université Sétif 1.
E-mail: **mansouri51@yahoo.com**

الحمد لله الذي علم بالقلم علم الإنسان ما لم يعلم

الإهداء

إلى والديّ رحمهما الله وأمّي وأخواتي
إلى الزّوجة والأولاد.
إلى كلّ أفراد العائلة وجميع الأصدقاء

تشكرات

أشكر الله الذي وفقني في إنجاز هذا العمل
ثمّ أشكر الأستاذ فاتح كريم الذي منحني كلّ الوثائق اللازمة والتوجيهات الهادفة.
بدون أن أنسى كلّ الذين ساهموا من قريب أو من بعيد.
وأشكر كذلك جميع أعضاء اللّجنة الذين شرّفونا بحضورهم لتقييم هذا العمل: دراسة الخوارزميّة التّطوريّة المتعدّدة الأهداف لتحديد الأنظمة غير الخطيّة تطبيقاتها في التّحكّم في أنظمة الاستطاعة.

ع. منصوري

الخوارزمية التطورية المتعددة الاهداف لتحديد الانظمة غير الخطية:
تطبيقاتها في التحكم في أنظمة الاستطاعة

الملخص:

يتعلق العمل المقترح بتحديد نماذج **للأنظمة الديناميكية غير الخطية** (NLDS) باستخدام **خوارزميات التطور المتعدد الأهداف** (MOEA). ويشمل تحديد NLDS اختيار البنية، وتقدير المعاملات، وأداء النموذج، فضلا عن التحقق من صحته، وهو ما ينطوي على مساحة معقدة من الحلول الممكنة. **الخوارزميات التطورية** (EA) هي أداة بحث وتحسين تعتمد على مبادئ التطور الطبيعي وعلم الجينات، ولها مجالات واسعة من التطبيقات. نظرا لتنوع هذه الخوارزميات، يتم استخدام اثنين من التقنيات التطورية لتحديد SDNL ، وهي **الخوارزميات الجينية** (GA) **والبرمجة الجينية** (GP).
ولقد تبين أن GP فعالة جدا للدالة واحدة الهدف، وهذا هو سبب تعميمها على الدوال متعددة الأهداف. يتم تطبيق **البرمجة الجينية متعددة الأهداف** (MOEA) على أهداف متعددة ومتضاربة، ويوفر مجموعة من الحلول المحتملة التي تحقق من صحة السلوك الأصلي للنظام لمختلف أنماط التشغيل. يتم تطبيق نهج التحديد ببرامج MOEA كمثال توضيحي للسيطرة على أنظمة الاستطاعة، و أنظمة شديدة اللاخطية ، لتسليط الضوء على فعالية هذا الأسلوب.

الوصف:

خلال السنوات الأخيرة، تناولت معظم بحوث التحسين في مجال الهندسة حالات مثالية وغير واقعية. وعلاوة على ذلك، فإن هذه الأعمال لا تعتبر إلا حالة الدوال ذات هدف واحد، تنتج حلا نهائيا واحدا بدلا من مجموعة من الحلول البديلة التي يمكن للمستخدم إيجاد حل توفيقي بشأنها.

ومن الناحية العملية، فإن مشاكل التحسين تعتبر أهدافا متعددة ومتضاربة. وبصفة عامة، يتم تجميع هذه الأهداف في هدف واحد. ومع ذلك، فإن هذا الأسلوب له العديد من العيوب الخطيرة. لهذا السبب فمن الأفضل علاج كل هدف على حدة. وهكذا أصبح تحسين متعدد الأهداف أداة مفيدة جدا لوصف المشاكل الحقيقية التي لا يمكن أن يمثلها نظام أحادي الهدف.

وخلال العقود الثلاث الماضية، طورت العديد من الأساليب لمعالجة المسائل المتعددة الأهداف. وكان الغرض الرئيسي من ذلك هو الحد من المشاكل المتعددة الأهداف لمشاكل ذات هدف واحد. ولكن مع ظهور أساليب قائمة على التطور، برزت بحوث جديدة لاستغلال استخدام هذه الأساليب لمعالجة المشاكل متعددة الأهداف.

و في عام 1992 بدأ في استخدام مفهوم PG في تحديد NLDS. وقد طبق الأسلوب متعدد الأهداف لتحديد نظام يستند إلى نموذج NARMAX. ويمكن توسيع مجالات تطبيق هذا الأسلوب إلى السيطرة على أنظمة الطاقة مثل مثبتات أنظمة الطاقة متعددة الآلات من أجل ضمان متانة جيدة والاستقرار الديناميكي الجيد، عن طريق تحديد جزء التحكم.

الكلمات المفتاحية: تقدير، تحديد الأنظمة غير الخطية، النمذجة، البرمجة الجينية، متعدد الأغراض الأمثل، المتانة والاستقرار.

NON-LINEAR SYSTEM IDENTIFICATION WITH MULTIOBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHMS:

Application to power systems control

ABSTRACT:

This work is concerned with the identification of models for Non-Linear Dynamical Systems (NLDS) using MultiObjective Evolutionary Algorithms (MOEA). Identification of NLDS involves the processes of structure selection, parameter estimation, model performance evaluation and model validation and implies a complex possible solutions space. Evolutionary Algorithms (EAs) are search and optimization tools founded on the principles of natural evolution and genetics, which are suitable for a wide range of application areas. Due to the versatility of this tool, two evolutionary methods, Genetic Algorithms (GA) and Genetic Programming (GP), are investigated for use in NLDS identification.

GP was found to provide superior performance for the single-objective function, and as a result, its use was extended to encompass multiobjective functions. MultiObjective Genetic Programming (MOGP) is applied to multiple, conflicting objectives and yields a set of potential solutions and valid models which reproduce the original system behaviour at different working conditions. The MOGP identification approach is applied to the control of power systems, as being a highly applicable non-linear identification technique, to deal with the effectiveness of this approach.

DESCRIPTION:

During these last years, most of research works on optimization in engineering have treated ideal situations and non – realist ones. Furthermore, these works have considered only the case of functions having only one objective, producing a single final solution, not a set of alternative solutions from which the user will find a compromise.

Practically, optimization problems consider multiple and conflicting objectives. Generally, these objectives are aggregated in a single one. However, this approach presents various and serious drawbacks. For this reason, we prefer to investigate each objective separately. Hence, multiobjective optimization has become a very useful tool to describe real problems which could not be investigated by one dimensional system.

During the last three decades, various approaches have been developed to investigate multiobjective problems. Essentially, these one have to reduce multiobjective problems to a single one. Hence with the emerging methods based on evolution, new researches have evolved to manage the use of such methods to deal with multiobjective problems.

Recently, it is recognized that the real problems optimization are characterized by more than one objective and hence could not be solved by a single objective optimization technique. The optimality concept, Pareto called, has been applied for the first time in 1970, this one uses the optimality concept for multiobjective problems. In this purpose, many hybrid concepts appeared, to link decision rules with the multiobjective concept, for example, we mention MultiObjective Genetic Algorithms (MOGA), MultiObjective Genetic Programming (MOGP) etc.

In 1992, GP idea has been used for the identification of NLDS. Multiobjective approach has been applied to system identification based on NARMAX modeling. Application areas of this approach could be extended to power systems control, as an example, for the multimachines power systems stabilizers to insure good robustness and good dynamical stability, by an identification of the control part.

Keywords: Estimation, Non-Linear Systems Identification, Modeling, Genetic Programming, Multi-objective Optimization, Robustness & Stability.

INTITULE DU SUJET DE THESE

ALGORITHMES EVOLUTIONNAIRES MULTIOBJECTIFS POUR L'IDENTIFICATION DES SYSTEMES NON LINEIARES:

Application à la commande des systèmes de puissance

RESUME:

Le travail proposé concerne l'identification de modèles de systèmes dynamiques non linéaires (SDNL) à l'aide des algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (AEMO). L'identification des SDNL comprend la sélection de la structure, l'estimation de paramètres, l'évaluation des performances du modèle ainsi que la validation de ce dernier ce qui implique un espace complexe de solutions possibles. Les Algorithmes Evolutionnaires (AE) constituent un outil de recherche et d'optimisation fondé sur les principes de l'évolution naturelle et de la génétique, et ont un grand domaine d'applications. En raison de la versatilité de cet outil, deux techniques évolutionnaires sont utilisées pour l'identification des SDNL, à savoir, les Algorithmes Génétiques (AG) et la Programmation Génétique (PG).
Il a été montré que la PG est très performante, pour la fonction à objectif unique, et c'est pourquoi, elle a été généralisée aux fonctions multiobjectifs. La Programmation Génétique Multi-Objectifs (PGMO) est appliquée aux objectifs multiples et conflictuels et fournit un ensemble de solutions potentielles qui valident le comportement original du système pour différents modes de fonctionnement. L'approche d'identification par PGMO est appliquée à titre d'illustration à la commande des systèmes de puissance, systèmes fortement non linéaires, afin de mettre en évidence l'efficacité de cette approche.

DESCRIPTION

Durant ces dernières années, la plupart des travaux de recherche sur l'optimisation en engineering ont traité des situations idéales et non – réalistes. De plus ces travaux ont considéré seulement le cas de fonctions à un seul objectif, produisant une solution finale unique au lieu d'un ensemble de solutions alternatives à partir duquel l'utilisateur trouverait un compromis.

Pratiquement, les problèmes d'optimisation considèrent des objectifs multiples et conflictuels. En général, ces objectifs sont agrégés en un seul objectif. Cependant cette approche présente de nombreux et sérieux inconvénients. C'est pourquoi il est préférable de traiter chaque objectif de façon séparée. Ainsi l'optimisation multiobjectifs est devenue un outil très utile pour la description des problèmes réels ne pouvant pas être représentés par un système unidimensionnel.

Durant les trois dernières décades, diverse approches ont été développées pour traiter les problèmes multiobjectifs. Celles-ci ont eu principalement pour objectif de réduire les problèmes multiobjectifs en problèmes à objectif unique. Cependant avec l'émergence des méthodes basées sur l'évolution, de nouvelles recherches sont apparues pour exploiter l'utilisation de telles méthodes pour traiter des problèmes multiobjectifs.

Il est reconnu actuellement que les problèmes réels d'optimisation sont caractérisés par plus d'un objectif et ne peuvent donc pas être résolus par une technique d'optimisation à objectif simple. Le concept d'optimalité dit de Pareto a commencé à être appliqué dans les années 1970, celui–ci utilise le concept d'optimalité pour des problèmes multiobjectifs. A ce propos beaucoup d'autres concepts hybrides sont apparus, pour lier des règles de décision avec le concept multiobjectifs, citons à titre d'exemple les Algorithmes Génétiques Multiobjectifs (AGMO), la Programmation Génétique Multiobjectifs (PGMO) etc.

C'est en 1992 que la notion de PG a été utilisée pour l'identification des SDNL. L'approche Multiobjectifs a été appliquée pour l'identification d'un système à base du modèle NARMAX. Les domaines d'application de cette approche peuvent être étendus à la commande des systèmes de puissance tels que par exemple les stabilisateurs de systèmes de puissance multi-machines en vue d'assurer une bonne robustesse et une bonne stabilité dynamique, par une identification de la partie commande.

Mots – clés : Estimation, Identification des Systèmes Non Linéaires, Modélisation, Programmation Génétique, Optimisation Multiobjectifs, Robustesse et Stabilité.

TABLE DES MATIERES

Introduction générale 01

Chapitre 1 Les algorithmes évolutionnaires

Résumé 05
1.1 Bref Historique sur les Algorithmes Evolutionnaires..... 06
1.2 Principes généraux..... 07
1.3 Caractéristiques des algorithmes génétiques..... 09
a. Le codage..... 10
b. l'espace de recherché..... 10
c. La fonction d'évaluation (fitness) 10
d. La fonction objectif 10
d1. Transformation proportionnelle 11
d2. Transformation linéaire..... 11
d3. Transformation en puissance 11
e. Rôle du hasard..... 12
1.4 Algorithmes génétiques..... 12
1.4.1 Génération aléatoire d'une population initiale..... 14
1.4.2 Fonction d'évaluation..... 16
1.4.3 Procédé de sélection des individus pour la reproduction..... 17
a. la sélection déterministe (valeur exacte) 17
b. la sélection stochastique (avec une certaine probabilité) 17
b1. Sélection proportionnelle par roulette (RWS)..... 18
b2. Sélection Stochastique Universelle (SUS)..... 19
b3. Sélection proportionnelle à reste Stochastique..... 19
b3.1. Avec remplacement 20
b3.2. Sans remplacement..... 21
c. Classement par rang 21
d. Sélection par Tournois « Tournament Selection » 22
e. Sélection par Elitisme 22
f. Sélection à état stable (Steady-state Selection) 22
g. Sélection aléatoire 23
Conclusion 23
1.4.4 Opérateurs de reproduction pour la génération de nouveaux individus.....24
1.4.4.1 Le croisement pour la reproduction des individus de sélection.....24
1.4.4.1.1 Croisement en binaire.....24
a. Croisement simple (ou à point unique).....24
b. Croisement double (ou en deux points)..... 25
c. Croisement multiple (ou en k points)..... 25
d. Croisement uniforme (ou copie)..... 25
1.4.4.1.2 Croisement réel arithmétique (Opérateur arithXover)..... 25
a. Croisement arithmétique simple..... 26
b. Croisement arithmétique entier 26
c. Croisement arithmétique uniforme..... 26

d. Croisement heuristique 27
e. Croisement BLX-α 27
f. Croisement linéaire 28
g. Croisement discret 28
h. Croisement intermédiaire étendu 28
1.4.5 La mutation appliquée sur les nouveaux individus 30
1.4.5.1 Mutation en binaire 30
a. La mutation uniforme 30
b. Mutation non uniforme 30
1.4.5.2 Mutation en réel 31
a. Mutation uniforme 31
b. Mutation non uniforme 32
c. Mutation dans les bornes 32
d. Mutation gaussienne 32
1.4.6 Les paramètres de limitation 33
1.4.7 La boucle du programme 34
1.4.8 Critère d'arrêt 35
1.5 Algorithmes Génétiques Evolués (AGE) 35
1.5.1 Objectif 35
1.5.2 Différents types d'améliorations des performances 35
1.5.2.1 Algorithmes génétiques et leurs variantes 36
1.5.2.2 Algorithmes génétiques parallèles 36
1.5.2.3 Algorithmes génétiques hybrides 37
1.6 Programmation génétique (PG) 37
1.7 Applications des algorithmes évolutionnaires 38
1.8 Conclusion 39

Chapitre 2 Optimisation Multiobjectifs par les Algorithmes Evolutionnaires

2.1 Introduction 40
2.2 Les objectifs de l'optimisation 40
2.3 Généralités 41
2.4 Les métaheuristiques d'optimisation 43
2.4.1.1 Le recuit simulé 44
2.4.1.2 Introduction 44
2.4.1.3 Fonctionnement du recuit simulé 44
2.5 Optimisation multiobjectifs 45
2.5.1 Introduction 45
2.5.2 Concepts généraux 46
2.5.3 Problèmes d'optimisation multiobjectifs 47
2.5.3.1 Formulation du problème MO 47
a. Définition 47
b. Expression mathématique de cette définition 47
2.5.3.2 Les méthodes classiques pour l'optimisation MO 48
2.5.3.3 Concept d'optimalité de Pareto ou non dominance 49
2.6 Optimisation Multiobjectifs par les Algorithmes Evolutionnaires (MOAE) 49
2.6.1 But 49

2.6.2 Recherche multimodale et préservation de la diversité..... 49
2.6.2.1 Les Niching Techniques (NT)……50
2.6.2.2 Les Non Niching Techniques (NNT)……51
2.6.3 Sélection et stratégies d'attribution de la fitness……51
2.6.3.1 Sélection de critère……52
2.6.3.2 Agrégation des critères……...53
2.6.3.3 Sélection de Pareto……54
2.7 Conclusion……...55

Chapitre 3 Les Algorithmes Evolutionnaires et conventionnels dans l'Identification des Systèmes Dynamiques Non Linéaires (SDNL)

3.1 Généralités……57
3.2 Identification des systèmes dynamiques……...58
3.2.1 Introduction……...58
3.2.2 Objectif de l'identification……59
3.2.3 Identification des modèles paramétriques discrets……59
3.3 Méthodes d'identification des systèmes…….....60
3.3.1 Généralités ……60
3.3.2 Méthode basée sur l'erreur de sortie (OE)……61
3.3.2.1 Critère quadratique d'optimisation……..61
3.3.2.2 Mise en œuvre de la procédure d'identification……..61
3.3.3 Méthode basée sur l'erreur de prédiction……63
a. Choix de l'entrée de test et acquisition……63
b. Choix du modèle…… …….65
c. Estimation des paramètres du modèle……65
d. Choix de l'algorithme……..66
e. Validation du modèle……...66
3.3.4 Algorithmes génétiques pour l'identification des systèmes……68
3.3.5 Programmes génétiques pour l'identification des systèmes……69
3.4 Modèles de représentations non linéaires……..70
3.4.1 Représentation fonctionnelle…….....70
3.4.2 Modèle polynomial……...71
3.4.3 Modèles rationnels……71
3.4.4 Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)……..72
3.4.5 Structures de modèles paramétriques discrets……..73
A. Modèles paramétriques sans bruit de mesure……...73
a1. Modèle Auto Régressive à Moyenne Ajustée (ARMA)……...74
a2. Modèle Auto Régressive (AR)……74
a3. Modèle à Moyenne Ajustée (MA)…… ...75
B. Modèles paramétriques soumis à une perturbation…….....75
b1. Modèles à Erreur d'Equation (EE)……76
b1.1 Modèle Auto Régressif eXogène (ARX)…….....76
b1.2 Modèle Auto Régressive eXogène à Moyenne Ajustée (ARMAX)…….....77
b2. Modèles à erreur de sortie (OE)……...78
b2.1 Modèle élémentaire à erreur de sortie…….....79
b2.2 Modèle de Box-Jenkins (BJ)……79
b2.3 Modèle général pour l'identification…….....79
b3. Modèle Non Linéaire Auto Régressive eXogène à Moyenne Ajustée (NARMAX)…...81

b4. Modèle Non Linéaire Auto Régressive eXogène (NARX)……...81
b5. Représentation polynomiale……..……82
3.4.6 Détermination de l'ordre du modèle…….. .82
3.5 Conclusion…….. …83

Chapitre 4 Techniques d'identification des systèmes dynamiques

4.1 Introduction……...84
4.2 Intérêt de l'estimation récursive ……....84
4.3 Techniques de minimisation du critère……85
4.3.1 Algorithmes non récursifs (hors ligne ou par paquets)…… ……...85
4.3.2 Algorithmes récursifs (en ligne ou en temps réel)……...85
4.4 Algorithme d'adaptation paramétrique AAP……87
4.5 Techniques d'identification basées sur la méthode des moindres carrés……..88
4.5.1 Introduction……..88
4.5.2 Méthode des moindres carrés simples……...88
4.5.2.1 Identification d'un modèle ARMAX……..….88
4.5.2.2 Minimisation des erreurs de prédiction…….....89
4.5.2.3 Algorithme des moindres carrés simple LMS……90
4.5.3 Estimation des paramètres……91
4.5.3.1 Effets des perturbations aléatoires sur l'identification……92
4.5.4 Algorithmes des Moindres Carrés Récursifs MCR (ou RLS)……...95
4.6 Conclusion……99

Chapitre 5 Modélisation Dynamique de l'association convertisseur – machine asynchrone

A- Modélisation par phase des machines asynchrones (M.AS.)

5.1 Introduction.....100
5.2 Généralités sur les MAS triphasées……....101
5.2.1 Définition ……...101
5.2.2 Organisation de la machine à induction ……101
5.2.2.1 Le stator ou inducteur (partie fixe)……....101
5.2.2.2 Le rotor ou induit (partie tournante)……..102
5.2.2.3 Les organes mécaniques……....103
5.2.3 Principe de fonctionnement……103
5.2.3.1 Fonctionnement à vitesse variable 106
5.3 Schémas équivalents par phase de la MAS……....106
5.3.1 Modèle électrique par phase de la MAS idéale……..107
5.3.2 Modèle électromagnétique par phase de la MAS réelle……107
5.3.2.1 Hypothèses simplificatrices……..108
5.4 Bobines du stator et du rotor parcourues par des courants variables……109
5.4.1 Flux d'auto induction et d'induction mutuelle.....109
5.4.2 Bilan des flux statoriques et rotoriques sur la bobine 1 stator 111
5.4.3 Bilan des flux à travers la bobine 1 rotor 111
5.4.4 Schéma équivalent de la MAS 112
5.4.4.1 Equations de fonctionnement……..112
5.4.4.2 Schéma équivalent par phase……...112

5.4.4.3 Modèle équivalent aux inductances de fuites totales au rotor……113
5.4.4.3.1 Equation de fonctionnement au stator…….....113
5.4.4.3.2 Equations de fonctionnement au rotor…….114
5.4.4.3.3 Equations de fonctionnement de la MAS……114
5.4.4.4 Modèle avec pertes fer…….115
5.4.4.4.1 Schéma équivalent ramené au stator……....116
5.4.4.4.2 Modèle équivalent au stator avec fuites magnétiques totales au rotor…….117
5.5 Utilisation du circuit équivalent de la MAS.....118
5.6 Détermination des paramètres de fonctionnement à partir des grandeurs mesurables.....118
5.6.1 Essai au synchronisme (à rotor ouvert ou à vide : $g = 0$) 119
5.6.2 Essai à rotor en court-circuit (ou bloqué : $g = 1$).....119
5.6.3 Essai en charge de la MAS.....121
5.7 Modélisation dynamique électromagnétique de la MAS triphasée……...122
5.8 Equations générales de la MAS……122
a. Equations électriques……...123
b. Equations magnétiques……123
c. Equations mécaniques……..124
5.9 Transformations…… 125
5.9.1 Transformation triphasée – diphasée…….. 125
5.9.2 TransforEmation de Park…… 126
5.9.2.1 Principe de la transformation de Park.....126
5.9.2.2 Modélisation en complexe.....128
5.9.2.3 Application de la Transformation de Park à la MAS 129
a. Equations magnétiques……. 129
b. Equations de tensions électriques…. 130
c. Equations de la puissance et du couple électromagnétique 130
5.9.2.4 Expression de la puissance et du couple électromagnétique 130
5.9.2.5 Equation de PARK de la MAS exprimée dans différents référentiels.....132
5.9.2.5.1 Référentiel lié au stator 132
5.9.2.5.2 Référentiel lié au rotor 132
5.9.2.5.3 Référentiel lié au champ tournant.....133
5.9.3 Modèle d'état de la MAS dans le repère (d, q) lié au champ tournant 133
5.9.3.1 Modèle d'état de la MAS alimentée en tension……...134
5.9.4 Forme d'état du modèle de la MAS dans le repère (d, q) lié au stator……..135

B- Modélisation dynamique de l'association convertisseur – MAS triphasée

5.1 Modélisation de l'alimentation…….....136
5.1.1 Technique de modulation de largeur d'impulsion MLI…….....137
5.1.2 Modélisation de l'onduleur de tension à MLI……..139
5.1.2.1 Principe de la commande par MLI…….139
5.1.2.2 Modélisation simplifiée de l'onduleur à deux niveaux de tensions triphasées en pont……139
5.1.2.3 Commande MLI sinusoïdale (SPWM)……..143
5.1.2.4 Simulation de l'association convertisseur-MAS……...145
5.1.3 Conclusion……...146

Chapitre 6 COMMANDE DES SYSTEMES DE PUISSANCE AC

A- Stratégies de commande de la Machine Asynchrone pour le réglage de sa vitesse et du couple

Résumé 147
6.1 Introduction.....148
6.2 Historique et principe des commandes de la MAS.....149
6.2.1 La cascade hyposynchrone.....149
6.2.1.1 Principe de fonctionnement……..150
6.2.2 Commande scalaire des MAS……....150
6.2.2.1 Loi de commande en (U_s/f)…….151
6.2.3 Commande vectorielle des MAS……...151
6.2.3.1 Commande vectorielle par orientation du flux « FOC »……..153
6.2.4 Commande directe du couple « DTC ».....153
6.2.5 Commande par retour d'état linéarisant (CNL) 154
6.2.6 Commande par mode glissant (CMG) 155
6.3.1 La commande vectorielle.....156
6.3.2 Principe de la commande vectorielle 156
6.3.3 La commande par orientation du flux (FOC).....157
a. Principe……157
b. Choix du flux à orienter ……..157
c. Commande vectorielle à flux rotorique orienté d'une MAS……..158
6.4 Différents modes de commande vectorielle……161
6.4.1 Commande vectorielle directe DFOC……161
6.4.1.1 Mesure directe du flux dans l'entrefer par des capteurs……...162
6.4.1.2 Modèle dynamique du flux ……162
6.4.2 Technique d'estimation et d'observation du flux rotorique et de la vitesse de la MAS….162
6.4.2.1 Les estimateurs pour la commande vectorielle DFOC……..163
6.4.3 Commande vectorielle indirecte IRFOC……....165
6.4.4 Le modèle électrique de la MAS……....166
6.4.5 Régulation……...168
6.4.5.1 Méthodes classiques de régulation……..168
a. Introduction……168
b. Performances des régulateurs……....168
c. Caractéristiques des systèmes de commande……169
c1. Stabilité……169
c2. Précision……..169
c3. Rapidité……170
c4. Sensibilité……170
d. Détermination des paramètres des régulateurs PI…….. .170
d1. Régulation du flux et du couple de la MAS 170
d2. Régulateur de vitesse de la MAS……....175
6.5 Simulation de la commande vectorielle indirecte IRFOC ……..177
6.6 Conclusion……....179

B- Algorithmes Evolutionnaires et ERLS Adaptatifs pour l'Identification des Paramètres du model ARMAX de la Machine Asynchrone et Commande Robuste

6.1 Objectif de l'identification……..180
6.2 Introduction……180
6.3 Modélisation par phase de la MAS……181
6.4 Régulation de vitesse par PI optimisé par AG……182
6.5 Optimisation basée sur différentes fonctions objectives……183
A. Convergence de la trace de fitness……...184
B. Evolution des paramètres PI au cours des générations……..184
C. Vitesse contrôlée par PI optimisé par AG……..185
6.6 Minimisation de l'Erreur de Prédiction (PEM)……...186
6.7 Le modèle ARMAX……187
6.8 Méthode Adaptative ERLS « AERLS »……..188
6.9 Estimation des paramètres du modèle ARMAX de la MAS par les AG……190
A. Modèle à quatre paramètres……190
B. Modèle à trois paramètres……....190
C. Algorithme Génétique ……..191
D. Programmation Génétique (PG)……..192
6.10 Résultats et discussion……193
A. Résultats de l'AERLS pour le modèle de la MAS à quatre paramètres……..193
B. Résultats de l'AERLS pour le modèle à trois paramètres……194
C. Résultats des AG pour le model à quatre paramètres……196
D. Résultats des AG pour le model à trois paramètres……198
6.11 Validation du modèle ARMAX de la MAS……201
6.12 Conclusion……...207

C- Modélisation Box-Jenkins et Identification Robuste pour la Commande Optimale IRFOC du Moteur à Induction

Résumé……209
6.1 Introduction……210
6.2 Modélisation dynamique du Moteur à Induction……211
6.3 Régulation de vitesse par PI optimisé par AG……213
6.4 Optimisation basée sur différentes fonctions objectives……213
6.5 Méthode d'Erreur de Prédiction « PEM »……...214
6.6 Modèles discrets Box-Jenkins et ARMAX……215
6.7 Model nominal et model de bruit stochastique……...216
6.8 Identification robuste de l'IM……...217
A. Estimation du modèle ARMAX de l'IM……217
1) *Modèle nominal ARMAX à quatre paramètres*……...217
2) *Modèle nominal ARMAX à trois paramètres*……..218
B. Estimation du modèle Box-Jenkins de l'IM……...218
1) *Modèle nominal Box-Jenkins à quatre et trois paramètres*……218
6.9 Résultats et discussions……...219
A. Modèle ARMAX à quatre et trois paramètres……...219
B. Modèle Box-Jenkins à quatre et trois paramètres……224
C. Modèle Box-Jenkins à trois paramètres……226

6.10 Validation des Modèles Box-Jenkins et ARMAX de l'IM……..230
6.11 Conclusion……234

Chapitre 7 A- METHODES DE COMMANDE DES SYSTEMES DE PUISSANCE DC

7.1 Introduction……235
7.2 Systèmes de commande……...235
7.2.1 Système de réglage de vitesse……235
A. Système de commande en boucle ouverte (BO)……...235
B. Système de commande bouclé ……..236
7.2.2 Système de commande de position ……237
A. Régulateurs et suiveurs……..238
1) ***Régulateurs (ou stabilisateurs***)……..238
2) ***Systèmes suiveurs***……..238
a. Système de régulation programmé……....239
b. Système de régulation extrémale……239
7.3 Modes de commande des moteurs DC……239
7.3.1 Mode de commande de position par l'induit……...241
A. Equations de fonctionnement dans le domaine temporel (DT)……243
1) Partie mécanique ……..243
2) Partie électrique ……...243
a. Equations d'état……243
b. Equations de fonctionnement dans le domaine fréquentiel (DF)…… ..243
c. Schéma fonctionnel……...244
d. Fonctions de transfert du moteur DC ……...244
d1. FT réduite du moteur……245
d2. FT de la chaîne directe……..245
d3. FT globale du système……..246
e. Etude de la réponse à l'échelon des systèmes du second ordre……246
f. Application aux servomoteurs de commande de position par l'induit……247
g. Performances des systèmes du second ordre……248
7.3.2 Mode de commande de position par l'inducteur ……248
A. Principe de fonctionnement……..249
B. Schéma fonctionnel……..249
7.3.3 Mode de réglage de vitesse par l'inducteur……250
A. Dynamo tachymétrique ……...250
B. Principe de fonctionnement du réglage de vitesse…… .250
C. Schéma fonctionnel……....251
D. FT de commande en vitesse du moteur par l'inducteur ……..251
E. FT du système……...252
7.4 Conclusion ……..252

B- Méthodes Evolutionnaires et de Moindres Carrés Récursifs Extensifs Adaptatifs (AERLS) pour l'Identification des Paramètres du model ARMAX d'un Moteur DC

Résumé……253
7.1 Introduction……254

7.2 Le modèle ARMAX ……...255
7.3 Modélisation du moteur DC……255
7.4 Estimation des paramètres du modèle ARMAX du moteur DC par les AG……....257
A. Méthode des AG……..258
B. Programmation Génétique ……259
7.5 Résultats et discussion……259
A. Résultats de la Méthode AERLS……260
B. Résultats des AG…… .262
7.6 Régulation de vitesse par PID optimisé par les AG……264
A. Optimisation basée sur différents fonctions objectifs……265
7.7 Conclusion……...266

Chapitre 8

A- Algorithmes génétiques codés réels pour l'identification du contrôleur PID Optimal pour la commande performante du bras de robot SCARA

Résumé ……267
8.1 Introduction……268
8.2 Bref aperçu sur la robotique……270
8.2.1 Constitution d'un robot industriel……...270
8.2.2 Applications des robots……...270
1. Le transfert de matériaux ……..271
2. L'opération de transformation ……..271
3. L'assemblage et l'inspection ……271
8.2.3 Description des bras manipulateurs…….....271
8.2.4 Chaîne cinématique d'un robot manipulateur……272
8.2.5 Génération de mouvement……...272
8.2.6 Détermination des modèles géométriques……..273
8.2.6.1 Calcul du modèle géométrique direct……274
8.2.6.2 Calcul du modèle géométrique inverse……..274
8.2.7 Transformations……..274
8.2.7.1 Changement de repère……...276
8.2.7.2 Transformation homogène……277
8.2.7.3 Modèle géométrique du bras de robot SCARA……278
8.2.7.4 Les paramètres de Denavit-Hartenberg……278
8.2.8 Modèle géométrique inverse……...280
8.3 Performance des Robots Manipulateurs ……281
8.4 Actionneurs électriques utilisés dans les articulations ……...282
8.4.1 Moteurs DC ……282
8.4.2 Le moteur à commande d'inducteur ……..282
8.4.3 Le moteur à commande d'induit ……283
8.4.4 Les moteurs pas à pas ……284
8.5 Méthodes conventionnelles d'optimisation des contrôleurs de procédés industriels……..285
8.5.1 Buts d'un asservissement……285
8.5.2 Optimisation d'un dispositif……..285
8.5.3 Critères de performance …… ...286
8.5.3.1 Critère de l'erreur quadratique intégrale (ISE)……..287

8.5.3.2 Critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE)…….....287
8.5.3.3 Critère de l'intégrale de l'erreur absolue (IAE)…….288
8.5.3.4 Critère de l'intégrale du temps multiplieur de l'erreur absolue (ITAE) ……...288
8.5.3.5 Critère de l'intégrale du temps multiplieur du carré de l'erreur (ITSE)……....288
8.5.4 Les régulateurs classiques……..289
a. Le gain proportionnel K_p……291
b. Le gain intégral K_i……...291
c. Le gain dérivatif K_d……291
8.5.5 Contrôleurs concevables par évolution……..293
8.5.6 L'évolution des contrôleurs……...293
8.5.7 Optimisation des paramètres……..294
8.6 Réglage optimal du contrôleur PID……294
8.6.1 Optimisation du contrôleur PID par les algorithmes évolutionnaires……...296
8.6.2 L'approche basée sur la méthode d'optimisation par les AG……297
8.6.2.1 Concepts fondamentaux des AG……...297
8.6.2.2 Paramètres de base d'un AG……300
8.6.2.3 Réglage des paramètres de base d'un AG……300
1. Population initiale…….....300
2. Précision des variables…….....300
3. Critère d'arrêt……300
4. Fonction de sélection……301
5. Fonction de croisement ……301
6. Fonction de mutation……302
8.6.2.4 Performance de l'algorithme génétique……302
8.6.2.5 Modèle cinématique du bras de robot……...302
8.6.2.6 Résultats et discussion……...305
8.7 Choix du contrôleur PID ……306
8.8 Réglage optimal du contrôleur PID……306
8.8.1 Modélisation des servomécanismes robots ……307
A. Optimisation basée sur MSE……..308
B. Optimisation basée sur ISE……....311
C. Optimisation basée sur IAE ……..312
D. Optimisation basée sur ITAE ……....314
E. Optimisation basée sur ITSE ……314
F. Optimisation basée sur MSE-ISE……..315
G. Optimisation basée sur MSE-ISE-IAE……..316
H. Optimisation basée sur ITAE-ITSE……..317
8.8.2 Réponse temporelle contrôlée par PID optimal pour différentes fonctions objectifs…….318
8.8.3 Amélioration simultanée de la stabilité et de la précision ……320
8.8.4 Evolution des pôles du système contrôlé par PID optimal……321
8.8.5 Amélioration simultanée de la stabilité et la rapidité ……..321
8.9 Conclusion……...322

B- Réalisation d'un prototype de suiveur solaire pour panneau bi-axial commandé par servomoteurs à réducteurs

Résumé ……...323
8.1 Introduction……....324
8.2 Panneaux suiveurs solaires ……325

8.3 Intérêt des panneaux PV mobiles……...326
8.4 Méthodologie et technique des panneaux PV……327
8.4.1 Différent composants de la réalisation électrique……...328
8.4.1.1 Résistance dépendant de la lumière LDR……..328
8.4.1.2 Servomoteurs ……329
8.4.1.3 Constitution interne du servomoteur…….330
8.4.2 Fonctionnement du servomoteur…… ……331
8.5 Microcontrôleur et Programmation……332
8.5.1 Le microcontrôleur…….....332
8.5.1.1 Avantages du microcontrôleur……...332
8.5.1.2 Rôle du microcontrôleur dans le système suiveur solaire…….333
8.5.1.3 Choix du microcontrôleur…… ……....333
8.5.1.4 Le microcontrôleur ATMEGA ……333
8.5.1.5 Structure d'un microcontrôleur ATMEGA ……...333
8.5.1.6 Synoptique…….334
8.5.1.7 Descriptions des broches……...334
8.5.1.8 Oscillateur……..336
8.5.1.9 Convertisseur Analogique / Numérique (ADC)……336
8.5.2 Réalisation du circuit de commande du suiveur solaire……..336
8.5.3 Environnement de développement ……338
8.6 Différentes étapes de la réalisation mécanique……341
8.6.1 Prototype de suiveur du panneau photovoltaïque …….....341
8.6.2 La lunette ……341
8.6.3 L'axe vertical ……342
8.6.4 L'axe horizontal…… ……342
8.6.5 La base ……...343
8.7 Gestion de l'organigramme du système……...344
8.7.1 Réalisation du software principal …….....344
8.7.2 Explication de l'organigramme ……346
8.8 Conclusion……...347

Conclusion générale.....348

Bibliographie……352

Annexes A1
Annexes A2
Annexes A3
Annexes A4

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

1.1 Logigramme basé sur l'évolution…… ……...08
1.2 Codage binaire des paramètres……09
1.3 Organigramme d'évolution de l'AG……...14
1.4 Roulette biaisée……...18
1.5 Opérateur de croisement simple sur une chaîne binaire…….....24
1.6 Croisement uniforme à masque…….....25
1.7 Croisement arithmétique uniforme……..26
1.8 Variation de l'amplitude de mutation non uniforme $\Delta(t, y)$ ……...31

Chapitre 2

2.1 Schéma de l'algorithme VEGA……52

Chapitre 3

3.1 Principe de la conception et du calcul d'un régulateur…… ..59
3.2 Système d'identification basée sur l'erreur de sortie……...61
3.3 Système d'identification basée sur l'erreur de prédiction……63
3.4 Organigramme d'identification des systèmes…….....67
3.5 Modèle paramétrique non bruité…….....74
3.6 Système soumis à une perturbation…….....75
3.7 Principe de l'erreur d'équation……76
3.8 Structure de modèle à erreur d'équation *ARX*…….....77
3.9 Structure du modèle à erreur d'équation ARMAX…….....78
3.10 Principe de l'erreur de sortie OE……78
3.11 Structure de modèle à erreur de sortie……79
3.12 Structure du modèle général……80

Chapitre 4

4.1 Logigramme d'identification récursive de paramètres d'un modèle……..86
4.2 Principe de l'identification des modèles de procédés…….....96

Chapitre 5 A

5.1a Encoches du stator…… …...102
5.1b Rotor de la MAS à cage d'écureuil…….....103
5.1c Moteur asynchrone à rotor bobiné…….....103
5.2 Modèle idéal de la MAS……107
5.3 Convention du flux……109
5.4 Modèle dynamique par phase……113
5.5 Modèle dynamique du type transformateur à fuites au rotor……115
5.6 Modèle dynamique avec P_{Fer} et réactance de fuite X_{fr} totalisée au rotor……...116
5.7 Modèle dynamique au stator de la MAS……116
5.8 Modèle dynamique au stator avec inductance de fuites au rotor……...117
5.9a Schéma équivalent à vide……119
5.9b DV des courants……...119
5.10a Schéma équivalent rotor bloqué……120
5.10b DV des tensions……120

5.11 Représentation schématique d'une MAS triphasée…….....122
5.12 Modèle électrique d'une phase de la MAS…….....123
5.13 Passage du repère triphasé (***a, b,*** **c**) au repère diphasé (***d***, ***q***)……127
5.14 Modèle diphasé de la MAS dans le repère de Park…….129

Chapitre 5B

5.15 Schéma global de l'alimentation de la MAS triphasée……136
5.16 Modélisation simplifiée de l'onduleur en pont triphasé…….....140
5.17 Forme de tensions de l'onduleur triphasé avec charge RL monté en étoile……142
5.18 Commande MLI sinus-triangle…….143
5.19 Commande MLI sinus- triangle pour onduleur triphasé en pont……..145
5.20 Démarrage de la MAS alimentée par l'onduleur de tension commandé par la technique SPWM avec application d'une de *10 Nm* à s...……....146

Chapitre 6A

6.1 Principe du découplage d'une MAS analogue à celle de la MCC……..156
6.2 Schéma de principe du contrôle vectoriel……..159
6.3 Modèle de la MAS et découplage par addition des termes de compensation……171
6.4 Carte des pôles de $F_d(s)$; (p_1= - 172 ; p_2 = -8.48)…….....171
6.5 Réponse temporelles régulées de i_{sd} pour *ksi=1* et *ksi=0.7*…….....173
6.6 Schéma de principe de la commande vectorielle……..175
6.7 Schéma fonctionnel de régulation et d'asservissement de vitesse……176
6.8 Schéma bloc de la commande IRFOC de la MAS……178
6.9a Vitesse de référence……..178
6.9b Vitesse mesurée en charge……...178
6.10a Courant du flux de référence…….....178
6.10b Courant du flux estimé……...178
6.11a Courant I_{sq} de référence……179
6.11b Courant I_{sq} estimé……..179
6.12a Courant de flux I_{phi}……179
6.12b Courant estimé I_{sq}……...179
6.13 Couple électromagnétique *Cem*……...179

Chapitre 6B

6.1 Circuit équivalent par phase ramené au stator d'une MAS……182
6.2 Vitesse régulée par PI optimisé par AG de la MAS par IRFOC……183
6.3 Evolution des fonctions Fitness……..184
6.4 Evolution des paramètres PI optimisés par AG pour différentes fonctions objectifs……184
6.5 Vitesses régulées par PI conventionnel et PI optimisé par AG……..185
6.6 Principe d'identification fondé sur l'erreur de sortie……186
6.7 Structure du modèle à erreur d'équation ARMAX……188
6.8 Schéma d'identification par AG……191
6.9 Evolution des paramètres a_1, a_2 et $b_1 = b_2$ du modèle ARMAX(4par's)……193
6.10 Vitesses mesurée (*Wm*) et estimée (*Waerls*) du modèle ARMAX(4par's) par l'AERLS……..194
6.11 Evolution des paramètres a_1, a_2 et b_1 du modèle ARMAX(3par's)……..195
6.12 Vitesses mesurée (*Wm*) et estimée (*Waerls*) par l'AERLS…….....195
6.13 Valeurs de la Fitness du modèle ARMAX(4par's)…….....196
6.14 Critère d'arrêt du modèle ARMAX(4par's)…… 196

6.15 Meilleures valeurs du modèle ARMAX(4par's)…….....197
6.16 Vitesses Mesurée (*Wm*) et Estimée (*Wga*) par AG du modèle ARMAX(4par's)……197
6.17 Résidus de l'identification par AERLS et AG du modèle ARMAX(4par's)……...198
6.18 Valeurs de la Fitness du modèle ARMAX(3par's)…….....199
6.19 Critère d'arrêt du modèle ARMAX(3par's)……199
6.20 Meilleures valeurs du modèle ARMAX(3par's)…….....199
6.21 Vitesses Mesurée (*Wm*) et Estimée (*Wga*) par les AG du modèle ARMAX(3par's).....200
6.22 Résidus de l'identification par AERLS et AG du modèle ARMAX(3par's)……...201
6.23 Bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC de la MAS…….....203
6.24 Flux estimés régulés par PI et optimisé par AG……...204
6.25 Courants de référence et direct stator régulé par PI et optimisé par AG……..204
6.26 Courants de référence et quadrature stator régulé par PI et optimisé par AG……..205
6.27 Courants stator régulé par PI et optimisé par AG……205
6.28 Puissance active régulée par PI et optimisée par AG…….....206
6.29 Puissances réactives régulées par PI et optimisée par AG……...206
6.30 Puissances réactives régulées par PI et optimisée par AG……...207
6.31 Pertes joules régulée par PI et optimisée par AG……207

Chapitre 6C

6.1 Schéma d'identification utilisant la PEM……...214
6.2 Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de l'ARMAX (4par's)……220
6.3 Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de l'ARMAX (3par's)……...221
6.4 Vitesses mesurée (W_m) et estimée (W_{es}) de l'ARMAX……222
6.5 Vitesses mesurée (W_m) et estimée (W_{es}) avec incertitude de l'ARMAX……222
6.6 Résidus d'identification par AERLS des ARMAX à quatre et trois paramètres. ……223
6.7 Résidus d'identification par SRMPI des ARMAX à quatre et trois paramètres……224
6.8 Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de Box-Jenkins (4par's)……225
6.9 Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de Box-Jenkins (3par's)……227
6.10 Measured (W_m) and Box-Jenkins estimated (W_{es}) speeds…….....227
6.11 Vitesses mesurée (W_m) et estimée (W_{es}) avec incertitude de Box-Jenkins……..228
6.12 Résidus d'identification par AERLS des structures Box-Jenkins à 4 et à 3paramètres……229
6.13 Résidus d'auto corrélation et de cross corrélation du modèle ARMAX……..233
6.14 Résidus d'auto corrélation et de cross corrélation du modèle B-J……...233
6.15 Bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC de l'IM……...234

Chapitre 7A

7.1 Système de commande de vitesse en boucle ouverte……236
7.2 Système de commande de vitesse en boucle fermée (BF)……236
7.3 Système de commande de position en boucle ouverte (BO)……..237
7.4 Système de commande de position en boucle fermée (BF)……...237
7.5 Schéma fonctionnel d'un régulateur…….....238
7.6 Asservissement fonctionnant en suiveur……239
7.7 Servomoteur de commande de position par l'induit…….....241
7.8 Schéma fonctionnel du servomoteur……244
7.9 Schéma fonctionnel à retour unitaire du système global…….....246
7.10 Réponse temporelle du système du deuxième ordre sous amortie (ζ<1)……248
7.11 Commande de position par l'inducteur d'un moteur DC chargé……..249
7.12 F(s) écrite sous forme d'un produit de FT simples du premier ordre en cascade……249
7.13 Servomoteur de commande de vitesse par l'inducteur……250

7.14 Moteur DC commandé par l'inducteur……251

Chapitre 7B

7.1 Circuit équivalent du moteur DC……256
7.2 Bloc diagramme du moteur DC commandé par l'induit……257
7.3 Schéma d'identification par les A G……258
7.4 Evolution des paramètres estimés a_1, a_2 and b_0 par AERLS……260
7.5 a. Courant d'induit $\boldsymbol{I_a}$ b. Couple électromagnétique $\boldsymbol{C_{em}}$ c. Vitesse angulaire $\boldsymbol{w_m}$……261
7.6 Valeurs de la fitness……262
7.7 Critère d'arrêt……262
7.8 Meilleurs valeurs des paramètres estimés……263
7.9 Résidus d'estimation par AERLS et AG……263
7.10 Régulation de vitesse du moteur DC par PID optimisé par AG……264
7.11 Evolution des fonctions Fitness……265
7.12 Evolution des paramètres PID pour indices simples……266
7.13 Evolution des paramètres PID pour indices combinés……266

Chapitre 8A

8.1 Structure d'une chaîne mécanique articulée……272
8.2 Transformation de rotation pure autour de l'axe x……275
8.3 Changement de repère……276
8.4 Placements respectifs des repères R_n et du point O_{n+1}……278
8.5 Illustration géométrique de la transformation homogène……279
8.6 Moteur DC à Commande d'inducteur……282
8.7 Evolution du couple en fonction de la vitesse de rotation……283
8.8 Moteur DC à Commande d'induit……283
8.9 Evolution du couple en fonction de la vitesse de rotation……284
8.10 Principe de fonctionnement du moteur pas à pas……285
8.11 Bloc diagramme du bras de robot contrôlé par PID optimisé par AG……294
8.12a Structure typique d'un bras de robot SCARA……303
8.12b System de robot SCARA réel……303
8.13 Diagramme cinématique de D-H dans le système de coordonnées de base……303
8.14 Réponse temporelle sous amortie du bras de ROBOT……306
8.15 Schéma fonctionnel du servomoteur régulé du bras de robot……307
8.16a Population initiale par AG (MSE-Artic.1)……308
8.16b Population initiale par AG (MSE-Artic.2)……308
8.17a Evolution des paramètres PID (Articulation1-MSE)……309
8.17b Evolution des paramètres PID (Articulation2-MSE)……310
8.18a Population finale par AG (MSE-Artic.1)……310
8.18b Population finale par AG (MSE-Artic.2)……310
8.19a Meilleures populations par AG (MSE-Artic.1)……311
8.19b Meilleures populations par AG (MSE-Artic.2)……311
8.20a Evolution de la Trace par AG pour MSE (Artic.1)……311
8.20b Evolution de la Trace par AG pour MSE (Artic.2)……311
8.21 Evolution de la Trace par AG pour ISE (Articulations 1 et 2)……311
8.22a Evolution des paramètres PID (Articulation2-IAE)……312
8.23a Population finale par AG (IAE-Articul.1)……313
8.23b Population finale par AG (IAE-Articul.2)……313
8.24a Meilleures populations par AG (IAE-Artic.1)……313

8.24b Meilleures populations par AG (IAE-Artic.2)……313
8.25a Evolution de la Trace par AG pour IAE (Artic.1)……314
8.25b Evolution de la Trace par AG pour IAE (Artic.2)……314
8.26a Evolution des paramètres PID (Articulation2-ITAE)……314
8.27a Evolution des paramètres PID (Articulation1-ITSE)……315
8.27b Evolution des paramètres PID (Articulation2-ITSE)……315
8.28a Evolution des paramètres PID (Articulation1-MSE-ISE)……315
8.28b Evolution des paramètres PID (Articulation2-MSE-ISE)……316
8.29a Evolution des paramètres PID (Articulation1-MSE-ISE-IAE)……316
8.29b Evolution des paramètres PID (Articulation2-MSE-ISE-IAE)……317
8.30a Evolution des paramètres PID (Articulation1-ITAE-ITSE)……317
8.30b Evolution des paramètres PID (Articulation2-ITAE-ITSE)……318
8.31a Réponses indicielles pour différentes Fonctions Objectives (Articulation-1)……318
8.31b Réponses indicielles pour différentes Fonction Objectives (Articulation-2)……318
8.32a Vitesse pour différentes fonctions Objectifs (Articulation-1)……319
8.32b Vitesse pour différentes fonctions Objectifs (Articulation-2)……319
8.33a Erreur de Position Articulaire pour différentes Fonctions Objectifs (Articulation-1)……320
8.33b Erreur de Position Articulaire pour différentes Fonctions Objectifs (Articulation-2)……320
8.34a Carte des Pôles-Zéros du Système Réel Contrôlé (Articulation1-MSE)……321
8.34b Carte des Pôles-Zéros du Système Réel Contrôlé (Articulation2-MSE)……321

Chapitre 8B

8.1 Classes de traqueurs solaires bi-axiaux…… ……326
8.2 Comparaisons du rendement de production avec panneaux suiveurs et système fixe……327
8.3 Schéma bloc du système global……328
8.4 Régulateur de tension……328
8.5a LDR de Cds……329
8.5b Caractéristiques LDR……329
8.5c Lunette composée de 4 LDR……329
8.6 Bloc du servomoteur……330
8.7 Différentes parties du servomoteur……330
8.8a Vitesse moteur $\Omega=f(U)$……331
8.8b Couple $T = f(I)$……331
8.8c Couple $T = f(\Omega)$……331
8.9 Position du palonnier relativement au signal PWM……332
8.10 Synoptique de l'ATMEGA328P……334
8.11 Brochage typiques de l'ATMEGA328……335
8.12 Circuit de l'oscillateur à quartz……336
8.13 Circuit de commande du suiveur solaire……338
8.14 Cartographie des broches de l'Atmega328P avec Arduino Uno board……339
8.15 Programme C++ de commande de poursuite…… .. .340
8.16 Prototype du panneau photovoltaïque……341
8.17 Lunette du suiveur……342
8.18 Axe vertical du suiveur……342
8.19 Axe horizontal du suiveur……343
8.20 La base du suiveur……343
8.21 Prototype du panneau suiveur……344
8.22 Organigramme de commande de poursuite……345

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre 1

1.1 Différentes étapes pour trouver la meilleure Fitness par les AG…….34

Chapitre 6B

6.1 Valeurs des paramètres des AG pour l'optimisation du régulateur PI……...183
6.2 Caractéristiques de vitesses régulées par PI classique et PI optimise par AG……...186
6.3 Valeurs des paramètres des AG pour l'identification de la MAS……..192
6.4 Valeurs des critères de performances……202

Chapitre 6C

6.1 Paramètres de simulation de l'IM……...211
6.2 Valeurs de performance du modèle nominal par SRMPI, LM, GN……...228
6.3 Valeurs de performance du model de bruit par SRMPI, LM, GN……..228
6.4 Valeurs de performance du modèle nominal par GNA……..229
6.5 Valeurs de performance du modèle de bruit par GNA……...229
6.6 Valeurs de performance du modèle nominal par GRAD……...229
6.7 Valeurs de performance du modèle de bruit par GRAD……229
6.8 Valeurs de validation du modèle nominal par SRMPI, LM, GN……...230
6.9 Valeurs de validation du modèle de bruit par SRMPI, LM, GN……230
6.10 Valeurs de validation du modèle nominal par GNA…….....231
6.11 Valeurs de validation du modèle de bruit par GNA…….....231
6.12 Valeurs de validation du modèle nominal par GRAD…….....231
6.13 Valeurs de validation du modèle de bruit par GRAD……...231

Chapitre 7A

7.1 Paramètres du servomoteur de commande de position……..247

Chapitre 7B

7.2 Valeurs des paramètres des AG…….....259
7.3 Résultats de Simulation de la vitesse contrôlée par PID……264

Chapitre 8A

8.1 Effet des contrôleurs sur les performances……292
8.2 Paramètres de D-H du bras de robot SCARA……304
8.3 Valeurs des Principaux paramètres de l'AG…….....309
8.4 Résultats de simulation du bras de robot contrôle par PID optimisé par AG……320

Chapitre 8B

8.1 Potentiel solaire de l'Algérie……...326

NOTATIONS

P_{Sel}	Probabilité de sélection
q_i	Probabilités cumulatives
$\boldsymbol{P_c}$	Probabilité de croisement
$\boldsymbol{P_m}$	Probabilité de mutation
s, r	Indice relatif au stator et rotor respectivement
d	Indice de l'axe direct
q	Indice de l'axe en quadrature
$[U_s]$	Vecteur tension statorique
$[I_s]$	Vecteur courant statorique
$[I_r]$	Vecteur courant rotorique
$[\Phi_s]$	Vecteur flux statorique
$[\Phi_r]$	Vecteur flux rotorique
$[R_s]$	Matrice diagonale des résistances statoriques
$[R_r]$	Matrice diagonale des résistances rotoriques
$[L_{ss}]$	Matrice inductance statorique
$[L_{rr}]$	Matrice inductance rotorique
$[M_{sr}]$	Matrice inductance mutuelle stator-rotor
$[P(\theta)]$	Matrice de Park
$\boldsymbol{S_A}$	Axe magnétique de phase statorique
R_a	Axe magnétique de phase rotorique
p	Nombre de paires de pôles
θ_s	Angle électrique entre l'axe a_s et l'axe d
θ_r	Angle électrique entre l'axe a_r et l'axe d
θ	Position angulaire du rotor par rapport au stator
ω_s	Pulsation électrique statorique
$\omega_r = \omega_s - \omega$	Pulsation de glissement
ω	Vitesse angulaire de rotation
Ω	Vitesse de rotation mécanique
C_{em}	Couple électromagnétique
C_r	Couple résistant
C_N	Couple nominal à pleine charge
R_s	Résistance statorique
Rr	Résistance rotorique
L_s	Inductance propre d'une phase statorique
$\boldsymbol{L_r}$	Inductance propre d'une phase rotorique
M_s	Inductance mutuelle entre deux phases statoriques
M_r	Inductance mutuelle entre deux phases rotoriques
M_{SR}	Inductance mutuelle maximale lorsque l'axe a_s coïncide avec l'axe a_r
$M = \frac{3}{2} M_{SR}$	Inductance cyclique mutuelle stator-rotor.
$\boldsymbol{\mathcal{L}_s = L_s - M_s}$	Inductance cyclique du stator
$\boldsymbol{\mathcal{L}_r = L_r - M_r}$	Inductance cyclique du rotor
M	Inductance cyclique mutuelle entre le stator et le rotor
L_{fr}	Inductance de fuite ramenée au rotor
L_{mr}	Inductance magnétisante rotorique
$\boldsymbol{N_r'}$	Inductance magnétisante ramenée au rotor
J	Moment d'inertie des masses tournantes
f	Coefficient de frottement visqueux

X_{ref}	Grandeur de référence
$\hat{X}$	Grandeur estimée
τ_s, τ_r	Constantes de temps statorique et rotorique
σ	Coefficient de dispersion
V_{dc}	Tension continue
T_e	Période d'échantillonnage
P_{Fer}	Pertes fer
$\overline{E}_r$	F.é.m. induite au rotor
P_{tr}	Puissance active transmise
$\boldsymbol{X_f}$	Réactances de fuites totales
X_{fs}	Réactance de fuite globalisée au stator
$\boldsymbol{X_m}$	Réactances de magnétisation
Q_m	Puissance réactive magnétisante
Φ_m	Flux mutuel entre le stator et le rotor
m_r	Rapport de transformation rotor/stator
m_s	Rapport de transformation stator/rotor
X_{mr}	Réactance magnétisante globalisée au rotor
N	Inductance totale de fuite ramenée au stator
R	Résistance rotorique R_r ramenée au stator
R/g	Résistance motionnelle
P_{JR}	Pertes joules au rotor
P_{fm}	Pertes de frottement mécaniques
P_0	Puissance mesurée à vide
I_{tr}	Courant rotorique ramené au stator
$f_r = g.f_s$	Fréquence rotorique
f_s	Fréquence statorique
g	Glissement
P_H	Pertes par hystérésis
P_{CF}	Pertes par courant de Foucault
TI	Transformateur idéal
$\bar{I}_0$	Courant d'excitation
I_a	Courant purement actif
I_m	Courant purement réactif
$\bar{I}_{mr}$	Courant magnétisant rotorique
n_s	Vitesse synchrone
U_{ph}	Tension de phase
U_L	Tension de ligne
I_D	Courant au démarrage direct
U_{cc}	Tension de court-circuit
Ω	Vitesse angulaire de rotation rotor
C_r	Couple de charge résistant
$C_{fm} = f_r.\Omega$	Couple de frottement mécanique
f_r	Coefficient de frottement visqueux rotor
J_T	Moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes (moteur, charge)
C_I	Couple d'inertie rotor
P_{mec}	Puissance mécanique
$[X]$	Vecteurs de tensions $[U_s]$, $[U_R]$, de courants $[I_s]$, $[I_R]$, ou de flux $[\Phi_S]$, $[\Phi_R]$
$[P(\theta_p)]$	Matrice de transformation modifiée orthogonale
$[P(\theta_p)]^{-1}$	Matrice de transformation inverse

θ_p	Position angulaire du système d'axes (d, q) par rapport au système d'axes réels (a, b, c)
$a=1.e^{j2\pi/3}$	Opérateur complexe triphasé de la transformation de Fortescue de rotation de $120°$
K	Coefficient au choix de l'utilisateur qui peut prendre différentes valeurs
$K=2/3$	Pour une représentation vectorielle conservant les amplitudes (Clarke)
$K=\sqrt{\frac{2}{3}}$	Pour une représentation vectorielle conservant la puissance (Concordia)
ω_s	Vitesse angulaire de synchronisme des axes ***d*** et ***q*** statoriques
ω_{gl}	Vitesse glissement des axes ***d*** et ***q*** rotoriques
P_{abc}	Puissance instantanée dans le repère triphasé **(*a, b, c*)**
P_{odq}	Puissance instantanée dans le repère diphasé **(*0, d, q*)**
P_{em}	Puissance électromagnétique d'échange avec la source
(α, β)	Repères de Concordia
(*d, q*)	Repères de Park
ε_s	Précision statique
Φ_m	Marge de phase
G_m	Marge de gain
$G_e(z)$	Modèle d'erreur
$G_0(z)$	Modèle nominal
ω_a	Pulsation du système oscillatoire amortie
K_v	Constante d'erreur de vitesse.
VCC	Tension d'alimentation
GND (ground)	Masse de l'alimentation

ACRONYMES

AAP	Algorithme d'Adaptation Paramétrique
ABC	Artificial Bee Colony : Colonies d'Abeilles Artificielles
ACO	Ant Colony Optimization : Algorithmes d'Optimisation par colonies de fourmis
ADC	Analog to Digital Converter : Convertisseur Analogique/Numérique
AG	Algorithmes Génétiques
AE	Algorithme Evolutionnaire
AEI	Algorithme Evolutionnaire d'Identification
AEMO	Algorithme Evolutionnaire MultiObjectifs
AERLS	Adaptive Extended RLS : Algorithme Adaptatif des Moindres Carrés Récursif Etendu
AGE	Algorithme Génétique Evolué
AGMO	Algorithme Génétique MultiObjectifs
AIC	Akaike Information Criterion : Critère d'information d'Akaike
ANN	Artificial Neural Networks
AR	Auto Regressif
ARMA	Auto Regressif à Moyenne Ajustée
ARMAX	Auto-Regressive Moving Average eXogenous : Auto Regressif à Moyenne Ajustée eXogène
ASIC	Application Specific Integrated Circuit
BBGC	Bruit Blanc Gaussien Centré
BLX-α	Blend crossover
CCP	Cylindrical-Parabolic Concentrators : Collecteurs solaires cylindro-parabolique
Cds	Sulfure de cadmium
CMOS	Complementary Metal Oxyde Semiconductor: Semi-conducteurs à oxyde métallique complémentaire
CNL	Commandes Non Linéaire
CPV	Concentrateurs Photovoltaïques
CSP	Concentrated Solar Power : Puissance solaire concentrée
DC	Discret Crossover : Croisement Discret
DFIM	Double Fed Induction Machine
DFOC	Direct Field Oriented Control : Commande Directe à Flux rotorique orienté
D-H	Denavit-Hartenberg
DM	Delta Modulation : Modulation delta
DNL	Dynamiques Non Linéaires
DSC	Direct Self Control
DSP	Digital System Processor: Processeur de signal numérique
DTC	Direct Torque Control : Commande directe du couple
EE	Equation Error : Erreur d'équation
EnR	Energies renouvelables
EQM	Ecart Quadratique Moyen
Eval	Fonction Evaluation

F	Fitness : Fonction d'Evaluation ou Fonction Coût
FC	Flat Crossover
FL	Fuzzy Logic: Logique Floue
FNN	Fuzzy Neural Networks : Réseaux neuro-floues
FPE	Final Prediction Error : Erreur de prédiction finale
FOC	Field Oriented Control : Flux rotorique orienté
FTBF	Fonction de Transfert en Boucle Fermée
FTBO	Fonction de Transfert en Boucle Ouverte
GAVaPS	GA with Varying Population Size: Populations de chromosomes de longueur variable
GLS	Generalized Least Squares
GMDH	Group Method of Data Handling : Méthode de Groupe de Maintien de Données
GTO	Gate Turn Off: Thyristor blocable par la gachette
HLJA	Hajela & Lin's Genetic Algorithm
ICSP	In Circuit Serial Programming: Connecteur
IGBT	Insulated Gate Bipolar Transistors: Transistors bipolaires à porte isolée
IGCT	Integrated Gate Commutated Thyristor: Thyristor à commande intégrée
IM	Induction Motor: Moteur à induction
IAE	Integral of Absolute magnitude of Error: Intégrale de l'Erreur Absolue
IRFOC	Indirect Field Oriented Control: Commande Indirecte à Flux rotorique orienté
ISCC	Integrated Solar Combined Cycle: Cycle combiné solaire intégré
ISE	Integral Square Error: Erreur Quadratique Intégrale
ITAE	Integral Time Absolute Error: Intégrale du Temps multiplieur par l'Erreur Absolue
ITSE	Integral Time-Square Error: Intégrale du Temps multiplieur du Carré de l'Erreur
IV	Instrumental Variable: Variable Instrumentale
LDM	Longueur de Description Minimale
LDR	Light Dependant Resistor: Photorésistance
LISP	LISt Processor : Expressions du langage interactif
LMD	Longueur Minimale de Description
LMS	Least Mean Squares : Moindres carrés
LNR	Loi de Newton de rotation
MA	Moyenne Ajustée
MADA	Machine Asynchrone à Double Alimentation
MAS	Moteur Asynchrone
MCC	Machine à Courant Continu
MCG	Moindres Carrés Généralisés
MCR	Moindres Carrés Récursifs
MDL	Minimum Description Length
MEM	Model Error Modeling : Modélisation de l'erreur associée au modèle
MGD	Modèle Géométrique Direct
MGI	Modèle Géométrique Inverse
MGMD	Méthode de Groupe de Maintien de Données
MLP	Multi-Layered Perception Networks : Réseaux de Perception Multicouches

MLI	Modulation de Largeur d'impulsion
MO	MultiObjectifs
MOAE	Multi Objective Evolutionary Algorithm
MOO	Multi-Objective Optimization : MultiObjectifs Optimisation
MOGA	Multiple Objective Génétique Algorithme
MOSFET	Metal Oxyde Field Effect Transistor : Transistors à effet de champ à grille-métal Oxyde
MSE	Mean Square Error : Erreur Quadratique Moyenne
MVR	Maximum de Vraisemblance Récursive
NARX	Non Linéaire Auto Régressive eXogène
NARMAX	Non lineaire Auto Regressif à Moyenne Ajustée eXogène
NLTI	Non Linear Time Invariant : Non linéaire à temps invariant
NLTD	NL à Temps Discret
NNT	Non Niching Technique
NPGA	Niched Pareto Genetic Algorithm
NSGA	Nondominated Sorting Genetic Algorithm
NT	Niching Technique
O	Fonction Objectif
OE	Output Error : Erreur de sortie
OT	Organe Terminal
PD3	Redresseur triphasé double alternance à diodes
PE	Programmation Evolutionnaire
PG	Programmation Génétique
PGMO	Programmation Génétique MultiObjectifs
PIC	Peripheral Interface Controller: Contrôleurs d'interface périphérique
PDIP	Plastic Dual Inline Package : Deux rangées parallèles en boitier plastique
PID	Proportionnel Intégral Dérivé
PMA	Parametric Minimization Algorithm : Algorithme de minimisation paramétrique
PNL	Programmation Non Linéaire
POM	Problème à Objectif Multiple
PRBS	Pseudo Random Binary Sequence: Séquence Binaire Pseudo Aléatoire
PRTS	Pseudo Random Ternary Sequence
PSO	Particle Swarm Optimization : Optimisation d'essaims particulaires
PV	Photovoltaïque
RISC	Reduced Instruction Set Computer : Composant à jeu d'instructions réduit
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
RBF	Radial Basis Function Networks *:* Réseau de Fonctions à Base Radiale
RLS	Recursive Least Squares
RML	Recursive Maximum Likelihood
RPEM	Recursive Prediction Error Method : Méthode d'Erreur de Prédiction Récursives
RWS	Roulette Wheel Selection : Sélection proportionnelle par roulette
SA	Simulated Annealing : Recuit simulé
SBPA	Séquence Binaire Pseudo-Aléatoires

SCARA	Selective Compliance Assembly Robot Arm
SDNL	Systèmes Dynamiques Non Linéaires
SE	Stratégies d'Evolution
SHE	Selected Harmonic Elimination: Modulations précalculée
SLMC	Sliding Mode Control : CMG (Commande par Mode Glissant)
SPEA	Strength Pareto Evolutionary Algorithm
SPWM	Sinusoïdal Pulse Width Modulation
SRAM	Static Random Access Memory: Mémoire vive statique
SRMPI	Search Reduced Models Parameters Identification : Identification des paramètres de modèles réduits par la recherche en ligne
STPA	Séquence Ternaire Pseudo-Aléatoires
STROGANOFF	Structured Representation On Genetic Algorithm for Nonlinear Function Fitting
SUS	Sélection Universelle Stochastique
SVPWM	Space Vector PWModulation : MLI vectorielle ou modulation postcalculée
THD	Total Harmonic Distortion : Taux de distorsion harmonique total
TS	Tabu Search : Recherche tabou
TVF	Théorème de la Valeur Finale
UART	Universal Asynchronous Receiver/Transmitter : Emetteur-récepteur asynchrone universel
UX	Uniform Crossover : Croisement Uniforme
VEGA	Vector Evaluated GA
VSS	Variable Structure System : Système à structure variable

INTRODUCTION GENERALE

Pendant de nombreuses décennies, la machine à courant continu (MCC) a constitué la seule source électromagnétique de vitesse variable en raison de sa facilité de commande. Cette dernière est assurée grâce au découplage naturel entre les deux éléments de commande en l'occurrence :

- Le courant induit producteur du couple.
- Le courant inducteur producteur du flux.

Actuellement la machine asynchrone (MAS) ou machine à induction « Induction Machine: IM » est de plus en plus utilisée pour effectuer de la vitesse variable ou du positionnement. De par sa construction, elle présente l'avantage d'être la plus robuste, peu coûteuse et très fiable.

Malgré tous les avantages cités précédemment, la commande des MAS peut devenir complexe, selon les performances désirées, pour les raisons suivantes :

- Son modèle analytique de base est non linéaire;
- C'est un modèle multi-variables et fortement couplé;
- C'est un modèle dont les paramètres sont connus approximativement et peuvent varier avec le temps, ainsi que la présence d'un capteur mécanique.

D'où la nécessité de son utilisation auparavant, uniquement dans des systèmes d'entrainement à vitesse constante. Ces difficultés ont mené les chercheurs, dans les laboratoires d'électroniques de puissance, de commande industrielle et de la microélectronique, de publier un nombre sans cesse grandissant d'ouvrages qui traite ce domaine. Les progrès réalisés en commande et les avancées technologiques considérables, ont rendu possible l'implantation de commandes performantes de cette machine faisant d'elle un concurrent redoutable dans les secteurs de la vitesse variable et du contrôle rapide du couple. Pour cela, les MAS triphasées sont les plus utilisées dans diverses applications pour équiper des actionneurs de toute puissance tels que les machines-outils, les robots manipulateurs et en variation de vitesse dans le cas de la propulsion navale, TGV, voitures électriques,….

Plutôt, il est important d'utiliser des méthodes de contrôle robustes, soit linéaires ou non linéaires pour rendre la réponse du système insensible aux variations des paramètres et aux effets troubles de la charge. En effet, les régulateurs classiques PI et PID utilisés dans la plupart des applications industrielles ne sont pas toujours adaptés au processus à régler puisqu'ils sont confrontés aux incertitudes paramétriques internes et externes. Cependant, pour pallier aux inconvénients indiqués, surtout de sensibilité aux incertitudes, des techniques modernes connues sous le nom de techniques avancées ont trouvé, dans la commande des machines électriques à courant alternatif et à courant continu, un champ d'investigation très intéressant. Le but des techniques avancées est de modifier la dynamique du système pour de meilleures performances de stabilité et de rapidité. Dans ce contexte, l'objectif principal de cette thèse consiste aux applications des algorithmes génétiques (AG) pour l'identification des paramètres des machines électriques pour de meilleures performances dynamiques des lois de commande robustes.

Notre contribution se résume sur les objectifs suivants :

- L'intérêt de la programmation génétique multiobjectifs (PGMO) à l'identification de modèles dynamiques de réalisation précis, réduits et les plus simples pour la commande de la MAS, ainsi que l'optimisation de leurs régulateurs PI comparés aux techniques conventionnelles.

- L'intérêt de la PGMO à l'identification des paramètres de la structure paramétrique discrète ARMAX et la commande des moteurs DC, ainsi que l'optimisation de leurs régulateurs PID comparé aux techniques conventionnelles.

- La simulation des deux techniques pour la comparaison des résultats obtenus pour les deux structures de modèles dynamiques ARMAX et Box-Jenkins du deuxième ordre, utilisant le minimum de paramètres dans la commande performante de la MAS. Notre objectif principal est d'améliorer les performances de l'association convertisseur-MAS pour sa commande par la technique vectorielle indirecte IRFOC robuste et la plus populaire.

- Comme applications des moteurs DC, il s'agit de faire l'optimisation par AG d'un contrôleur proportionnel intégral dérivé (PID) pour la bonne maîtrise de la commande performante du bras de robot manipulateur SCARA.

- Comme applications des gros moteurs DC qui se substituent de plus en plus pour équiper les voitures, les trains électriques, les locomotives et les panneaux solaires sans pollution de l'environnement, il devient indispensable de faire la réalisation de prototypes de suiveur solaire bi-axial commandé par servomoteurs à réducteurs.

Structure du travail

Les différents travaux concernant cette thèse s'articule principalement autour de huit chapitres :

Le premier chapitre est consacré à l'étude de la programmation évolutionnaire (PE), en particulier la PG et ses domaines d'application, en faisant une étude détaillée de la phase de sélection et le rôle des opérateurs de reproduction : le croisement et la mutation [1–2], [12]. Ces techniques étant relativement nouvelles dans la communauté de l'automatique et de l'électronique de puissance, il est important de bien exposer les principales notions théoriques en précisant les termes employés et en développant les applications des techniques intelligentes (ou avancées), plus particulièrement la PGMO [40], qui sera détaillée au deuxième chapitre.

Le deuxième chapitre fera l'objet de l'étude des concepts d'optimisation multiobjectifs MO par les algorithmes évolutionnaires (AE), qui demeure une étape nécessaire pour mener à bien un travail de recherche ou pour concevoir un système de commande performant tout en respectant les contraintes et les conditions exigées. Les AE constituent un outil puissant pour l'automatisation d'un processus. Ainsi l'optimisation MO est devenue un outil très utile pour la description des problèmes réels ne pouvant pas être représentés par un système unidimensionnel. L'approche par AGMO sera décrite. Elle représente la base de la méthode de la PGMO. IL s'agit d'appliquer la PG qui est très bien adaptée au traitement de problèmes d'optimisation MO.

Pour savoir quel pourrait être l'apport, cette technique métaheuristique, méthode approximative s'adaptant à l'optimisation MO, a été appliquée à l'identification des paramètres

du modèle des machines AC et DC étudiées, telles que la MAS et sa commande au chapitre 6 [80], [157], applicables aussi à d'autres machines, telle la MCC au chapitre 7 [158], ainsi que lors de l'optimisation des régulateurs PI et PID pour la commande performante par rapport aux méthodes conventionnelles. Cette technique de sélection, où les individus sont classés d'une manière itérative, sera aussi utilisée au chapitre 8 dans l'optimisation des régulateurs PID de commande du bras de robot manipulateur SCARA [165].

Le troisième chapitre concerne la formulation du problème de modélisation général qui couvre tous les cas des systèmes dynamiques linéaires et non linéaires, afin de choisir la structure convenable avant de procéder à son identification à l'aide des AG et de la PG pour leurs comparaisons avec les méthodes conventionnelles qui seront abordées au quatrième chapitre.

Dans le quatrième chapitre, on traite les principes de base de l'identification des modèles dynamiques de procédés. On présente les principaux types d'algorithmes d'adaptation paramétriques (A.A.P) intervenant dans les méthodes d'identification récursives. Puis, on examine l'influence des perturbations aléatoires sur l'identification paramétrique au court de l'estimation des paramètres du modèle réel choisi. Dans la dernière partie, on fait une étude détaillée des algorithmes des Moindres Carrés Récursifs (MCR) ou « Recursive Least Squares : RLS ».

Le cinquième chapitre est consacré à la modélisation dynamique de l'association convertisseur-MAS en vue de sa commande en utilisant le formalisme d'état. Puis, on présente les modèles sous forme de schéma-bloc. La deuxième partie est un exposé sur la commande du convertisseur à utiliser ainsi qu'une présentation des résultats de simulation de l'association convertisseur–machine. La simulation numérique permet la validation des modèles qui seront présentés.

Le sixième chapitre concerne, en premier lieu, la commande par orientation du flux et plus particulièrement, celle du flux rotorique qui constitue l'aspect le plus connu de la commande vectorielle des machines à inductions. Après l'implantation du modèle de la MAS, des estimateurs et des régulateurs de vitesse, de couple, et de courant de flux ; la stratégie de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté « Indirect Field Oriented Control : IRFOC » est présentée pour illustrer la théorie. Le premier objectif de cette partie de la thèse est d'appliquer les AG codés réels pour l'optimisation MO des gains des paramètres (K_p, K_i) du contrôleur PI pour de meilleures performances d'une commande robuste de vitesse [157], [167]. La deuxième partie de ce chapitre, propose les méthodes des moindres carrés non linéaires pour l'identification des paramètres de modèles réduits par la recherche en ligne choisie automatiquement « Search Reduced Models Parameters Identification: SRMPI » des structures paramétriques discrètes Box-Jenkins et ARMAX associées au moteur à induction triphasé pour toutes les conditions de fonctionnements en charge [161], [185]. Dans sa troisième partie, une comparaison des deux approximations de la modélisation ARMAX et Box-Jenkins à quatre et à trois paramètres, à travers des simulations numériques dont les régulateurs ont été optimisés par les AG lors de la commande IRFOC appliquée au moteur à induction, au court des variations de la charge et des paramètres variant dans le temps, confirment l'efficacité de ces derniers afin de positionner les deux modèles du point de vue performances statiques et dynamiques [180–185].

Dans le chapitre sept, on présente les méthodes évolutionnaires et de moindres carrés récursifs extensifs adaptatifs « Adaptive Extensive Recursive Least Squares: AERLS » pour l'identification des paramètres du model ARMAX d'un moteur DC pour prouver l'efficacité des AG par comparaison des deux approches [158]. Dans sa première partie, on présente les méthodes de commande des systèmes de puissance servomoteurs régulés en vitesse et pour le positionnement : application aux servomoteurs de commande de position par l'induit, dont

l'objectif est l'optimisation de leur régulateur PID par les AG pour la régulation en vitesse de hautes performances dynamiques. L'optimisation est basée sur différentes fonctions objectifs. Dans sa deuxième partie, on applique les AG pour l'identification des paramètres du modèle ARMAX d'un moteur DC pour son control optimal. Cette technique avancée a été généralisée à d'autres machines DC, AC et à la robotique évolutionnaire [213], [218–221], qui sera traitée au chapitre huit.

Dans le chapitre huit, on applique les AG codés réels pour l'identification du contrôleur PID optimal pour la commande performante du bras de robot SCARA [165], [168], [222]. La première partie est consacrée à un bref aperçu sur la robotique. Dans sa deuxième partie, les résultats de simulation basés sur l'optimisation par AG codé réel des paramètres du contrôleur PID pour différentes fonctions objectifs MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE ou leur combinaison sont comparés. L'approche d'identification PGMO est appliquée pour la simulation de données; puis aux systèmes d'observation de cas réels tels que les moteurs DC appliqués à la commande des robots manipulateurs où l'AG est destiné au réglage optimal des paramètres d'un contrôleur PID pour chaque articulation du robot SCARA pour accomplir les tâches désirées qui consiste à positionner et orienter l'organe terminal (l'outil) et pour le guidage d'autres trajectoires spécifiques avec précision et selon une certaine vitesse.

Dans sa dernière partie, on réalise un prototype de suiveur solaire pour panneau bi-axial commandé par servomoteurs à réducteurs [251], [255–257]. Dans ce contexte, ce projet de recherche comprend la réalisation et la commande du prototype d'un système de poursuite solaire bi-axial d'un panneau photovoltaïque (PV) pour l'amélioration du rendement énergétique. Les systèmes suiveurs des panneaux solaires PV améliorent l'extraction du maximum d'énergie. Notre système est composé de deux parties principales, l'assemblage mécanique et la réalisation des parties électriques. La partie électrique est composée de quatre LDR identiques comme entrée, une carte électronique à base du microcontrôleur ATMEGA328P comme contrôleur et deux servomoteurs forment la sortie puissance. Cette partie de la thèse de recherche se classe dans le domaine des sciences et techniques en vue de développer et de maitriser les technologies permettant d'exploiter les ressources considérables et inépuisables des énergies renouvelables (EnR) dans notre pays l'Algérie. C'est l'exploitation de l'énergie PV.

Ce travail sera clôturé par une conclusion générale à travers laquelle, on exposera les principaux résultats obtenus. On proposera comme suite à ce travail, les perspectives à envisager ainsi que des annexes donnant des compléments d'informations.

Chapitre 1

Les algorithmes évolutionnaires

Résumé :

L'objectif de ce chapitre est d'exposer les principales notions théoriques et pratiques des techniques avancées ou intelligentes : les algorithmes génétiques (AG), la programmation génétique (PG), les stratégies d'évolution (SE), la programmation évolutionnaire (PE) et les algorithmes génétiques évolués (AGE). Ceux sont des outils modernes de conception structurels et fonctionnels dans l'optimisation des paramètres et dans l'identification des systèmes dynamiques linéaires et non linéaires pour mener les travaux de recherche de cette thèse.

1.1 Bref Historique sur les Algorithmes Evolutionnaires (AE)

Quelques chercheurs des années 1950 ont tenté d'en adapter le principe de l'évolution naturelle à l'ingénierie. Mais la faible puissance des machines de l'époque et les connaissances de la génétique naturelle n'a pas permis d'obtenir des résultats satisfaisants. Plus tard dans les années 1960 et 1970 trois grandes écoles à travers le monde utilisent les Algorithmes Evolutionnaires (AE) de façons différentes. Ces recherches ont mené à quatre grandes familles d'AE :

- les Algorithmes Génétiques (AG).
- les Stratégies d'Evolution (SE).
- la Programmation Evolutionnaire (PE).
- la Programmation Génétique (PG).

Ceux sont des méthodes d'optimisation stochastiques basées sur les principes de l'évolution biologique naturelle. Ils recommandent les AG développés par John Holland et les SE développées par Rechenberg. Ils paraissent concilier au mieux généralité, puissance et facilité de programmation.

Les chercheurs étudient le concept de l'évolution naturelle dans le but de son utilisation dans les méthodes d'optimisation en engineering.

Les Stratégies d'Evolution (SE) par Rechenberg (1965) à **Berlin, Germany**

C'est au milieu des années 1960 qu'ont commencé les travaux autour des SE. Elles sont conçues principalement pour résoudre les problèmes sur *l'optimisation paramétrique* (*liste de paramètres*) à *valeurs réelles*. Elles sont développées par la suite par H. P. Schwefel en 1981. Ce sont des algorithmes de recherche et d'optimisation évoluant suivant les trois opérateurs de *sélection* pour la *reproduction*, de *recombinaison* (*faible croisement*) et de *mutation* (*fortement utilisée*) qu'on développera par la suite.

Les Algorithmes Génétiques par John Holland (1960) Michigan University, USA

Peu de temps après, J. Holland s'intéresse à ce qu'allait devenir les AG (théorie des processus d'adaptation à leur environnement [1]) naturels et comment ces mécanismes puissent être instrumenté dans le monde des sciences informatiques (sur ordinateur). C'est la technique principale la plus populaire pour développer la théorie et les procédures nécessaires à la création de programmes et de machines générales avec une capacité illimitée d'adaptation à des environnements arbitraires. Ses travaux ont trouvé un premier aboutissement en 1975 pour réaliser le rôle fondamental de la sélection non naturelle, la survie artificielle du plus adapté dans tout programme machine que l'on veut concevoir [1]. La notion d'AG a été considérablement développée pendant les années 1980 par David Goldberg pour publier son ouvrage [2], qui a largement contribué à leur développement en 1994. Dans les AG, les solutions potentielles sont représentées par des chaînes codées binaires [1] ou réelles [3], [4] dont les algorithmes évoluent suivants les trois principaux opérateurs mais subissant *fortement l'opérateur croisement* et *faiblement la mutation* pour la diversité. Ce sont des algorithmes d'exploration et d'optimisation définis par deux principes :

- Survie des individus les mieux adaptés (sélection naturelle).

- Recombinaison génétique (hérédité).

La Programmation Evolutionnaire de L. J. Fogel (1966), Californie, USA

Fogel [5] développe une technique évolutionnaire pour faire évoluer une population d'une machine à états finis par mutation aléatoire de leurs diagrammes de transition et sélection du *meilleur individu* **(***Fitness*). Les contrôleurs se présentent sous forme de *logiciels informatiques* puis exprimés dans le formalisme d'un *programme informatique* et manipulés par l'AE. C'est le cas des automates à états finis qui sont des *programmes* représentables sous la forme de *graphes* de *fluence* dont les *nœuds sont les états et les arêtes les transitions conditionnelles* auxquelles sont associés une action. C'est *l'évolution de programmes*.

La Programmation Génétique de John Koza (1980, 1989, 1990, 1992), Californie, USA.

Plus tard, une autre classe d'AE vit le jour, la PG. C'était un sous groupe des AG. C'est la *programmation sur ordinateur par l'intermédiaire de la sélection naturelle* (1992). Il s'agit de développer des structures plus complexes telles que des programmes plus complexes sur ordinateur. Ce type de programme peut être représenté sous forme d'arbres dont les nœuds sont les instructions, la racine est la fonction principale et les feuilles en sont les paramètres. Koza en 1992 [6] a fait évoluer des programmes en utilisant un formalisme fonctionnel basé sur les *arbres*.

Les solutions potentielles sont encodées sous forme d'un programme génétique qu'il faudra exécuter pour le calcul de la *fonction d'adaptation (Fitness)* qu'on définira par la suite en 1.3.c.

1.2 Principes généraux

Actuellement, la distinction entre les *quatre approches* est de plus en plus floue, le génotype étant souvent constitué d'un mélange de structures complexes (*liste réelle de paramètres* en SE, *chaîne binaire en* AG, *graphe de fluence en* PE *et arbres en* PG,…). La différence est essentiellement d'ordre historique. On les regroupe ainsi sous le nom d'AE qui sont des algorithmes de recherche stochastiques et des méthodes d'optimisation d'ordre général.

Ces quatre techniques reposent sur le même principe. Elles ne diffèrent que sur les détails d'implantation des opérateurs et sur les procédures de sélection et de remplacement de la population.

Les AE constituent une méthode d'exploration automatique d'un espace de recherche potentiellement très vaste. Ces techniques travaillent sur une population, initialement aléatoire, d'individus représentant chacun une solution au problème traité. Une telle répartition de ces solutions dans l'espace de recherche limite les risques de convergence prématurée vers les extremums locaux. Les AE constituent ainsi une méthode de recherche guidée par les performances.

Malgré que leur objectif soit différent à l'origine, ils sont récemment utilisés pour résoudre des problèmes complexes d'optimisations. Conçus initialement pour optimiser des paramètres d'un contrôleur dont la structure est donnée, ils peuvent intervenir dès la phase de conception pour obtenir automatiquement cette structure de contrôle.

Les AE utilisent des modèles de calcul de procédés évolutionnaires dans la réalisation et l'implantation pour résoudre des problèmes à base des ordinateurs.

Une définition générale et la classification de ces techniques évolutionnaires sont données par Bäch en 1996. Il définit un AE comme étant un algorithme de recherche et d'optimisation inspirée du procédé de l'évolution naturelle, qui maintient une population de structures évoluant suivant des règles de sélection avec d'autres opérateurs tels que la recombinaison et la mutation. Ces opérateurs jouent un rôle prépondérant dans la réussite d'un AG qui réalise la recherche de la solution optimale sur une population de solutions possibles, de façon parallèle.

La structure de tous les algorithmes basés sur l'évolution est décrite par le logigramme 1.1.

```
Initialisation  t = 0
Créer une population initiale Pop (t)
Evaluer  Pop (t)
        Tant que (critère non terminé) Do
         t = t+1
         Sélectionner des individus pour la reproduction Pop (t) à partir de Pop (t-1)
         Altérer Pop (t)          %  par les opérateurs de croisement et de mutation
         Evaluer nouvelle population Pop (t)
        End
End
```

Figure 1.1 : Logigramme basé sur l'évolution.

D'une manière similaire à l'évolution naturelle et la théorie de l'hérédité de Mendel, ces algorithmes travaillent non pas sur un individu isolé, mais sur une population de *N individus* $Pop(t) = \{ x_1^t, x_2^t, \ldots, x_N^t \}$ représentant des points de recherche dans l'espace de solutions potentielles d'un problème donné. Comment chaque individu x_i^t puissent-il bien s'adapter, à chaque génération *t* (*gen : génération en cours*), au problème considéré pour donner une *mesure de qualité* appelée *Fitness* (*meilleur individu de l'espèce*) ?

La population évolue génération après génération vers de meilleures régions de l'espace de recherche du *procédé génétique* tel que *sélection, recombinaison et mutation*.

Le procédé d'évaluation est répété jusqu'à ce que un critère terminal prédéfini soit rencontré, ou encore jusqu'à ce qu'un nombre maximum de générations (itérations) soit atteint.

Le procédé artificiel d'évolution est le fondement des quatre principaux algorithmes évolutionnaires cités précédemment.

Enfin, essayons de détailler les *algorithmes génétiques* qui sont les plus connus et paraissent concilier au mieux généralité, puissance et facilité de programmation des AE.

Organisation d'un AG

L'AG est organisé en cinq niveaux :

Il manipule une *population* de taille *N* dans le but d'obtenir une solution ou un ensemble de solutions les plus adaptées au problème; la fonction objectif dont on cherche l'optimum et qu'on définira par la suite.

La *population* (***Pop***) est composée *de N individus ou variables* dont chacun représente le codage d'une solution potentielle au problème à résoudre donnée sous forme d'une *chaîne de caractères* (ou *chromosomes* $(Ch_{xi}|_{i=1,...N})$. Chaque chromosome est constitué d'informations élémentaires appelées '*gènes'* $(g_i|_{i=1,...,s})$ qui représente une des caractéristiques de l'individu.

Chaque gène peut prendre différentes valeurs appelées '*allèles'*, dans une représentation de codage donné. Du point de vue informatique, on utilise dans les algorithmes un codage binaire où les seuls allèles possibles sont *0* et *1*, c'est à dire qu'un chromosome étant constitué de gènes associés mis bout à bout pour former un individu dans l'espace de recherche.

(*A*) = s où $A = \{g_i\}$ avec i = 1, …, s et $g_i \in \{0,1\}$. Soit par exemple *s = 32* bits.

Chromosome : Suite de bits en codage binaire. C'est un tableau de gènes.

Individus : Ensemble de chromosomes.

Population : Ensemble de *N* individus qu'on va faire évoluer.

On aboutit à une structure présentant cinq niveaux d'organisation comme suit :

Population/Individus/Chromosomes/Gènes/Bits.

Chaque dispositif est représenté par un individu doté d'un génotype constitué d'un ou de plusieurs chromosomes.

Génotype : C'est une représentation individuelle, généralement *binaire* (*chaîne de bits*). Cette information est manipulée par l'AG.

Phénotype : C'est la valeur réelle de chaque individu après *décodage (le ou les paramètres décodés).*

1.3 Caractéristiques des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques, en tant qu'approches évolutionnaires de problèmes, se caractérisent par cinq aspects différents par rapport aux méthodes conventionnelles d'optimisation :

a. Le codage

Les AG manipulent le *codage de l'ensemble des paramètres (variables)* plutôt que les paramètres eux mêmes utilisés dans les autres méthodes d'optimisation du problème à traiter (sauf codage réel). Ils sont codés sous forme de chaînes de longueur finie pour former une population binaire, la plus courante, qui s'appuie sur la représentation {0,1} [1–2] comme illustré sur la figure 1.2 suivante :

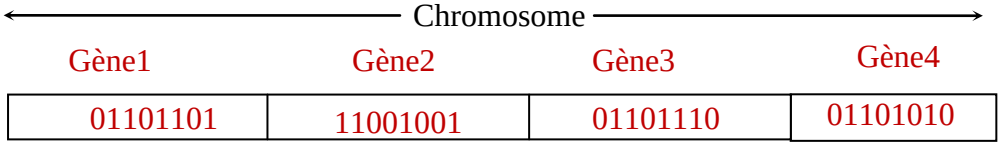


Figure 1.2 : Codage binaire des paramètres.

Ils utilisent aussi le codage de Gray ou réel. Le passage d'un codage à l'autre peut être facilement utilisé, Michalewicz en 1992 [7].

D'autres chercheurs tels que Davis [8] et Wright en 1991 [4], Michalewicz en 1992 [7] ont effectué une comparaison pour une population initiale générée par les AG en binaire et celle en virgule flottante ou réelle pour montrer que cette dernière donne de meilleurs résultats d'après leurs problèmes d'optimisation de fonction numériques à résoudre. On trouve également une présentation sommaire de deux approches citées au paragraphe 1.1, ayant choisi le codage réel dés le début, les Stratégies d'Evolution (Rechenberg, 1965) et Programmation Evolutionnaire (L. J. Fogel, 1966).

Finalement, il n'existe pas de consensus sur la représentation idéale des individus. Mais la représentation binaire crée des problèmes pour l'optimisation des systèmes de grandes dimensions à haute précision numérique. Dans ces conditions, la taille des chromosomes binaires devient énorme amenant à de faibles performances.

b. l'espace de recherche

La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche pour maximiser (ou minimiser) une fonction. *L'espace de recherche de solutions* d'un AG, dont seule *la performance ponctuelle* est utilisée, est une *population de chaînes* (non pas un seul) *générée aléatoirement*. Il est nécessairement fini et comprend à la fois des candidats très performants alors que d'autres le sont moins. Pour des raisons technologiques et informatiques, les intervalles de définition des variables sont limités. A priori, on peut dire qu'une méthode d'optimisation déterministe est adaptée à un espace de recherche petit mais complexe et qu'un espace de recherche grand nécessite une méthode stochastique.

c. La fonction d'évaluation (fitness)

Les AG sont des méthodes d'optimisation d'ordre zéro. Ils n'utilisent que les *valeurs de la fonction étudiée*, non pas ses dérivées ou autres connaissances auxiliaires (continuité, dérivabilité…). L'évaluation des individus, leur qualité ou leur coût de l'espace de recherche s'effectue ainsi à l'aide d'une fonction appelée *fitness ou valeur sélective* permettant d'associer une valeur à chaque individu. Ces valeurs serviront au processus de sélection des candidats aptes à la reproduction. Seule la capacité à calculer une valeur ponctuelle de la fonction d'évaluation est nécessaire. Le calcul de la qualité est essentiel aux AG. Le résultat en valeur numérique positive (habituellement réelle) fournit par la *fitness* représente la qualité d'un individu qui va permettre sa chance de sélection ou non.

L'utilisation des AG est une technique d'optimisation qui cherche la qualité maximale; donc *l'optimisation de la fonction coût*.

d. La fonction objectif

Les AG utilisent des *règles de transition probabilistes* et non déterministes pour la *fonction d'évaluation et la génération d'une population d'individus.*

La *fonction objectif représente comment les individus évoluent dans le problème réel (l'application) à résoudre*. Elle donne les performances d'un individu. Cette fonction peut être inférieure ou égale (≤ 0), ou à caractère minimal si l'individu est optimal.

Les AG recherchent la qualité maximale de la fonction caractérisant le système. La fonction objectif relie ainsi l'AG au problème observé pour améliorer sa solution. La fonction objectif nécessite donc un transfert en fonction positive (>0) qu'on cherche à maximiser (la *fitness F*).

Lorsque la valeur de la *fitness F* est utilisée explicitement dans le processus de sélection, sa mise à l'échelle (transformation) est un outil le plus souvent mis en place. Afin d'éviter que des individus trop forts ne dominent rapidement la population, au risque de la convergence prématurée vers un optimum local, il est possible de réduire artificiellement l'écart entre les individus par transformation de la *fitness*.

Contrairement, on constate parfois que les bons individus ont du mal à se distinguer et il peut être utile d'augmenter la différence de fitness entre eux. Ces opérations peuvent être facilement réalisées en appliquant des fonctions classiques à la valeur de la fitness *F*. Cette fitness est le plus souvent directement reliée à la *fonction objectif O* par une transformation *g* :

$$F(x) = g\,(O(x))$$

Selon le type de problème à résoudre, cette transformation *g* peut être représentée par l'une des méthodes d'amélioration classiques dont les plus populaires sont :

d.1. Transformation proportionnelle

La fitness d'un individu particulier est de la forme (1.1) :

$$F(x_i) = \frac{O(x_i)}{\sum_{i=1}^{N_{ind}} O(x_i)} \qquad (1.1)$$

$F(x_i)$: Probabilité avec laquelle il sera réintroduit dans la nouvelle population de *taille N*.
x_i : Valeur phénotypique de l'individu *i* et *N* : Nombre d'individus de la population.

Le nombre de copies attendu pour chaque individu x_i pour la sélection s'écrit : $n(x_i) = F(x_i).N$

Cette transformation présente l'inconvénient de favoriser les individus de grande Fitness F_i perdant ainsi la diversité. On recommande la réalisation d'un réajustement de la fonction objective O_i avant la sélection, dont la technique la plus populaire, utilisée par Goldberg en 1989, est la mise à l'échelle linéaire [10].

d.2. Transformation linéaire

La transformation de mise à l'échelle linéaire a la forme de l'équation d'une droite (1.2) :

$$F_i(x) = a.O_i(x) + b \qquad (1.2)$$

a, *b* : Nombres réels assurant la transaction à une *fonction F (fitness) > 0, ≠ 0* et *maximale lorsque O(x) est optimale* ($F_{\max} = \beta.F_{moy}$; typiquement $\beta = 2$).
Celle-ci consiste à comprimer le domaine de variation de la fonction objective tout en gardant la une valeur moyenne de la Fitness identique : $F'_{moy} = F_{moy}$

Cette méthode donne de bons résultats, seulement elle a l'inconvénient de donner des *valeurs < 0*, pour les éviter, il faudra les remplacer par des valeurs nulles.

d.3 Transformation en puissance

La valeur de F_i est définie comme étant une puissance *b* de la fonction objectif O_i (1.3) :

$$F_i(x) = a.O_i(x)^{b(t)} \quad (1.3)$$

$(a,b) \in R^*$, où *b* valeurs dépendant du problème, ou bien il peut être intéressant de la faire varier en fonction des générations *t*, essentiellement en l'augmentant durant le processus. Ainsi, au début de l'algorithme, on préserve le maximum de diversité puis, lorsque l'on s'approche de la fin, on se concentre sur les individus les plus performants.

Cette transformation donne une convergence rapide, mais elle est déconseillée pour les fonctions à plusieurs maximums, car elle peut donner une convergence vers un maximum local et non un maximum global qui est la fitness optimale.

Par exemple, prendre le carré de la fonction objectif O_i augmentera les écarts entre Fitness pour distinguer les bons individus. A l'opposé, il est possible de les réduire afin d'éviter que les individus trop forts ne dominent rapidement la population.

Plus généralement, on définit la mise à l'échelle exponentielle d'une fonction objectif O_i pour obtenir une *fitness* F_i à la génération *t* de la façon suivante :

$$F_i(x) = O_i(x)^{b(t)}$$

Pour $b \to 0$ *les écarts de fitness F sont réduits*; *pour b=0 la mise à l'échelle ne change pas la fitness F* et pour *b>1*, les écarts sont augmentés.

e. Rôle du hasard

Les AG utilisent des *règles de transition probabilistes* et non déterministes pour la *fonction d'évaluation et la génération d'une population d'individus.*

Le hasard guide ainsi la recherche de solutions vers les régions de l'espace du problème réel susceptible d'améliorer la solution.

Les opérateurs de croisement et de mutation à l'intérieur des chaînes binaires sont purement aléatoires. Le choix entre deux individus est réalisé de façon probabiliste en fonction de leur fitness.

1.4 Algorithmes génétiques

Les AG s'inspirent des méthodes fondées sur la théorie de l'évolution et de la génétique moderne. Ils agissent sur une population d'individus, tout d'abord définis et codés sous forme de chaînes de caractères (binaires, réelles, codage de Gray,…avec passage d'une à l'autre) assujettis à une sélection Darwinienne : la survie et la reproduction des individus les mieux adaptés survivent à leur environnement.

Chaque individu représente un point de recherche dans l'espace des solutions, à qui on associe une valeur de fonction coût (fitness) dont on veut obtenir la valeur maximale. A partir d'une population initiale créée aléatoirement, les AE génèrent de nouveaux individus plus performants en effectuant des *opérations génétiques*.

De nouvelles approches ont été développées à partir de la version originale. L'AG est réalisé par John Koza en 1975. Son intérêt réside sur le fait suivant :

Comment l'information doit-elle être exploitée comme acquis pour que ses performances soient améliorées à part ? Holland en 1975 proposa un plan adaptatif pour deux raisons :

- *Exploiter les SOLUTIONS du meilleur individu.*
- *Réduire les chances que d'autres individus puissent être meilleurs.*

Donc un simple AG consiste en un plan adaptatif pour sélectionner des *GENOTYPES* de succès (*meilleures chaînes de bits*) pour créer des *descendants* pour une *nouvelle population* par l'intermédiaire d'un ensemble *d'opérateurs génétiques* prêtés de la nature.

Le fonctionnement d'un AG multiobjectifs a une structure similaire à celle présentée dans l'organigramme de la figure 1.3 suivante. Dans un AG, une population est composée d'un ensemble d'individus, tous différents, de longueur finie. Chacun peut être une solution candidate au problème traité.

Deux niveaux de représentation différente peuvent être considérés pour chaque individu. Chaque solution est représentée par un *génotype* et s'exprime sous la forme d'un *phénotype*.

C'est le système dont on cherche à optimiser ou concevoir le comportement. Il est donc nécessaire la mise au point d'une *Fitness* permettant de distinguer les *génotypes les plus performants*. Ces derniers ont une probabilité plus importante de léguer leurs génotypes à leurs descendants éliminant ainsi les très mauvaises solutions pour favoriser les plus performantes. Après élimination, les *gènes des solutions sélectionnées* sont *combinés* pour obtenir une *nouvelle population* qui doit être *mieux adaptée* au problème considéré.

Les règles régissant cette transmission de gènes sont décrites sous la forme d'*opérateurs génétiques*.

Un AG simple travaille sur une *population initiale aléatoire* de chromosomes de longueur finie.

A chaque *itération* (*génération t*), la *population évolue* pour construire une nouvelle génération par application des *principaux opérateurs génétiques de sélection et de reproduction : le croisement et la mutation.*

- La ***sélection*** décrit la manière dont les individus sont choisis pour la *reproduction*.

La reproduction représente la phase de l'évolution génétique par application des opérateurs de *croisement et de mutation* :

- Le ***croisement*** correspond à la méthode utilisée pour *mélanger les génotypes* des parents.
- La ***mutation*** décrit la fréquence affectant le génotype et la nature du changement lors de la transmission des gènes.

Les individus sont choisis sur la base de leur mesure de *FITNESS* pour jouer le rôle de parents des descendants qui constituent la nouvelle génération. Ce processus est répété jusqu'à ce que l'on obtienne une solution jugée satisfaisante.

Les AG font partie des approches évolutionnaires, très bien adaptés au traitement de problèmes d'optimisation multiobjectifs, traités au chapitre 2, suivent le même principe de fonctionnement :

1. Initialisation 2. Evaluation 3. Sélection 4. Croisement 5. Mutation 6. Mise à jour pour la ***construction de la nouvelle génération*** en favorisant les individus possédant une fitness la plus élevée ***7. Boucle de retour à la phase 2.*** ***8.*** *Recommencer la boucle du programme jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient remplies* (critère de convergence).

Organigramme d'un AG simple

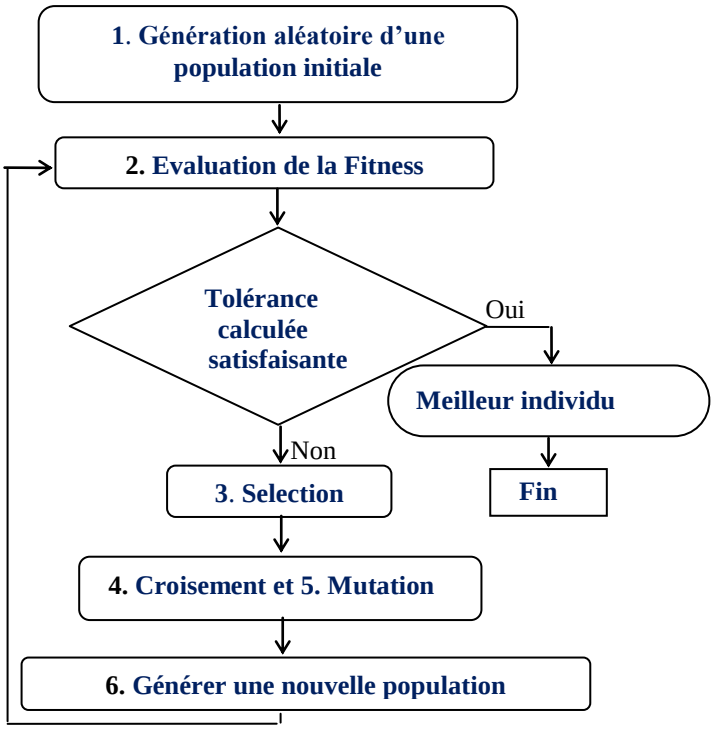


Figure 1.3 : Organigramme d'évolution de l'AG.

1.4.1 Génération aléatoire d'une population initiale

A *l'initialisation de l'*AG, il est nécessaire de *générer aléatoirement une population initiale de N individus* (startPop=initPop) de solutions potentielles, la plupart du temps, une *chaîne binaire* (matrice *de génotype {0, 1}* ^{N}) avec le choix de sa *longueur s* (nombre *de bits, précision*).

On effectue donc *s* tirages dans *{0,1}* avec équiprobabilité (0.5). Ensuite, on crée des fonctions de *codage* et de *décodage* entre le *génotype* d'un individu inclus dans *l'espace de recherche D* permis et son *phénotype* qui est la *valeur réelle* de la fonction pour cet individu.

L'efficacité de l'AG dépend essentiellement du choix de ce codage qui peut être binaire de Gray ou réel. Ce qui présente les deux difficultés suivantes :

- Limiter l'espace de recherche $D = [x_{min}, x_{max}]$ avec l'intervalle $D \subset R$.
- Fournir des solutions valides pour le problème.

Pour composer cette *première population*, on fixe *aléatoirement la valeur des gènes* d'un individu selon une *distribution uniforme* puisque les AG utilisent des règles de transition probabilistes (tirage aléatoire de *N* chaînes de *s bits* chacune et chaque bit dispose d'une probabilité ½ d'avoir 0 ou 1 en binaire). En effet, le hasard guide la recherche vers des régions de l'espace de recherche susceptibles d'améliorer la solution.

Soit le *vecteur A* comme *chromosome* pour représenter la valeur réelle de la variable *x*. Pour chaque variable réelle x, on définit une limite inférieure x_{min} et une limite supérieure x_{max} telle qu'*Id* est la *longueur* de l'espace de recherche *D*.

Soit $I_d = x_{max} - x_{min}$: La *longueur* de l'espace de recherche *D*.

La population initiale doit proposer un échantillonnage uniforme représentatif de l'ensemble de l'espace de recherche *D* des solutions.

En supposant que la discrétisation fournisse une *précision* de (*PREC* chiffres significatifs), il est évident que la *précision* (*PREC*) désirée dépend de la *longueur s du chromosome* (*nombre de gènes ou de bits*) *s = l (A)*. Il faudra subdiviser *D* en sous intervalles n_i égaux vérifiant :

$$n_i = I_d.10^{prec}$$

Cela, afin de respecter la précision et tel que $2^S > n_i$. Cela veut dire que le nombre de bit requis pour représenter tous les nombres réels considérés dans l'intervalle est le plus petit entier *s* tel que : $2^{s-1} < n_i < 2^s$

La transformation d'une chaîne binaire (chromosome ou *génotype*) $A = \{a_0,...,a_{s-1}\}$ où $a_i \in \{0,1\}$ en un nombre réel *x* (*phénotype*) correspondant dans l'espace de recherche, peut s'exécuter en *2* étapes [10] :

1- Conversion de *A de la base 2 à la base 10* (1.4a) :

$$x' = \sum_{i=0}^{S-1} a_i.2^i \qquad (1.4a)$$

2- Recherche de *x* correspondant (1.4b) tel que sa valeur soit dans *D* :

$$x = x_{\min} + x'\frac{I_d}{2^S - 1} \qquad (1.4b)$$

Ce qui conduit à la seule étape (1.4c) :

$$x = x_{\min} + \sum_{i=0}^{s-1} \frac{a_i.2^i.}{2^S - 1} I_d \qquad (1.4c)$$

Avec la précision des paramètres (1.4d) :

$$\Pr ec = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^S - 1} = Résolution \qquad (1.4d)$$

Exemple d'application

Soit $D = [-1,2]$ Alors $I_d = x_{\max} - x_{\min} = 3$

On désire une précision $\Pr ec = 6$; d'où il faudra diviser cet intervalle en $n_i = 3.10^6 = 3.10^6$ sous intervalles. Avec $s \in N$ (entier naturel représentant le nombre minimal de bits) tel que $2^s \succ n_i$. D'où $s = 22$ car $2^{21} = 2097152 \prec 3000000 \prec 4194304$

Avec $x_{\min} = -1$, la borne inférieure et $I_d = 3$, la longueur du domaine *D*.

D'où $A = a_0, a_1, ..., a_{s-1}$ une chaîne binaire de *22* bits. Donc *x* phénotypique (valeur décimale) de cette chaîne binaire en utilisant (1.4c) s'écrit :

$$x = -1 + \sum_{i=0}^{21} \frac{a_i.2^i}{2^{22} - 1}.3$$

En effet si : $A = 1000101110110101000111$ en base 2

Alors sa valeur réelle dans *D* :

$$x = -1 + \frac{2288967}{4194304 - 1}.3 = -1 + 1.63719717 = 0.637197$$

Remarques

- Cette opération garantit que les valeurs $\min = (00000...0) \equiv -1{,}000000$ et $\max = (11111...1) = 2.000000$ de la chaîne binaire de *S=22* bits correspondent exactement aux bornes x_{min} et x_{max} de *D*.
- La précision *Prec=6* indique le nombre de chiffres après la virgule avec laquelle on cherche le réel *x*.

Conclusion

Cette opération de décodage est réalisée pour tous les paramètres de la population *A*. Ceci pour chaque génération avant l'opération d'évaluation des fonctions objectifs et d'adaptation. Ce qui exige un temps de convergence énorme.

Pour cela, il est possible de démarrer avec une population qui sera amenée à évoluer, dont les *N individus* ont été choisi, au moins partiellement, en incluant des *connaissances primaires*, de façon à *restreindre l'espace de recherche* et *accélérer la convergence* vers *l'optimum globale*. A cette étape, on définit ainsi la *taille N* des populations qui ne doit pas être trop élevée pour que le temps de calcul soit raisonnable ni trop faible pour que la solution trouvée soit intéressante. *N* est choisi de façon à réaliser un compromis entre temps de calcul et qualité du résultat.

1.4.2 Fonction d'évaluation

C'est la chance de survie d'un individu, lié à l'utilité de cet individu et son poids de produire un bon résultat. L'AG est naturellement formulé en termes de maximisation.

Etant donnée une fonction réelle *F* à une variable *x* ou à plusieurs variables, la *fonction d'évaluation Eval* des *N chaînes binaires* v_i est équivalente à la *fonction objectif F tel que* :

$$Eval\ (v_i) = F\ (x_i) \quad ; \quad i = 1 \text{ à } N$$

Où les chromosomes v_i*, de s bits chacun, représente les valeurs réelles* x_i calculées par la relation précédente (1.4c).

La fonction *Eval* joue ainsi le rôle de l'environnement, le classement des solutions potentielles en fonction de *F(x) à optimiser*.

Sachant la *fonction objectif F*, elle associe à chaque *phénotype* x_i une valeur dite *d'adaptation* $F(x_i)$, c'est la note de l'individu évaluant son comportement selon des critères préétablis dépendant du problème à résoudre. Cette note est un élément fondamental des AG ; c'est le principal biais introduit par le concepteur. En effet, c'est la base du processus de sélection qui assure la chance de survie des plus performants. Pour le meilleur chromosome v_{im} parmi eux l'évaluation renvoie la plus grande valeur :

$$Eval\ (v_{im}) = F\ (x_{im}) = Max\ F\ (x_i)$$

Donc, c'est la plus adaptée pour son utilisation pour la génération de nouveaux individus.

Dans beaucoup de **problèmes industriels**, la **fonction objectif** est exprimée sous forme d'une **minimisation de la fonction coût** ou au sens de l'un des **critères de performance intégraux** $\boldsymbol{J\ (x_i)}$ pour obtenir le **réglage optimal** qui la rend minimale $\boldsymbol{min\ \{J\ (x_i)\}}$ qu'on détaillera dans les prochains chapitres, particulièrement aux chapitres 6, 7 et 8.

Pour passer d'un problème de minimisation des critères $\boldsymbol{J\ (x_i)}$ à celui de maximisation $\boldsymbol{F\ (x_i)}$ bien adapté à la nature des AG, plusieurs techniques d'aptitudes $\boldsymbol{F\ (x_i)}$ « Fitness techniques en anglo saxon » [2] sont proposées par Goldberg dont les plus utilisées sont les suivantes :

$$F(x_i) = \frac{Cste1}{(1 + J(x_i))^{Cste2}} \quad \text{Ou encore} \quad F(x_i) = \frac{1}{\min(J(x_i))} \qquad (1.5a,b)$$

Avec *Cste1* et *Cste2* sont des paramètres fixés empiriquement ; Où la *Cste2* est une constante qui affecte la performance. La $Cste1 \in [0,+\infty]$ est choisie convenablement de telle sorte que la Fitness ou fonction d'adaptation $F(x_i)$ ne soit pas trop petite. Dans certains problèmes pratiques, on propose le cas particulier où *Cste2=Cste1=1*.

Au chapitre 8, pour l'optimisation des paramètres par les AG du régulateur PID du bras de robot SCARA, on utilise (1.5b) où $J(x_i)$ est l'erreur quadratique moyenne (MSE), ou l'erreur quadratique intégrale (ISE), l'intégrale de l'erreur absolue (IAE), l'intégrale du temps multiplieur par l'erreur absolue (ITAE) et l'intégrale du temps multiplieur du carré de l'erreur (ITSE) …..

De plus dans les chapitres 6 et 7, on utilise ces **critères de performance** dans l'identification des paramètres optimaux des modèles dynamiques des moteurs asynchrones et des moteurs DC pour obtenir des Fitness de grandes valeurs.

Maintenant, essayons de voir comment l'AG peut être utilisé pour améliorer ? C'est le rôle de la sélection.

1.4.3 Procédé de sélection des individus pour la reproduction

La *sélection pour la reproduction* est un procédé dans lequel chaque chaîne est copiée en fonction des valeurs de la fonction à optimiser nommée *fonction d'adaptation* qui peut être envisagée comme une mesure de profit, d'utilité ou de qualité, que l'on souhaite *maximiser*. Son application est pour la création d'une nouvelle population par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée. Le plus important est de permettre aux individus d'une population la survie (se reproduire) ou de mourir. Généralement, la possibilité de survie d'un individu sera reliée à son efficacité relative au sein de la population.

La *sélection doit assurer la convergence rapide* vers une *solution efficace* tout en maintenant la *diversité* de la population.

On distingue deux types de sélection : **La sélection déterministe et la sélection stochastique.**

a. La sélection déterministe (valeur exacte)

La sélection déterministe est l'un des AE qui considère que la sélection ne doit pas être laissée au hasard, de l'ouvrage de Goldberg [2] en 1994. Elle consiste à sélectionner toujours les *T%* meilleurs individus d'une génération et écarter totalement les plus mauvais pour générer la suivante. C'est une sélection par troncature « truncation selection », qui suppose un tri de l'ensemble de la population. On parle alors d'élitisme généralisé à tout le processus de sélection. C'est la plus radicale qui consiste à ne conserver que les meilleurs individus. Les risques de perte de la diversité sont importants avec cette stratégie.

b. La sélection stochastique (avec une certaine probabilité)

Dans cette stratégie plus souple que la précédente, on favorise toujours les meilleurs individus mais de manière *stochastique (probabiliste)*, ce qui laisse une chance aux individus moins performants. Copier des chaînes en fonction des valeurs de leur fonction d'adaptation revient à donner aux chaînes dont la valeur est plus grande une probabilité plus élevée de contribuer à la génération suivante, en créant au moins un descendant. Il se peut que le

meilleur individu ne soit pas sélectionné au dépend du plus faible et qu'aucun des enfants ne soit au niveau du meilleur parent.

La sélection peut être mise en œuvre sous forme algorithmique de différentes manières. Sa plus simple forme a été décrite par Goldberg en 1989 [10], en utilisant la sélection proportionnelle par roulette biaisée « RWS *:* Roulette Wheel Selection » permettant de créer une nouvelle population à partir de l'ancienne.

b1. Sélection proportionnelle par roulette (RWS)

La sélection proportionnelle « Proportional Selection ou Roulette Wheel Selection : RWS » est la plus ancienne de toutes les méthodes de sélection, qui consiste à affecter à chaque individu courant dans la population, une probabilité d'être sélectionnée $P_{Sel.i}$, occupant un secteur dans la roulette subdivisée, proportionnelle à sa fitness $F(x_i)$ représentée sur la figure 1.4. Il s'agit de quatre chaînes codées binaires (*4* chromosomes) de cinq bit chacune tirées aléatoirement (*20* tirages), de l'exemple de Goldberg pour trouver le maximum de la fonction $f(x)=x^2$ dans un espace de *32* valeurs possibles de *x*, sur l'intervalle [0,31].

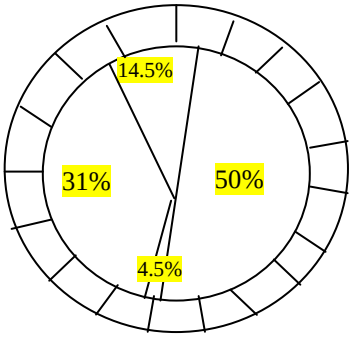


Figure 1.4 : Roulette biaisée.

On fait tourner cette roulette autant de fois qu'il y' a d'individus et on obtient en final la nouvelle population.

Chaque individu de valeur phénotypique x_i possède donc une probabilité $P_{Sel.i}$ d'être conservée proportionnelle à ses performances. Il sera réintroduit dans la nouvelle population de taille *N* avec une probabilité de sélection $P_{Sel.i}$ (1.6) proportionnelle à $F(x_i)$:

$$P_{Sel.i} = \frac{F(x_i)}{\sum_{j=1}^{N} F_j} \qquad (1.6)$$

Celle ci utilise la transformation proportionnelle (1.1).

Le signe $\sum$ de (1.6) : $sum(F_j) = F$ représente la somme de toutes les valeurs des fonctions d'évaluation de chaque individu de la population (aptitude totale) dont la valeur moyenne (adaptation moyenne de la population) : $F_{moy} = moy(F) = sum(F)/N$

Lors de la sélection, les individus sont sélectionnés aléatoirement en respectant les probabilités P_{seli} associées pour former la population de la nouvelle génération. Ceci s'effectue par le calcul des probabilités cumulatives q_i définie par (1.6a) :

$$q_i = \sum_{j=1}^{i} p_{sel.j} \qquad (1.6a)$$

Pour cela, on fait tourner N fois la roulette pour générer des nombres réels r sur l'intervalle [*0,1*] qu'on notera $r_1, r_2, \ldots, r_N$. L'individu v_i est sélectionné lorsque : $q_i < r < q_{i+1}$

Il est clair que ce modèle se fait avec remise, où les individus de grande fitness ont plus de chance d'être sélectionnés plusieurs fois et conservés, mais ceux de performance plus faible peuvent également rester d'une génération à l'autre aidant à la *préservation de la diversité*, tandis que les plus mauvais risquent de mourir. Ils sont alors ajoutés dans le groupe qui constitue l'ébauche de la nouvelle génération, qui est ensuite soumise à d'autres opérateurs génétiques.

La méthode de la RWS, bien que largement répandue et la plus utilisée a deux *inconvénients* :

1- Cette méthode est très classique, mais a une forte variance : avec un peu de malchance un individu très mauvais peut être choisi autant de fois qu'il y'a de place pour la génération suivante dominant la sélection et de même, il se peut qu'aucun des bons individus ne soit sélectionné. Cela va à l'encontre du principe des AG qui veut que les meilleurs individus soient sélectionnés de manière à converger vers une solution la plus optimale possible.

2- Le nombre d'individus sélectionnés N_{sel} sont choisis par N_{sel} tirages où la probabilité de chaque individu d'être sélectionnée dans chaque tirage reste constante causant de grandes erreurs de sélection (faible performance vers la fin quand l'ensemble des individus se ressemblent).

Remède

Pour remédier à ce problème, Baker proposa en 1987, la méthode de Sélection Stochastique Universelle SUS [11].

b2. Sélection Stochastique Universelle (SUS)

La méthode SUS « Stochastic Universal Selection » [7], [11–13], a le même principe de sélection par roulette mais avec un pointeur multiple dont les branches sont équidistantes pour sélectionner tous les individus en même temps sur les secteurs décrits sur la figure 1.4 de la roulette biaisée. Elle permet donc de réduire l'erreur en subdivisant la roulette de loterie en secteurs égaux qu'ils y'a d'individus, mais en faisant des rotations de celle ci proportionnellement à N_{sel} (c'est à dire à des multiples de N_{sel}). Après un seul tirage, le nombre de pointeurs sur chaque secteur proportionnel représente le nombre de descendants désirés d'une génération [11]. Cette méthode SUS garantie la déviation minimale (biais) par rapport aux valeurs moyennes désirées. Elle garantit alors une variance faible, introduisant donc moins de diversité.

Des études comparatives pour différentes méthodes de sélection sont décrites dans la littérature (Baker en 1987 [11], Goldberg et Deb en 1991 [14], Hancock en 1994 [15]).

b3. Sélection proportionnelle à reste Stochastique

La sélection à reste stochastique « Stochastic Remainder Selection » s'inspire très fortement de la sélection par roulette RWS, sauf qu'elle y ajoute un léger aspect déterministe. On commence par déterminer la probabilité $P_{Sel.i} = F_i / F$ qu'a chaque individu d'être sélectionné.

Le nombre moyen M_i de chaque individu de copies qu'on peut espérer recevoir par une sélection de type RWS [11], est directement fixé par le rapport de sa fitness F_i avec sa valeur moyenne F_{moy} tel que :

$$M_i = F_i / F_{moy} ; \quad i = 1, 2, 3, \ldots N. \qquad (1.7a)$$

Chaque chaine se voit donc accordée un nombre de copies n_i, défini par la partie entière *Int* de M_i :

$$n_i = Int(M_i) \tag{1.7b}$$

Le caractère déterministe de la sélection stochastique avec reste intervient alors, car on affecte automatiquement à chaque individu (chromosome) ayant une partie entière, n_i copies dans la génération suivante. Mais, il reste un nombre de copies δ à déterminer pour compléter la population de la génération suivante comme suit :

Sachant que $\sum_{i=1}^{N} n_i \le N$; Alors $\delta = N - \sum_{i=1}^{N} n_i$ (1.7c)

Le reste r_i des individus nécessaires au remplissage de la population est donc :

$$r_i = M_i - Int(M_i) \text{ ;} \qquad \text{pour } i=1, 2, 3, N. \tag{1.7d}$$

Et $\delta_i = r_i \Big/ \sum_{i=1}^{N} r_i$ Avec $\sum_{I=1}^{N} \delta_i = 1$ et $\sum_{i=1}^{N} r_i = \delta$

Pour attribuer ces copies restantes, on relance alors une sélection proportionnelle par roulette classique RWS, qui s'appuie, non pas sur les valeurs $P_{sel.i}$ en (1.6), mais sur les restes r_i de (1.7d). Ainsi, on associe à chaque individu x_i une probabilité $P_s\ (x_i)$ proportionnelle aux r_i d'être sélectionné pour noter la plus avantageuse (ayant la valeur des P_s la plus grande) :

$$P_s(x_i) = \frac{1}{\delta}(r_i) \tag{1.7e}$$

Il est judicieux de faire précéder, la phase de sélection d'une procédure de réajustement de la Fitness. Le biais résultant de la sélection proportionnelle à reste stochastique est quasi nul.

Il existe deux versions de cette sélection pour la détermination des individus nécessaires au remplissage des dernières phases restantes de la population, qui se différencient principalement par le fait qu'elles se font avec ou sans remplacement.

b3.1. Avec remplacement

Les parties décimales des nombres attendus M_i sont utilisés pour calculer les différents poids d'une procédure de sélection par RWS qui est utilisée pour attribuer les places restantes disponibles de la population comme utilisé ci dessus.

Comme application pour un problème de maximisation, revenons à celui de la RWS de la figure 1.4 précédente pour une population de taille $N=4$ constituée de quatre solutions S_1, S_2, S_3 et S_4. On essais d'appliquer la sélection proportionnelle à reste stochastique en utilisant les résultats de la RWS qu'a chaque individu d'être sélectionné P_{si} ($i=1, 2, 3, 4$) :

$$P_{s1}=F_1/F=169/1170=0.144 \text{ ; } P_{s2}=F_2/F=576/1170=0.492;$$

$$P_{s3}=F_3/F=64/1170=0.055 \text{ ; } P_{s4}=F_4/F=361/1170=0.309$$

Le nombre moyen M_i de chaque individu :

$$M_1=F_1/F_{moy}=169/292.5=0.577; \mathbf{M_2=F_2/F_{moy}=576/292.5=1.969;}$$

$$M_3=F_3/F_{moy}=64/292.5=0.218; \mathbf{M4=F_4/F_{moy}=361/292.5=1.234}$$

Nombre de copies n_i définies par la partie entière de M_i :

$$n_1=Int(M_1)=0 \text{ ; } \mathbf{n_2=Int(M_2)=1} \text{ ; } n_3=Int(M_3)=0 \text{ ; } \mathbf{n_4=Int(M_4)=1}$$

On affecte donc une copie à $\boldsymbol{S_2}$ et une copie à $\boldsymbol{S_4}$.

Alors $\sum_{i=1}^{4} n_i = 2$ et $\sum_{i=1}^{4} P_{si} = 1$

Mais, il reste un nombre de copies : $\delta = 4 - \sum_{i=1}^{N} n_i = 2$

Donc, il s'agit de déterminer 2 copies pour compléter la population de la génération suivante.

Les restes r_i à déterminer nécessaires au remplissage de la population sont donc :

$r_1 = M_1 - Int(M_1) = 0.577 - 0 = 0.577$; $\mathbf{r_2 = M_2 - Int(M_2) = 1.969 - 1 = 0.969}$;

$r_3 = M - Int(M_3) = 0.218 - 0 = 0.218$; $\mathbf{r_4 = M_4 - Int(M_4) = 1.234 - 1 = 0.234}$

Ainsi, on associe à chaque individu x_i une probabilité P_s (x_i) proportionnelle aux r_i d'être sélectionné pour noter la plus avantageuse (ayant la valeur des P_s la plus grande) :

Et $P_{s1} = r_1 / \delta = 0.577/2 = 0.2885$; $P_{s2} = r_2 / \delta = 0.969/2 = 0.4845$

$P_{s3} = r_3 / \delta = 0.218/2 = 0.109$; $P_{s4} = r_4 / \delta = 0.234/2 = 0.117$

La plus avantageuse est donc $\boldsymbol{S_2}$ correspondant à la plus grande valeur de la probabilité de sélection P_{s2}. Donc, dans la nouvelle population, $\boldsymbol{S_2}$ est sélectionnée **2 fois**, S_1 et S_4 une fois pour le croisement, mais S_3 est morte.

b3.2. Sans remplacement

Les parties décimales des nombres attendus M_i sont considérés comme des probabilités. L'un après l'autre, des tirages au sort biaisés sont réalisés en considérant ces parties décimales comme des probabilités de succès. Le processus est répété jusqu'à ce que la population soit remplie**.**

Les méthodes les plus connues, qui évitent les inconvénients de la roulette biaisée sont celles du classement par rang et des tournois.

c. Classement par rang « Ranking »

Dans la méthode de sélection par roulette, l'inconvénient majeur apparaît lorsque la valeur de la *fitness* F_i des individus *varie énormément* (*variance élevée*). Si la meilleure F_i d'un individu occupe un très grand secteur de la roulette (par exemple 90%), les autres auront très peu de chance d'être sélectionnés puisqu'ils subdivisent les 10% restant et on arrive à une stagnation de l'évolution.

Pour un problème de minimisation, la *sélection par rang* trie d'abord les individus par *fitness* F_i *par ordre décroissant*. La *sélection de classement par rang*, par Davis en 1991 [8], est la même que celle de la roulette mais les valeurs de F_i ne dépendent pas directement des valeurs objectives correspondantes, mais s'associent plutôt à leurs rangs selon l'ordre donné par leur fonction d'évaluation qui quantifie l'adaptation de l'individu comme solution au problème. Ainsi le plus mauvais individu aura le rang *1*, et ainsi de suite jusqu'au meilleur qui aura le rang *N*. Le hasard n'entre donc pas dans ce mode de sélection puisque les probabilités de sélection P_{sel} sont indexées sur les rangs des individus. Des tests empiriques ont mené à la formule (1.8) suivante, permettant de tirer un indice *i* ($i^{ième}$ individu) avec une probabilité de sélection $P_{Sel.i}$, pour une population de *N* individus :

$$P_{Sel.i} = \frac{rang(x_i)}{\sum_{j=1}^{N} rang(x_j)} \qquad (1.8)$$

Cette nouvelle méthode permet d'éviter la convergence prématurée et accélère le calcul supplémentaire dans le tri des valeurs objectives des individus de la population.

d. Sélection par Tournois « Tournament Selection »

Dans la sélection par tournois, Miller et Goldberg [16], la compétition aura lieu entre les individus choisis aléatoirement d'une sous population de taille N ($N \leq Max_Pop$). Pour sélectionner un individu, on en tire deux ou N uniformément dans la population et on sélectionne d'une manière déterministe celui de meilleur performance des deux (ou plus) qui pourra encore participer à un tournoi pour la reproduction de la nouvelle population.

Au cours d'une génération t, on organise autant de tournois par paire (couple) qu'il y'a d'individus N à repêcher jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète.

La variance de cette méthode est élevée. Le nombre N permet de donner plus ou moins de chance aux individus peu adaptés.

Avec un nombre N élevé de participants ($N = Max_Pop$), un individu faible sera presque toujours sûr de perdre et l'algorithme sera réduit à une recherche locale fonctionnant sur une seule solution à la fois. Une variante est de n'accepter le gagnant qu'avec une certaine probabilité comprise entre $0{,}5$ et 1.

Cette technique, caractérisée par pression de sélection plus forte que les méthodes proportionnelle, peut donner de bons résultats, car elle présente un cout d'exécution faible et ne conduit pas à une convergence prématurée, mais elle risque d'éliminer de bons individus (inconvénient).

Dans le cas particulier où la taille de la sous population est égale à 1, cette méthode de sélection correspond à la sélection aléatoire qu'on verra par la suite en g). La sélection aléatoire est une méthode de sélection des individus d'un échantillon qui consiste à les prélever au sein de la population de base en ayant recours au hasard.

e. Sélection par Elitisme

Les deux approches précédentes (par rang et par tournois) peuvent être combinées au principe de l'élitisme pour garantir la survie du meilleur individu de la population. On trie l'ensemble de la population suivant leur adaptation (fitness F) et on sélectionne les premiers individus vers la génération suivante.

$$\forall t > 1; \qquad F\left(x'^{t}_{1}\right) \succ F\left(x^{t}_{1}\right) \tag{1.9}$$

La variance est nulle et la pression sélective est très élevée par la nature stochastique (aléatoire) de l'opérateur de sélection. Les faibles n'ont aucune chance, contrairement aux forts qui sont toujours sélectionnés.

Cette méthode améliore considérablement les AG, puisqu'elle ne permet pas la perte des meilleures solutions mais de diversité inexistante. On conserve généralement 5 à 10% des meilleurs individus.

f. Sélection à état stable (Steady-state)

L'idée principale consiste à considérer un grand nombre d'individus qui peut survivre à la prochaine génération. A chaque génération t, il faudra sélectionner les individus ayant les meilleurs coûts pour créer des descendants. Ensuite les mauvais sont remplacés par les nouveaux pour survivre à la prochaine génération.

g. Sélection aléatoire

La sélection des individus est aléatoire sans tenir compte de leurs fonctions d'évaluation. Chaque individu a une chance d'être sélectionné avec une probabilité uniforme (1.10) :

$$P_{Sel.i} = \frac{1}{N} \tag{1.10}$$

N : nombre d'individus de la population ($N=Max_Pop$).

Cette méthode est moins utilisée car la convergence de l'algorithme est trop lente.

Conclusion

Les travaux de recherches les plus intéressants dans ce domaine de De Jong et de Brindle rapportés dans l'ouvrage de David Goldberg publié en 1994, ont montré que la méthode de la roulette est la méthode de sélection la moins bonne, car elle produit un nombre de copies des individus les mieux adaptés beaucoup plus grand que celui attendu, ce qui conduit à des convergences prématurées et limite l'exploration au début de l'algorithme.

Des différentes méthodes présentées, seules la sélection proportionnelle à reste stochastique et la sélection stochastique universelle SUS sont élitistes. Les autres méthodes présentent des performances voisines. La probabilité de sélectionner un individu est généralement élevée, mais elle reste toujours inférieur à un. Il est donc tout à fait possible que le meilleur individu de la population ne soit pas retenu dans la population intermédiaire de parents.

D'autre part, la phase de sélection ne crée pas de nouveaux individus dans la population. Ceci est le rôle des opérateurs de reproduction : le croisement et la mutation.

Comme ce sera le cas pour ces deux derniers opérateurs, il existe très peu de base théorique pour guider le choix de la méthode de sélection. Seuls des tests concernant chaque application spécifique vont permettre la détermination de l'approche la plus efficace.

1.4.4 Opérateurs de reproduction pour la génération de nouveaux individus

Les nouveaux individus sont des copies d'individus parents sélectionnés en fonction de leurs performances. Une fois certains individus sélectionnés par la méthode choisie, deux types d'opérateurs leurs sont appliqués :

Le croisement et la mutation dont le résultat de leur application dépend de tirages aléatoires.

1.4.4.1 Le croisement pour la reproduction des individus de sélection

Le croisement est *l'opérateur principal de recherche d'un AG, car il permet d'améliorer les performances de la population en manipulant la structure des génotypes des individus*. Il est communément inclus avec une haute probabilité.

Il existe plusieurs méthodes pour effectuer le croisement à la fois au niveau génotype et phénotype, Goldberg 1989 [10], Wright 1991 [4], Michalewicz [7] et Dejong 1992 [17].

Le croisement combine les génotypes de deux individus pour obtenir deux nouveaux auxquels on applique la fitness du problème considéré pour trouver le plus performant. Il consiste à échanger des gènes entre deux individus « parents » arbitrairement choisis dans la population produisant ainsi de nouveaux individus « enfants » qui possèdent certaines caractéristiques génétiques de leurs parents respectifs. Avec cet opérateur, les génotypes sont vus comme une chaîne de nombres binaires, contrairement aux phénotypes à valeurs réelles.

Parmi les méthodes utilisées, il peut y avoir 1, 2 ou un nombre quelconque de points de croisements l compris entre 1 et s-1 qui s'effectue avec une certaine probabilité $\boldsymbol{P_c}$ qui varie généralement de **0,6 à 0.95**.

Lorsqu'on propose $\boldsymbol{P_c=0,6}$; cela veut dire que seulement 60% des individus parents subissent le croisement. Mais lesquels ? Pour cela on fait tourner *N* fois la roulette pour générer *N* nombres réels *r* dans [0,1]. Si $\boldsymbol{r < P_c}$ l'individu correspondant est choisi pour le croisement.

1.4.4.1.1 Croisement en binaire

a. Croisement simple (ou à point unique)

Le croisement simple « simpleXover », consiste à choisir au hasard (tirage aléatoire) *un seul point de coupure* identique sur les deux génotypes parents de longueur *s* pour échanger les fragments de chromosomes situés après le point de coupure pour produire deux descendants.

L'opérateur de croisement le plus simple, dont le lieu de coupure (site de croisement $l=5$) est sélectionné aléatoirement, est représenté en figure 1.5 ci- dessous :

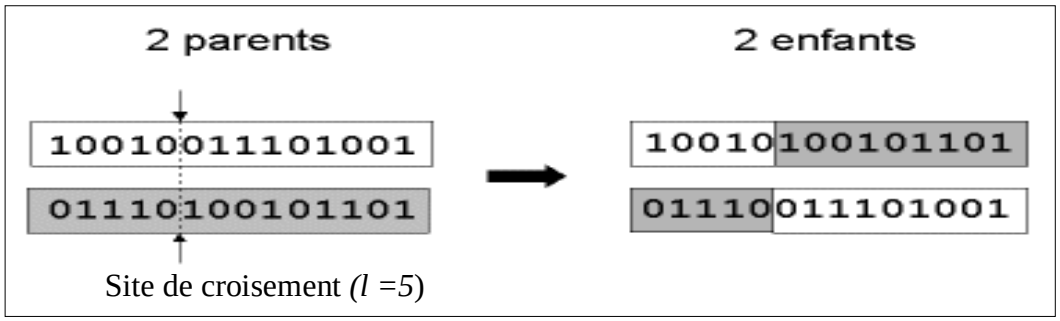


Figure 1.5 : Opérateur de croisement simple sur une chaîne binaire.

b. Croisement double (ou en deux points)

On choisit aléatoirement deux points de croisement pour échanger les fragments.

c. Croisement multiple (ou en k points)

C'est la généralisation à *k* points de coupure des deux précédentes où plusieurs points sont sélectionnés et l'échange se fait sur les différentes parties des séquences cernées par ces points [17]. Le cas limite est le ***croisement binaire uniforme*** qui procède à l'échange de chaque élément selon une probabilité P_c.

d. Croisement binaire uniforme UX à masque (ou copie)

Le croisement binaire uniforme proposé par Syswerda en 1989 [18], est un croisement multipoints dont le nombre de points de coupures n'est pas connu à priori.

Pour cela, on utilise pratiquement une *chaîne binaire générée aléatoirement* (*masque binaire de croisement*) de la même longueur *s* que les génotypes. Cette technique, complètement différente des trois techniques précédentes, est très populaire. La figure 1.6 illustre le principe de fonctionnement de cette technique. Cet opérateur combine deux chromosomes parents selon une chaîne binaire aléatoire pour donner deux chromosomes enfants :

Parent 1	001011011110
Parent 2	011101100101
Chaîne aléatoire *V* de croisement (masque)	110011110010
Enfant 1	011001101100
Enfant 2	001111010111

Figure 1.6: Croisement uniforme à masque.

Principe de fonctionnement

Si à la $n^{ième}$ position du masque de croisement, il y'a un bit 0, on conserve les symboles (la valeur du gène du parent est transmise à l'enfant) sinon on les échange. La chaîne aléatoire $V=(v_1, v_2, \ldots, v_s)$ de taille *s* est générée aléatoirement pour chaque couple d'individus ou pour chaque génération. Le nouvel individu hérite du même gène que le parent.

Ces techniques de croisement peuvent s'appliquer à la fois pour les représentations binaires et en réelle. En 1989, Syswerda présente des résultats empiriques indiquant que le croisement uniforme donne des résultats meilleurs que les croisements cités précédemment. Il est considéré comme étant un croisement efficace pour une grande famille de fonctions d'optimisation, Syswerda en 1995 [19].

1.4.4.1.2 Croisement réel arithmétique (Opérateur arithXover)

Il existe d'autres types de croisement utilisant directement des nombres réels, basés sur la combinaison linéaire de deux individus parents [7], [9], [12–13], [19] tels que les croisements arithmétiques simple et entier, BLX-α, linéaire, discret, étendu, heuristique, qui peuvent améliorer les précédents sous divers aspects ou bien ceux sont des opérateurs créés spécifiquement pour un problème donné (par exemple afin de respecter certaines conditions des

génotypes et phénotypes). Dans le cas réel, le point de coupure tombe nécessairement entre deux variables réelles.

a. Croisement arithmétique simple

Dans ce mode de croisement arithmétique simple [7], les valeurs des gènes sélectionnés pour la génération *t+1* par l'opérateur de croisement appliqué aux chromosomes parents S_j^t, g_j^t de la génération *t* sont obtenues par les expressions (1.11) :

$$\begin{aligned} S_j^{t+1}\big|_{j=l,..m} &= \alpha.S_j^t + \beta.g_j^t \\ g_j^{t+1}\big|_{j=l,..m} &= \alpha.g_j^t + \beta.S_j^t \end{aligned} \qquad (1.11)$$

Où les constantes ***α*** et ***β*** sont des nombres obtenus aléatoirement : ***α, β ∈[0; 1].*** Cet opérateur est appliqué à certains éléments (gènes) sélectionnés.

b. Croisement arithmétique entier

Ce mode de croisement arithmétique entier appelé « Whole arithmetical crossover, en Anglo saxon » par Michalewicz en 1992 [7], est défini comme étant la combinaison linéaire de deux vecteurs (2 Chromosomes). La combinaison linéaire de deux chromosomes parents Ch_g^t et Ch_S^t aura lieu à la génération *t* pour obtenir deux descendants de la génération *t+1*, (1.12) :

$$\begin{aligned} Ch_S^{t+1} &= r.Ch_g^t + (1-r).Ch_S^t \\ Ch_g^{t+1} &= (1-r).Ch_g^t + r.Ch_S^t \end{aligned} \qquad (1.12)$$

Où ***r*** est un nombre généré ***aléatoirement*** par : $r = rand \in [0;1]$. Alors, il s'agit de ***croisement non uniforme*** où ***r varie*** en ce qui concerne le nombre de générations généré. Mais lorsque ***r*** est une ***constante*** choisie par l'utilisateur, il s'agit alors de ***croisement arithmétique uniforme***. Dans le cas particulier où ***r =1/2***, c'est un ***croisement moyen garanti*** « ***garanteed average crossover*** ». Cette technique garantit que les descendants appartiennent au même domaine de variation borné ***D = [x_{min}, x_{max}]*** puisque ***r∈[0 ;1]***.

Nota : ***Cet opérateur de croisement arithmétique entier sera utilisé dans l'optimisation paramétrique des régulateurs PID du bras manipulateur du robot SCARA, au chapitre 8.***

c. Croisement arithmétique uniforme

Pour le croisement arithmétique uniforme, on utilise un nombre réel ***r*** généré aléatoirement tel que : $r = rand \in [0;1]$. Une valeur réelle du premier parent est attribuée au premier enfant et la valeur réelle du second parent est au second enfant avec une probabilité $P_c < r$. Mais pour une probabilité $P_c \geq r$, la valeur réelle du premier parent est attribuée au second enfant et la valeur du second parent est attribuée au premier enfant, tel que représenté par l'exemple de la figure 1.7 :

Parent1	0.32	0.22	0.34	0.89	0.23	0.76	0.78	0.45
Parent2	0.12	0.65	0.38	0.47	0.31	0.56	0.88	0.95

Nbre aléatoire *r*	0.32	0.22	0.34	0.89	0.23	0.76	0.78	0.45
P_c= *0.6*	<0.6	<0.6	<0.6	>0.6	<0.6	>0.6	>0.6	<0.6

Enfant1	0.32	0.22	0.34	0.47	0.23	0.56	0.88	0.45
Enfant2	0.12	0.65	0.38	0.89	0.31	0.76	0.78	0.95

Figure 1.7: Croisement arithmétique uniforme.

d. Croisement heuristique

Par définition des heuristiques, ce ne sont pas des méthodes dont on attend à priori la convergence garantie vers l'optimum global. Cependant, on utilise des heuristiques afin de trouver la solution globale optimale ou du moins la moins mauvaise. Cette technique a été développée en 1990 par Godberg [3], en 1991 par Wright [4], et par Michalewicz en 1999 [12].

En appliquant l'opérateur de croisement heuristique aux deux chromosomes Ch_g^t, Ch_S^t de la génération *t*, on génère un seul nouveau chromosome $Ch_{Nouveau}^{t+1}$ de la génération *t+1* en utilisant l'expression (1.13) :

$$Ch_{SNew}^{t+1} = r(Ch_S^t - Ch_g^t) + Ch_S^t \qquad (1.13)$$
$$Ch_g^{t+1} = Ch_g^t$$

Où *r* est un nombre aléatoire $\in[0; 1]$.

Pour un problème de maximalisation, il faut réarranger les chromosomes afin d'obtenir des fonctions objectifs $O(Ch_S^t) \geq O(Ch_g^t)$, Ch_S^t est le parent le mieux adapté. Contrairement, pour un problème de minimisation $O(Ch_S^t) \leq O(Ch_g^t)$. Dans le cas particulier où $O(Ch_S^t) = O(Ch_g^t)$, on reproduit simplement Ch_g^t, Ch_S^t. C'est le seul croisement à utiliser directement une information reliée à la fonction objective ***O*** (donc à la fitness ***F***).

Cet opérateur contribue à la précision de la solution trouvée, avec une variance vers le meilleur parent. Il a deux principaux avantages :

1- Opérer la recherche dans la direction prometteuse, basée sur les valeurs de la fonction ***O***.
2- Améliorer la recherche locale.

e. Croisement BLX-α

Le croisement BLX-α « Blend crossover » a été développé en 1993 par Eshelham et Shaffer [13] qui ont utilisé un nombre positif ***α=0.5***.

Un descendant $Ch_i^{t+1} = (x_1, x_2, \ldots, x_i, \ldots, x_L)$ est généré tel que la valeur x_i de son $i^{ième}$ gène est une valeur aléatoire choisie des $i^{ièmes}$ éléments Ch_i^1, Ch_i^2 des chromosomes parents Ch^1, Ch^2 respectivement dans l'intervalle $[Ch_i^1, Ch_i^2]$ en (1.14) suivant la distribution uniforme :

$$[Ch_i^1, Chi^2] = [Ch_{min} - I_i.\alpha\ ,\ Ch_{Max} + I_i.\alpha] \qquad (1.14)$$

Où $Ch_{min} = min\ (Ch_i^1, Ch_i^2)$ et $Ch_{Max} = Max\ (Ch_i^1, Ch_i^2)$ et l'intervalle $I_i = \left|Ch_{Max} - Ch_{\min}\right|$.

Remarque

Dans le cas ou le domaine des valeurs des gènes x_i du chromosome descendant Ch_i^{t+1} généré n'appartient plus au domaine $D = [x_{min}, x_{max}]$ des parents ; ce domaine va s'élargir ou se rétrécir. Certaines conditions doivent être respectées pour déterminer un paramètre réel positif ***α*** de bonnes propriétés choisi à l'avance.

Pour ***α=0***, il s'agit du cas particulier « ***BLX-0.0 Crossover*** » nommé « ***Flat Crossover FC***», développé en 1991 par Radcliffe [20], dans lequel le problème du domaine d'exploration borné ne se pose pas et chaque valeur, du gène x_i des chromosomes parents, sera calculée d'après les relations (1.12). Ce dernier devient ***identique au croisement arithmétique entier en b).***

Pour $\alpha \neq 0$, il s'agit du BLX-α : Ce type de croisement élargit le domaine de recherche permettant au gène x_i du chromosome descendant d'être localisé à l'extérieur du domaine *D*, il s'agit d'une exploration très vaste. Ce qui rend son exploitation difficile pour la convergence vers des solutions envisageables.

f. Croisement linéaire

Le croisement linéaire, par A.H. Wright en 1992 [4], génère trois descendants dont les gènes $x_i^k ; k=1, 2, 3$ sont calculés comme suit (1.15) :

$$x_i^1 = ½(Ch_i^1 + Ch_i^2) \qquad x_i^2 = 3/2h_i^1 - 1/2Ch_i^2 \qquad x_i^3 = -1/2Ch_i^1 + 3/2Ch_i^2 \tag{1.15}$$

Le premier est le point milieu de Ch^1, Ch^2 ; mais les deux derniers se situent de part et d'autre de la ligne déterminée par Ch^1, Ch^2.

La nouvelle génération sera formée des deux meilleurs de ces descendants.

Remarque

Le domaine d'exploration est borné.

g. Croisement discret (Discret Crossover : DC)

Il s'agit de l'extension directe aux vecteurs réels par Muhlenbein en 1993 [21], à partir des opérateurs de croisements classique en n-points et binaire uniforme à masque. Les valeurs des gènes x_i des descendants générés sont égales aux valeurs des gènes des chromosomes parent Ch^1_i ou aux valeurs des gènes du parent Ch^2_i. Le choix du parent Ch^1_i ou Ch^2_i de distribution uniforme, est effectué en utilisant le nombre réel $r \in [0; 1]$ généré aléatoirement pour obtenir ***un seul descendant*** Ch_i^{t+1}. L'intervalle d'exploration est borné.

h. Croisement intermédiaire étendu

Le gène x_i du chromosome généré par l'opérateur de croisement étendu est défini en (1.16) :

$$x_i^1 = Ch_i^1 + \alpha\,(Ch_i^2 - Ch_i^1) \tag{1.16}$$

Où **α** est choisi aléatoirement ayant une distribution uniforme de l'intervalle $[d, 1+ d]$, pour $d=0$. Contrairement, ce croisement est intermédiaire étendu « *intermediate recombination* ». La valeur typique est $d = 0.25$ [9]. Cet opérateur est égal au ***BLX-0.25***.

Remarque

Les valeurs des gènes des chromosomes générés n'appartiennent plus à l'intervalle $D= [x_{min}, x_{max}]$. Ce qui fait que le domaine d'exploitation est assez vaste comme pour le BLX-α.

1.4.5 La mutation appliquée sur les nouveaux individus

Cet opérateur de mutation est appliqué sur chaque individu issu de l'opérateur de croisement ou appartenant à une population. Elle consiste à altérer un ou plusieurs gènes choisis aléatoirement modifiant ainsi légèrement l'individu pour explorer l'espace de recherche dans la zone voisine de l'individu de départ. Le nombre de gènes qui peuvent subir une mutation dans une population de N individus dont la taille S de chacun peut être obtenu par le calcul du produit : $N_g = P_m.N.S$

Cette altération va prendre des formes différentes selon le type des gènes d'un chromosome :

- Une simple inversion, pour un code binaire (changer 0 en 1 ou inversement).

- L'ajout d'un bruit gaussien (application de perturbations aléatoires), pour des réels.

Dans la littérature, il existe un certain nombre d'opérateurs de mutation qui dépendent du mode de représentation du codage des chromosomes dont le classement par catégorie est le suivant :

- Représentation en code binaire : « binaryMutation » par inversion de bit.
- Représentation en entier : Mutation uniforme « unifMutation ».
- Représentation réelle : Mutation uniforme « unifMutation », non uniforme « nonUnifMutation », non uniforme multiple « multiNonUnifMutation », gaussienne « gausssianMutation », dans les bornes « boundaryMutation ».

L'opérateur de mutation est appliqué bit par bit et par génération. Il modifie aléatoirement la valeur de certains bits d'un génotype avec une faible probabilité P_m fixée par l'utilisateur dans certaines applications (généralement : $0.1\% \leq P_m \leq 1\%$). On tire ainsi pour chaque bit un chiffre aléatoire $r \in [0,1]$ et si ce chiffre $r < P_m$, alors la mutation s'effectue à ce dernier.

Les valeurs les plus populaires de la probabilité de mutation statique sont recommandées comme suit : $P_m = 0.1\%$ par D. Jong en 1975, $P_m = 1\%$ par Greffenstette en 1986, $P_m \in [0.5\%, 1\%]$ par Schaffer en 1989. H. Mùhlenbein déduit que $P_m = 1/S$ en 1989 peut être optimale.

Contrairement, P_m peut dynamiquement changer ou peut être adapté automatiquement par un processus évolutionnaire. Récemment des chercheurs ont appliqué des techniques d'adaptation à la mutation pour intensifier les performances des AG, pour rendre l'adaptation de la mutation l'un des domaines de recherche prometteurs par Eiben, Hinterding et Michalewicz en 1999 [12].

L'intérêt primordial de la mutation est d'éviter une dérive génétique : Certains gènes favorisés par le hasard peuvent se répandre au détriment des autres et sont ainsi présents au même endroit sur tous les génotypes. Elle permet alors un maintien de la diversité génétique de solutions dans la population, utile pour une bonne exploration de l'espace de recherche.

Un deuxième intérêt est de permettre une meilleure recherche locale, notamment quand la plupart des individus ont convergé autour de l'optimum global. A ce moment, le croisement est assez inefficace car les individus sont souvent identiques. La mutation leur donne alors la chance de s'approcher du maximum global d'autant que le permet la précision du codage.

On a alors principalement le croisement pour explorer globalement et entièrement l'espace de recherche et la mutation pour la recherche locale et l'optimisation de solutions déjà utilisables.

Comme dans le cas du croisement, cette approche fonctionne mal sur des nombres réels. La stratégie la plus courante est d'ajouter du bruit aléatoire à certains membres du vecteur, choisis aléatoirement. Différentes distributions de probabilités, centrées sur la valeur du gène avant la mutation, peuvent être envisagées. Dans le cas d'une loi uniforme, une variation est choisie uniformément dans un intervalle fixé autour de la valeur actuelle du gène. Une distribution gaussienne est le plus souvent utilisée.

Comme dans le cas du code binaire, les choix de la largeur de l'intervalle pour la loi uniforme et le paramètre d'écart type pour la loi gaussienne ne sont pas évidents pour les mêmes raisons. Pour résoudre ce problème, une approche intéressante est de coder ces paramètres dans le génotype. Ainsi les solutions explorant l'espace de recherche rapidement seront favorisées au début de l'algorithme et auront naturellement tendance à s'éteindre au fur et à mesure que le processus converge vers l'optimum.

1.4.5.1 Mutation en binaire

Pour un codage binaire on définit deux types de mutation :

a. La mutation uniforme

Les d'individus à muter seront choisi aléatoirement et seront remplacés par des valeurs inversées dans l'intervalle de recherche.

En considérant une chaîne binaire (*génotype*) $A=\{a_0,...,a_{s-1}\}$, alors pour une simple application chaque élément a_i peut subir l'opérateur de mutation avec la même chance. Le bit qui doit subir l'altération est déterminé aléatoirement et sa valeur est ainsi inversée $a'_i=\bar{a}_i$ (ainsi $0\to1$ et $1\to0$) avec $i\in\{0,...,s-1\}$. Il s'agit de l'inversion de bit pour le codage binaire.

b. Mutation non uniforme

La mutation non uniforme (non linéaire) est l'un des opérateurs d'ajustage fin des systèmes, Michalewicz en 1992 [7], qui intervient dans le cas où toutes les chaînes, à représentation binaire, possèdent une valeur identique sur le même gène, pour éviter l'établissement d'une population uniforme incapable d'évoluer, ni par sélection, ni par croisement.

Cette technique est appliquée en fonction de la génération courante *t* et du nombre maximal de générations « *max-gen* ». Si Ch_i^t = (***c1, c2,…ci, cn***) est un chromosome et l'élément c_i est choisi pour cette mutation, le résultat est un vecteur Ch_i^{t+1} = (***c1,…,ci', cn***) où l'individu muté $c_i^{'}$ est défini comme suit (1.17a) :

$$c_i^{'}=\begin{cases}c'_1=c_i+\Delta(t,b_i-c_i)\\ c'_2=c_i-\Delta(t,c_i-a_i)\end{cases} \qquad (1.17a)$$

Avec $[a_i,b_i]$: Intervalle de recherche de l'élément c_i.

On définit τ comme étant un bit aléatoire qui peut avoir une valeur **0** ou **1**.

- Si $\tau=0$, $c_i^{'}=c_1'$
- Si $\tau=1$, $c_i^{'}=c_2'$ (1.17b)

Avec la variation de l'amplitude de mutation $\Delta(t,y)$ en fonction de ***r*** en (1.17c) pour différents cycles fixés de sélection (***t / max-gen***) :

$$\Delta(t,y)=y.(1-r^{(1-\frac{t}{\max-gen})^b}) \qquad (1.17c)$$

r : Nombre aléatoire choisi dans l'intervalle [**0,1**].

b : Paramètre de raffinement ou de non uniformité qui a été estimé suite à des expérimentations à la valeur **5** [12] par l'utilisateur. Le paramètre *b* permet de déterminer le degré de dépendance sur le nombre de générations.

La fonction $\Delta(t,y)$ retourne une valeur appartenant à l'intervalle [***0, y***] telle que la valeur retournée tend vers ***0*** avec la progression de l'algorithme. Elle a la particularité de retirer les éléments qu'elle altère dans un intervalle de définition $[a_i,b_i]$ variable et de plus en plus

petit. Avec la progression de l'algorithme, au cours des générations, moins la mutation n'écarte les éléments de la zone de convergence. La figure 1.8 illustre la variation de l'amplitude de mutation $\Delta(t, y)$ en fonction de *r*, pour différents cycles de sélection (t/max-gen).

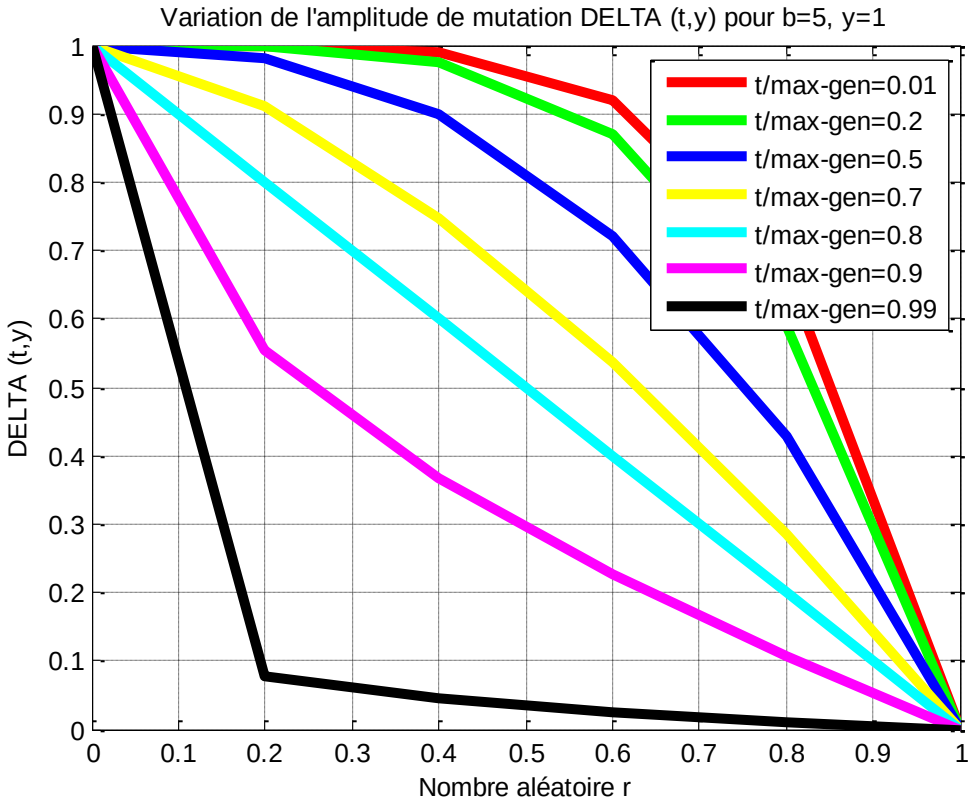


Figure 1.8 : Variation de l'amplitude de mutation non uniforme $\Delta(t, y)$.

La mutation non-uniforme est une mutation adaptative qui offre donc un compromis intéressant entre deux buts, l'exploration de l'espace de recherche et l'exploitation des solutions obtenues pour un affinement. Le coefficient d'atténuation de l'intervalle est un paramètre de cet opérateur.

Les opérateurs de mutation réelle sont différents par rapports aux binaires puisqu'ils utilisent une gamme à valeurs réelles. Pour une représentation réelle, on définit quatre types de mutation :

1.4.5.2 Mutation en réel

Les opérateurs de mutation en réel sont différents par rapports aux binaires puisqu'ils utilisent une gamme à valeurs réelles. Dans ce cas, le a_i est modifié $a_i^{'}$, qui est un nombre aléatoire choisi dans l'intervalle de recherche *D*. Pour une représentation réelle, on définit quatre types de mutation :

a. Mutation uniforme (opérateur *uniformMutate*)

La mutation uniforme réelle est semblable à celle du codage binaire par l'inversion de bit. Ainsi chaque variable $x_i \in D$ (appartenant à une gamme de variables ***D***) a exactement la même chance de subir l'opération de mutation. Ainsi x_i subit un changement selon une certaine probabilité en un nombre aléatoire tiré dans une distribution uniforme dans

l'intervalle [x_i^{min}, x_i^{max}] où x_i^{min} et x_i^{max} sont les bornes respectivement inférieures et supérieures de x_i.

Nota : ***Cet opérateur de mutation uniforme en réel sera appliqué dans l'identification des paramètres de la MAS, du moteur DC et pour l'optimisation de leurs régulateurs PI, puis PID aux chapitres 6 et 7. Il est de même appliqué dans la commande des moteurs DC et pour la régulation par PID optimal du bras manipulateur du robot SCARA au chapitre 8.***

b. Mutation non uniforme

La mutation non uniforme (ou non linéaire) [7] est l'un des opérateurs possédant l'aptitude du réglage fin du système qui revient à changer la variable x_i, qui doit subir une mutation, en un nombre tiré aléatoirement dans une distribution non uniforme de l'intervalle $\left[x_i^{\min} \quad x_i^{\max}\right]$ limité par les valeurs supérieure et inférieure de x_i. La nouvelle variable x_i' est définie comme suit (1.18a) :

$$x_i' = \begin{cases} x'_1 = x_i + (x_i^{\max} - x_i).f(gen) & si \quad \delta \prec 0.5 \\ x'_2 = x_i - (x_i + x_i^{\min}).f(gen) & si \quad \delta \geq 0.5 \end{cases} \qquad (1.18a)$$

$$f(gen) = \delta'\left(1 - \frac{gen}{Max_gen}\right)^b \qquad (1.18b)$$

Où δ et δ' sont des nombres aléatoires $\in [0,1]$ et b est un paramètre du degré de non uniformité. ***gen*** : la génération courante.

c. Mutation dans les bornes

La mutation dans les bornes (boundary mutation) [12] est un opérateur et une variante de la mutation uniforme où chaque variable $x_i \in D$ choisie pour la mutation, prend pour valeur x'_i (1.19), l'une des bornes $x_i^{\max}$ ou $x_i^{\min}$ avec équiprobabilité.

$$x_i' = \begin{cases} x'_1 = x_i^{\min} & si \quad r \prec 0.5 \\ x'_2 = x_i^{\max} & si \quad r \geq 0.5 \end{cases} \quad \text{Où } r \text{ est un nombre aléatoire} \in [0,1]. \qquad (1.19)$$

Cet opérateur est utilisé dans les problèmes d'optimisation où la solution optimale est proche des bornes de l'espace de recherche.

d. Mutation gaussienne

Dans le cadre de l'optimisation paramétrique, la mutation la plus utilisée est la mutation gaussienne [22] qui consiste à rajouter un bruit gaussien $f_i(\mu_i, \sigma_i)$ à chaque paramètre (variable) x_i, où l'opérateur est appliqué avec une certaine probabilité par individu P_m .

Soit un chromosome de la génération t : $Ch_i^{(t)} = (x_1, x_2, \ldots, x_i, \ldots, x_s)$;
Le chromosome obtenu à la génération suivante $t+1$ est ainsi : $Ch_i^{(t+1)} = (x'_1, x'_2, \ldots, x'_i, \ldots, x'_s)$

Avec $$x'_i = x_i + f_i(\mu_i, \sigma_i); \quad i=1,\ldots,s \qquad (1.20a)$$

Où f_i est un nombre aléatoire avec une distribution gaussienne de valeur moyenne nulle $\mu_i = 0$ et de variance σ_i dont l'art est le choix de sa valeur.

Parfois, on utilise une **variance adaptée** à la zone de l'espace de recherche où il se trouve, de la forme (1.20b) :

$$\sigma_i = \frac{Max_gen - gen}{Max_gen}.\frac{1}{3}\left(x_i^{\max} - x_i^{\min}\right) \qquad (1.20b)$$

1.4.6 Les paramètres de limitation

Les opérateurs de l'AG standard sont guidés par un certain nombre de paramètres choisis à l'avance : taille ***N*** de la population, longueur ***s*** de l'individu, probabilité de croisement $\boldsymbol{P_c}$, probabilité de mutation $\boldsymbol{P_m}$ et les contraintes.

Ils sont trop souvent déterminés à l'expérience de l'utilisateur. La valeur de ces paramètres influence sur la réussite d'un AG, c'est-à-dire, sur ses performances. L'efficacité des AE dépend essentiellement du mode de représentation des individus de la population et des opérateurs génétiques adaptés à ses modes [12].

Taille de la population

Le choix de la taille *N* de la population est l'un des paramètres les plus importants des AE, et l'un des problèmes majeurs, Goldberg en 1989 [10].

Si la taille de la population ***N** est trop grande*, alors le *temps d'exécution est élevé* ; mais si ***N** est petite*, la manipulation d'une telle population de très petite taille, a principalement pour but d'accélérer la convergence de l'algorithme, mais on risque d'avoir une convergence prématurée vers un mauvais chromosome (*pas de diversité*). L'un des avantages supplémentaires est que la manipulation d'une population de très petite taille, permet d'implémenter une version efficace d'un AG parallèle.

De nombreuses études ont été menées par de nombreux chercheurs pour cerner la taille optimale de la population, mais sans résultats généralisables. Certaines approches proposent des tailles de population variables «Genetic Algorithm with Varying Population Size: ***GAVaPS*** », qui évoluent au cours du temps, Arabas, 1994 [24]. La principale originalité de ce modèle est d'être plus proche de la réalité. Dans ce modèle, la taille de la population varie donc de manière dynamique en fonction de l'espérance de vie des individus qui la composent.

Longueur de l'individu

La longueur ***s*** de l'individu représente la précision des solutions. Si ***s*** est élevée, alors la précision augmente mais le temps d'exécution augmente aussi demandant un espace mémoire élevé (inconvénient).

Probabilité de croisement

Plus la probabilité de croisement $\boldsymbol{P_c}$ est élevée, plus on aura un changement important dans la population. Les valeurs admises de $\boldsymbol{P_c}$ sont de ***0,5 à 0,9***.

Probabilité de mutation

Si la valeur de la probabilité de mutation $\boldsymbol{P_m}$ est trop élevée, on risque de ne pas avoir une bonne convergence (on obtient une solution sous optimale), mais si elle est trop faible, l'effet de la mutation est d'autant réduit. $\boldsymbol{P_m}$ doit être choisie faible; typiquement entre ***0,1%*** **et** ***1%***. On peut prendre également $\boldsymbol{p_m = 1/s}$ où ***s*** représente le nombre de bits d'une chaîne. Il est aussi possible d'associer une probabilité différente $\boldsymbol{P_{mi}}$ à chaque gène $\boldsymbol{g_i}$; ***i = 1 à n*** chromosomes.

On tire ainsi pour chaque bit un ***chiffre aléatoire r entre 0 et 1*** et si ce chiffre est < ***à*** $\boldsymbol{P_m}$ alors la mutation s'effectue.

En supposant $\boldsymbol{P_m = 0,001}$ et en considérant une population de taille ***N = 4*** chaînes (4 individus) de longueur ***s =5*** bits chacune (***5×4=20 bits***). On pourra s'attendre à ce que le nombre de bits qui subissent une mutation à chaque génération :

$$\boldsymbol{N_g = N.\ s.\ P_m = 5 \times 4 \times 0.001 = 2\%}\ \textbf{bits}$$

Avec cette valeur de p_m aucun bit ne subit une mutation ; d'où il n'y a pas de bit changé de *0* à *1* ou inversement pendant cette génération car $p_m = 1/50$; d'où ***1*** bit sur ***50*** subit une mutation et comme on a seulement ***20*** bits, alors aucun ne subit une mutation. Ceci est du à la petite dimension de la population.

Si par exemple, on a considéré $p_m = 0{,}05 = 5\%$, alors ***1*** bit subit une mutation sur les ***20***. L'opérateur de mutation s'applique ainsi sur un seul individu (***Ind.***) pour donner un seul nouvel individu (***Ind.'***). Lequel? On fait tourner la roulette ***20*** fois pour générer ***r*** dans [***0,1***]. Si $r < 0{,}05$, on mute le bit de ce rang.

Contraintes

Jusqu'à présent, on a étudié les AG pour des fonctions sans contraintes. Mais dans la plupart des problèmes réels, une ou plusieurs contraintes doivent être satisfaites.

La méthode des pénalités est une approche classique pour intégrer des contraintes. Elle consiste à générer des solutions potentielles sans considération des contraintes, puis il suffit de soustraire une pénalité assez grande à la fitness des individus ne respectant pas les contraintes. Un individu violant les contraintes ne doit pas pouvoir être mieux classé qu'un individu qui les respecte.

Il existe plusieurs types de fonctions de pénalisation. Certaines fonctions de pénalisation attribuent une constante comme une mesure de pénalité. Par exemple si toutes les fitness sont comprises entre ***0*** et ***1***, il suffit de soustraire ***10*** à la fitness de tous les individus violant les contraintes pour obtenir l'effet souhaité. Il existe d'autres fonctions dépendant du degré de violation.

Mise à jour pour la construction de la nouvelle génération

Une fois les opérateurs précédents appliqués, on passe au remplacement des individus (parents) de l'ancienne population par les nouveaux (descendants). La taille *N* de la population initiale étant conservée, la mise à jour se fait en favorisant les individus possédant une fitness la plus élevée. On vient de terminer une itération de la boucle (*Tant que*) pour la première génération.

14.7 Boucle du programme

Les opérateurs génétiques de sélection, de croisement et de mutation précédents seront exécutés autant de fois que nécessaire et à chaque fois on obtient une nouvelle génération ayant des individus de plus en plus adaptés. On évalue chaque génération en formant chaque fois les paramètres dans le tableau 1.1 suivant :

Chaînes de bit *N* **Individus**	Valeurs réelles	Evaluations	*Sum (F)*	*Mean Fitness* *Moy (F)*	*Best Fitness*
v_1 ⋮ v_N	x_1 ⋮ x_N	$F(x_1)$ ⋮ $F(x_N)$	$=\sum_{i=1}^{N} F(x_i)$	$= Sum(F)/N$	$= Max(F(x_{iM}))$

Tableau 1.1 : Différentes étapes pour trouver la meilleure Fitness par les AG.

Il s'agit de trouver la solution de la fonction objective ***F(x)*** par les AG. Le meilleur individu courant « Current Best Individal » représente la meilleure solution x_{iM} de x pour laquelle la fonction objective à optimiser est maximale.

Dans la plupart des problèmes industriels, il s'agit de trouver les meilleurs paramètres par la minimisation d'un critère de performance intégral $J(x_i)$ choisi. La meilleur Fitness est dans ce cas : *Best Fitness* $=1/J(x_i)$. Il s'agit d'un problème de maximisation pour lequel la meilleure valeur de la Fitness est la plus grande.

1.4.8 Critère d'arrêt

Il s'agit de répéter itérativement les étapes 1 à 5 jusqu'à ce que l'AG s'arrête soit :

- Par le test de la fitness pour un indice de performance donné (*coût min* $J(x_i)$) pour une erreur ε_{min}),
- Lorsque le nombre limite de générations est atteint « **maxGen** ».
- Le test de changement de la population quand sa diversité est trop faible « Stall Generation ». Ceci lorsqu'il n'y a plus d'amélioration de la Fitness (fonction d'adaptation) lors de son évolution. Le nombre de générations est fixé suivant la variation de la Fitness et on obtient ainsi un temps d'exécution fixe. Mais, il faut noter que la solution en temps fini ne constitue qu'une approximation de l'optimum, puisque aucune certitude concernant la convergence de l'algorithme vers un optimum global n'est assurée.

$$\varepsilon_{\min} \leq MaxF(x_i) - \min F(x_i)$$

- Le meilleur compromis a été atteint, lorsqu'il s'agit d'un problème multiobjectifs.

Les étapes de l'AG sont exécutées jusqu'au moment où l'accumulation dans le changement de la valeur de la fonction d'adaptation des générations d'arrêt « Stall G » soit inférieure à la tolérance de la fonction « Function Tolerance ».

1.5 Algorithmes Génétiques Evolués (AGE)

1.5.1 Objectif

Les propositions des AG évolués (AGE) et l'introduction des AG parallèles sont d'amener plusieurs améliorations à l'AG standard dans le but d'assurer sa convergence vers un optimum global en un temps optimal. Pour améliorer les performances des AG, de nombreuses méthodes hybrides sont proposées. Les métaheuristiques sont utilisées pour résoudre des problèmes très complexes pour trouver le minimum global.

1.5.2 Différents types d'améliorations des performances

1.5.2.1 Algorithmes génétiques et leurs variantes

Depuis la proposition originale de Holland en 1975 [1], le domaine d'application des AG a été étendu. Elle a motivé le développement d'autres alternatives de représentation et de nouveaux opérateurs génétiques permettent leur utilisation dans différents domaines pour trouver des solutions optimales aux problèmes complexes : à objectifs multiples où il y a plus d'un critère à optimiser (Optimisation MultiObjectifs MO), ou avec des contraintes et multimodales où une fonction possède plusieurs optimums qu'on veut localiser, qu'on traitera au chapitre 2.

En 1992, De Jong [17] est le premier à prouver que les AG sont des plans *adaptatifs robustes* qui peuvent résoudre une gamme variée de *problèmes d'optimisation* caractérisée par différents paysages de recherche. Malgré le fait que le codage binaire est très proche de l'évolution naturelle et la représentation génétiques d'organes vivants, ils ont mené au besoin de représentations plus puissantes et complexes des AG.

En 1991, Godberg, Deb et Korb [14] ont introduit l'AG Messy qui procède à des populations de chromosomes de longueur variable « GA with Varying Population Size : GAVaPS » en introduisant le concept de l'âge d'un chromosome qui est équivalent au nombre de générations où le chromosome reste vivant, comme base de sélection [12].

En 1989, Antonisse [25] affirme qu'une représentation de haut niveau peut être calculée pour prouver les performances des AG, mais elle dépend du domaine d'application considéré.

En 1990 et 1991, D. E. Goldberg [3] et A. H. Wright [4] ont prouvé que l'utilisation de gènes de valeurs réelles offre de nombreux d'avantages sur le codage binaire quand le domaine d'application requiert un ensemble de nombres réels.

En 1994, Falknauer [26] a développé un AG de groupement pour rassembler des problèmes où le but est de grouper ensemble les différents membres ou de trouver un sous ensemble de l'ensemble des problèmes du domaine universel dans le but d'optimiser un emploi du temps ou de dresser un plan.

En 1992, Lucasius et Kateman ont étudié un codage avec un ensemble approprié d'opérateurs génétiques pour des problèmes de sélection de sous ensembles similaire au groupement d'AG de Falknauer. Dans ce cas, le codage concerne les éléments où des nombres sériels et chaque valeur de l'élément n'apparaît pas plus d'une fois dans une chaîne.

1.5.2.2 Algorithmes génétiques parallèles

Un important domaine de recherche qui a été exploré, est la facilité de procédés des méthodes basées sur l'évolution de travailler sur des populations parallèles afin d'augmenter leur efficacité en réduisant le temps de calcul. Il est bien connu que les AE demandent un nombre élevé d'opérations (complexité de calculs) spécialement pour l'étape d'évaluation de fitness. Les AG parallèles ou distribués peuvent être classés, selon leurs architectures, en trois types [26–28]:

1- ***Modèle global*** : East, Mac Farlane et al en 1993 ont suggéré que l'évaluation de la fitness peut être effectuée par d'autres processus utilisant la topologie Maître Esclaves (Master Slave) ou AG centralisé ou Global. L'AG Maître a la tâche de contrôler le procédé génétique (sélection, reproduction, recombinaison et mutation) et les AG Esclaves parallèles sont dédiés à l'évaluation de fitness aux descendants produits à chaque génération. Le comportement de l'algorithme parallèle est alors exactement celui de l'algorithme séquentiel.

   Ce modèle n'est pas flexible, car le coût de communication croit exponentiellement avec la taille de la population.

2- ***Modèle de migration*** : En 1993 Stender présente un travail qui fournit une description détaillée de modèles parallèles ou distribués d'AG où chaque processeur l'exécute sur la sous population qui lui est affectée. Les différents calculs sont distribués sur un ensemble de processeurs pouvant communiquer par l'intermédiaire d'un réseau d'interconnections dont la migration des individus se fait en anneau, en voisinage, ou sans restriction, pour propager les meilleurs individus entre les sous populations (nœuds).

   Cet approche est applicable dans le cas où le nombre de processeurs disponible est inférieur à la taille de la population désirée.

3- ***Modèle de diffusion*** : Des topologies alternatives ont été suggérées utilisant une population d'une seule structure continue avec un parallélisme massif où chaque processeur traite un seul individu. Elles sont plus probables (vraisemblables) pour modéliser l'évolution naturelle. Un exemple de ceci est le modèle de diffusion. Dans ce modèle parallèle, la population est localisée en groupes (sous populations) où chaque individu est un nœud d'une

grille à 2-Dimensions qui interagissent seulement avec leur directe sous population voisines. On obtient les meilleurs individus en un temps minimal.

1.5.2.3 Algorithmes génétiques hybrides

Les AG peuvent être combinés avec d'autres techniques spécifiques adaptés à un problème particulier pour former un **AG *hybride*** [2], [30] qui exploite l'exploration globale de l'AG et la convergence de la technique spécifique. Cette combinaison a pour but d'améliorer les performances finales de l'exploration génétiques. Par exemple, dans un problème d'optimisation, l'AG trouve les sommets par une recherche globale permettant de bien explorer l'espace de recherche (diversification) et la méthode locale les escalade permettant de bien exploiter une zone prometteuse (intensification). Ceci améliore la convergence.

On peut ainsi combiner deux types de méthodes : une stochastique pour une recherche globale pour la localisation de la niche de l'optimum global et une déterministe pour bien exploiter cette niche pour trouver exactement l'optimum global.

On peut aussi combiner les métaheuristiques du grec « meta: "au-delà", heurein: "découvrir" » pour former un algorithme hybride. Comme application, on cite la combinaison entre le recuit simulé et les AG, qui ont prouvé leur efficacité.

1.6 Programmation génétique (PG)

La première expérience avec la **PG** a été introduite par F. Smith Stephen en 1980 et L. Nichael Cramer en 1985, rapporté dans [6].

La recherche de codage individuel alternatif a mené au concept des programmes génétiques (PG), par Koza en 1989, 1990 [29]. Les PG est une extension des AG qui utilisent une représentation plus flexible, autorisant un codage dynamique.

L'algorithme de recherche adaptatif appelé ***Programmation Génétique*** (**PG**) est réalisé par Koza en 1990 [29]. La PG est un modèle de recherche basé sur l'évolution, qui est une sous classe d'AG. Koza introduit une représentation plus complexe basée sur des programmes informatiques sur ordinateurs. Malgré que la recherche de programmes ou d'algorithmes soit plus difficile que de trouver une solution unique, elle est plus utile puisque des solutions généralisées travaillent pour une classe entière de tâches. Le fait que beaucoup de problèmes appartiennent à une large gamme de domaines peut être exprimée comme la découverte de problème de programmation sur ordinateur, a fait de ce champ un domaine intéressant d'étude.

En 1992 Koza [6] a insisté et démontré dans son ouvrage « ***Genetic Programming : GP*** » concernant la programmation sur ordinateur par l'intermédiaire de la *sélection naturelle* qu'une large variété de problèmes d'apparence différente à partir de plusieurs champs différents peuvent être traités comme le demande la découverte de programmes sur ordinateur pour produire quelques sorties désirées, quand ils sont présentées avec des entrées particulières. Ceci étant, plusieurs problèmes d'apparences différentes peuvent être reformulés comme problèmes d'induction de programmes.

Il a aussi fournit des détails sur la manière de représenter des programmes sur ordinateur des problèmes dans différents domaines. Des exemples de ceux-ci sont :

- **Le contrôle optimal**

Programmes sur ordinateur qui représentent la stratégie de contrôle dont les entrées sont les variables d'état et la sortie les variables contrôlées.

- **La découverte empirique et la prévision**

Problème de régression symbolique où le PG est utilisé pour trouver une expression mathématique capable de reproduire une relation fonctionnelle basée sur une suite de données d'entraînement.

Koza a fait évoluer des programmes en utilisant un formalisme (programmation fonctionnelle) dans lequel tout fait appel de fonctions. Ce type de programmes peut être représenté sous forme d'arbres dont les nœuds sont les instructions. La racine est la fonction principale et les feuilles en sont les paramètres. C'est un formalisme qui a été utilisé dans la PG. Les programmes manipulés pour un problème particulier, sont des fonctions dont l'enchaînement, ainsi que l'éventuel paramétrage, sont définis par évolution. En utilisant la PG pour la résolution d'un problème particulier, l'expérimentateur doit suivre les cinq étapes suivantes :

1. Fournir l'ensemble des symboles terminaux susceptibles d'être utilisés (la sélection des terminaux),
2. Sélectionner l'ensemble de fonctions primitives dont le programme sera composé (la sélection de la fonction),
3. Identifier la fitness,
4. Sélectionner les paramètres du système,
5. Sélectionner la condition terminale.

Les symboles terminaux sont les variables sur lesquelles porteront les calculs. Les fonctions primitives sont les éléments de base permettant de construire les programmes. Chaque arbre est composé de terminaux et de fonctions appropriées au domaine du problème à résoudre; le système de tous les terminaux et fonctions sont sélectionnés à priori, de manière à ce que certains arbres composés mènent à une solution.

Par exemple, pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions du type $z = f(x, y)$, l'ensemble des terminaux sera $\{x, y\}$,

L'ensemble des fonctions primitives peut être **{+, -, ×, /}.**

Le type de fonctions utilisées par Koza dans toutes ses expériences, est choisi de la forme (expressions du langage ***interactif LISP*** : ***acronyme de LISt Processor***, permettant une compilation ***incrémentale*** des composants d'un programme) rapporté dans [6], mais cette version de programmes sur ordinateur hiérarchiquement structurés ne permet pas de réutiliser des fonctions à plusieurs endroits de ces derniers. Koza [30] a ajouté la possibilité de définir des fonctions susceptibles d'être appelées par le programme principal couramment utilisée en programmation classique. Ces fonctions appelées « Automatically Defined Functions : ADF » sont soumises à évolution et nécessitant l'utilisation de nouveaux opérateurs permettant la duplication, l'ajout ou la suppression de fonctions ou de leurs paramètres. Ensuite d'autres formes de programmes génétiques ont été proposées et implémentées avec succès, comme la représentation linéaire, beaucoup plus simple et menant aux impératifs des langages récents.

1.7 Applications des algorithmes évolutionnaires

Les AE ont été exploités avec succès dans des applications très variées, telles que l'optimisation de fonctions complexes et dans la conception des systèmes de contrôle des procédés. Leur souplesse leurs permet d'être utilisés à plusieurs niveaux, depuis l'optimisation de paramètres d'un contrôleur de structure prédéfinie jusqu'à la conception complète d'un

système de commande (conception des avions, mise au point de turbines…), pour optimiser des réseaux (câbles, fibres optiques, canalisation d'eau et de gaz…), dans le traitement d'image, la robotique, l'identification, la commande des systèmes industriels et le contrôle des systèmes évolutifs (chaînes de production, centrales nucléaires,…).

Ces problèmes nécessitent l'exploration d'un espace de plusieurs variables soumis à certaines contraintes.

1.8 Conclusion

Au cours de ce chapitre, on a présenté les principes de base des algorithmes évolutionnaires AE et plus particulièrement les AG.

Les AE sont de conception simple et constituent des procédures assez robustes et efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes. Néanmoins, elles renferment de nombreuses limitations et certaines difficultés pour effectuer les choix optimaux par ajustage de leurs paramètres tels que la bonne taille de la population et la longueur de l'individu, la sélection du codage, les taux de croisement et de mutation des opérateurs génétiques qui nécessitent de nombreuses expérimentations.

Les AG sont des algorithmes d'exploration développés à des fins d'optimisation. Fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique, ils font à chaque génération, évoluer une population qui se reproduit, suite à des opérations de croisement et de mutation.

Leurs applications sont nombreuses et diverses. Dans le domaine des sciences de l'ingénieur, **dans cette thèse les AG sont utilisés pour l'identification paramétrique des machines à courant continu** et celles à courant alternatif telles que la machine synchrone à aimant permanents (MSAP) et **plus particulièrement, la machine asynchrone (MAS) ainsi que lors de l'optimisation des régulateurs utilisés au sein de sa commande vectorielle où l'on pourra appliquer les AG pour l'optimisation des régulateurs classiques PI, au chapitre 6**.

Dans cette thèse, les AG sont appliqués pour l'optimisation des paramètres des contrôleurs PID dans le schéma fonctionnel général du système asservi pour la commande du bras de robot manipulateur SCARA utilisant les moteurs DC au sein des articulations (qu'on traitera au chapitre 8).

Le chapitre 2 suivant fera l'objet de **l'optimisation multiobjectifs MO par les AE**.

Chapitre 2

Optimisation Multiobjectifs par les Algorithmes Evolutionnaires

2.1 Introduction

Les algorithmes évolutionnaires font partie de la famille des algorithmes d'optimisation stochastique. L'optimisation demeure une étape nécessaire pour mener à bien un travail de recherche ou pour concevoir un système de commande.

L'essor de l'informatique et les techniques évolutionnaires a conduit ces dernières décennies à un développement des procédés d'optimisation automatique. Ils peuvent prendre en compte un nombre élevé de paramètres de conception d'un système pour la recherche des valeurs optimales, permettant d'obtenir un rendement meilleur de l'entreprise ou concevoir un système. Depuis le début des années soixante, ces techniques intelligentes ont connu une nette croissance et s'affirment comme étant les plus robustes, vu leurs caractéristiques mentionnées au chapitre 1, pour résoudre un problème d'optimisation qui consiste à explorer (perturber le système pour estimer au mieux ses paramètres) un espace de recherche, afin de maximiser ou minimiser une fonction donnée. L'exploitation d'un système consiste à le commander pour un modèle de paramètres connus.

2.2 Les objectifs de l'optimisation

- **Qu'essai-t-on d'accomplir lors de l'optimisation ?**

Le point de vue classique est bien présenté par Beightler Phillips et Wilde en 1979 :
« *Le désir humain de perfection trouve son expression dans la théorie de l'**optimisation**. Elle étudie comment décrire et atteindre ce qui est **meilleur** une fois que l'on connaît comment mesurer et modifier ce qui est bon et mauvais. L'optimisation comprend l'étude quantitative des optimums et les méthodes de les trouver* ».

Ainsi l'optimisation cherche à améliorer une performance en se rapprochant d'un (ou des points) optimums et non pas la rupture et la refonte en profondeur du processus. Remarquons que cette définition ci-dessus se compose de deux parties :

1- On cherche une *amélioration afin de se rapprocher d'un point*

2- *Optimal*.

Il est clair qu'il faudrait distinguer le *procédé d'amélioration* de sa destination ou l'optimum lui même.

Cependant en évaluant les procédures d'optimisation, on se concentre le plus souvent sur la *convergence* uniquement (la méthode atteint-elle l'optimum ?) et on oublie entièrement les performances intermédiaires. Cette tendance vient des origines calculatrices de l'optimum dans laquelle il faut définir une fonction objectif (le coût) que l'on cherche à optimiser par rapport aux paramètres considérés. Cependant, elle n'est pas naturelle.

On ne juge jamais un homme d'affaire avec un *critère* d'atteinte de l'optimum. La perfection est un objectif trop sévère. On peut conclure, que l'atteinte de l'optimum n'est pas essentielle dans le monde des affaires, ainsi que dans la plupart des activités de la vie; nous tenons seulement de mieux faire que les autres. Ainsi si nous voulons des outils d'optimisation dont le fonctionnement s'approche davantage des méthodes humaines, nous sommes conduits à une remise en question des priorités de l'optimisation. L'objectif le plus important de l'optimisation est *l'amélioration.* La procédure est d'atteindre rapidement une perfection de niveau satisfaisante. Ainsi l'optimisation est moins importante pour les systèmes complexes; d'où il faudra atteindre la perfection; ce qui nécessite seulement une *amélioration*. D'où l'utilisation des AG qui diffèrent des méthodes classiques.

Ainsi, l'optimisation peut représenter une aide pour respecter certaines contraintes du cahier des charges ou pour améliorer un produit (fiabilité, coût de fabrication, durée de vie,…).

En résumé, pour trouver une solution à un problème industriel, il faudra :

- Exprimer un critère objectif d'optimalité qui peut être la quantité, la qualité, les délais, la productivité, les facteurs humains et l'environnement.
- Choisir les paramètres de conception du processus.
- Définir un espace de recherche admissible pour trouver les paramètres optimaux de conception pour la réponse exigée de la structure soumise à la sollicitation.

L'importance de la qualité de l'optimisation dépend des choix de la formulation de l'objectif et des contraintes en plus de la qualité de la modélisation.

2.3 Généralités

Jusqu'à présent, on n'a envisagé que le cas où l'on pouvait aisément améliorer la performance d'une solution pour le problème considéré à une unique valeur appelée la fonction Objectif (minimisation de coût, de durée, d'erreur, etc…). L'optimisation est un ensemble de techniques permettant de trouver les valeurs des variables qui rendent optimale une fonction de réponse : la Fitness. Il s'agit de chercher les extremums de fonctions à plusieurs variables. Dans le domaine des sciences appliquées, il s'agit en général de trouver l'optimum de la réponse d'opérations industrielles ou d'expériences de laboratoires : le rendement maximum d'une opération, la pureté d'un produit, le coût minimal d'une opération, ou l'efficacité maximale d'une séparation,…

En pratique, très peu de problèmes peuvent être exprimés de cette façon, car ils mettent en jeu un compromis entre plusieurs objectifs potentiellement incompatibles. Ainsi dans beaucoup de problèmes pratiques, on est souvent confronté à optimiser plus d'un critère de performance à la fois, on se trouve donc face à un problème à objectifs multiples (multiobjectifs MO ou multicritères). Ces critères peuvent être en conflit, telle que l'amélioration simultanée de la stabilité et la précision d'un système de commande, le prix et le confort d'une voiture, la consommation de carburant et la vitesse d'un moteur de turbine à gaz,… . Sachant que la maximisation de l'un entraîne la diminution de l'autre. Pour cela il faudra trouver un compromis.

La technique classique, la plus souvent utilisée, est d'agréger les objectifs en un seul qu'on présentera par la suite en 2.5.3.2. Cependant cette approche présente de nombreux et sérieux inconvénients, car il n'est pas possible ni souhaitable de les combiner en un objectif unique ou de les réduire de manière à n'avoir qu'un seul critère à optimiser. Il est préférable de traiter chaque objectif de façon séparée. C'est pourquoi, ces problèmes attirent depuis longtemps l'attention des chercheurs qui utilisent des techniques d'optimisation et d'exploration traditionnelles. Elle consiste à allouer des poids à chacun des objectifs afin d'indiquer leur importance dans le problème, mais ces méthodes sont très subjectives. De plus, il est très difficile de trouver des poids qui peuvent refléter avec précision une situation réelle, car il n'existe généralement pas de méthode théorique pour les estimer. Par exemple maximiser la stabilité et la précision d'un système de commande, qu'il n'est pas possible ni souhaitable de les combiner en un objectif unique et de les réduire de manière à n'avoir qu'un seul critère à optimiser.

La méthode de base pour optimiser un dispositif, doit recourir à une approche par *essais/erreurs* qui consiste à mettre à l'essai un certain nombre de solutions potentielles jusqu'à l'obtention d'une solution adéquate. On peut aussi faire varier ce paramètre de façon quasi-continue à l'aide d'un ordinateur pour tracer la courbe correspondante. Cela nécessite beaucoup de temps, car le test d'optimisation doit être relancé pour chaque essai d'un grand nombre de solutions potentielles dont les solutions inadéquates sont éliminées, jusqu'à ce qu'un essai se révèle satisfaisant.

Malgré que les programmes sur ordinateur constituent un puissant outil pour l'automatisation de ce processus d'optimisation utilisant les trois étapes suivantes pour trouver la solution optimale :

1. *Analyse* : Définir le problème pour des objectifs précis en respectant certaines contraintes;
2. *Synthèse* : Formulation des solutions potentielles;
3. *Evaluation* : des solutions potentielles pour obtenir la valeur optimale.

Cette approche ne permet pas de trouver tous les compromis.

Les AE constituent un outil puissant pour l'automatisation d'un processus. Ainsi l'optimisation multiobjectifs « Multi-Objective Optimization : MOO » est devenue un outil très utile de l'optimisation combinatoire dont la particularité est de chercher à optimiser plusieurs objectifs pour la description d'un même problème réel ne pouvant pas être représentés par un système unidimensionnel.

Durant les trois dernières décades, diverses approches ont été développées pour traiter les problèmes multiobjectifs. Celles-ci ont eu principalement pour but de réduire les problèmes multiobjectifs en problèmes à objectif unique. Cependant avec l'émergence des méthodes basées sur l'évolution, de nouvelles recherches sont apparues pour exploiter l'utilisation de telles méthodes pour traiter des problèmes multiobjectifs (MO).

Ce chapitre est consacré à *l'optimisation* MO en insistant sur les *Algorithmes Evolutionnaires (AE)*. Au paragraphe 2.4 on présente les *métaheuristiques d'optimisation*. En 2.5, on donne les *concepts généraux* et les *définitions* dans le domaine d'optimisation MO. Dans le paragraphe 2.6, on présente un aperçu sur les *approches d'optimisation MO* basées sur les *AE*. *L'approche par* AGMO est d écrit. Elle représente la base de la méthode de la *programmation génétique* MO (PGMO). On termine notre étude par une conclusion.

2.4 Les métaheuristiques d'optimisation

Depuis le début des années 1980, des techniques de résolution des problèmes combinatoires ont été utilisé pour résoudre des problèmes très complexes. Ce sont les métaheuristiques : il s'agit d'essayer d'optimiser des fonctions sans en connaître le fonctionnement interne. L'état initial est le plus souvent généré aléatoirement pour que l'algorithme progresse itérativement jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Pour un jeu de paramètre de contrôle donné, l'aspect stochastique fait que les résultats varient d'une itération à l'autre.

Parmi les métaheuristiques les plus utilisées, on peut citer, les AG en 1975 par J. H. Holland, la méthode du recuit simulé « Simulated Annealing : SA » en 1983 par S Kirkpatrick, celle de recherche tabou « Tabu Search : TS » en 1986 par Glover, les algorithmes d'optimisation par colonies respectivement de fourmis (Ant Colony Optimization : ACO) en 1990 par Colorni, et par essaim de particules « Particle Swarm Optimization : PSO » en 1995 par Kennedy et Eberhard.

Du point de vue mathématique, on classe les AE parmi les *métaheuristiques* d'optimisations [32] itératives pour trouver le minimum global des fonctions *convexes* (*à plusieurs max. et min.*). C'est un processus général de haut niveau, une sorte de stratégie que l'on spécialise au problème traité par la spécification des opérateurs génétiques. Ce sont des algorithmes d'optimisation de fonctions sans en connaître le fonctionnement interne et dont le résultat optimal n'est pas garanti. Ce sont des méthodes stochastiques pseudo aléatoires utilisant des méthodes stochastiques guidées dont l'outil repose sur le choix aléatoire pour guider une exploration intelligente dans l'espace des solutions. Leurs avantages résident dans le parallélisme implicite des AE, puisqu'il faut évaluer la performance de chaque individu indépendamment. Il est ainsi possible d'exploiter efficacement la puissance de calcul de plusieurs microprocesseurs ou d'un ensemble de machines.

La théorie de ces méthodes relève de l'étude des systèmes dynamiques non linéaires et multidimensionnelles. Ces méthodes sont issues de la *modélisation mathématiques de processus naturels* tels que:

- Les processus physiques utilisant les approches de la physique statistique qui a permis le développement du *recuit simulé* « *Simulated Annealing : SA* » [33] : processus aléatoire pour aider à guider la recherche d'états d'énergie minimale.
- Les processus à mémoires utilisant la *recherche Tabou* : il s'agit de mémoriser le passé proche et éventuellement des brides du passé lointain au cours de l'évolution pour la recherche de la seule solution basée sur l'utilisation de mécanismes inspirés de la mémoire humaine évitant ainsi les minimums locaux : $f(x_{n+1})>f(x_n)$. La première étape consiste à explorer tout le voisinage de la solution courante. Dans la deuxième, on choisit la solution de ce voisinage qui minimise le critère à optimiser.
- Les processus génétiques initiant ainsi les AE, plus particulièrement les AG dont les solutions potentielles évoluent dans une population et dont le choix est dicté par la nécessité de :
  - Déterminer l'optimum global d'un problème de conception d'un système possédant des variables continues ou discrètes dont le model peut être linéaire ou non linéaire, continu ou non continu, dérivable ou non, possédant ou non une expression analytique.
  - Représenter les solutions sous forme de front de Pareto, lorsque des optimisations MO sont réalisées, détaillé en 2.5.3.3. Ce type de problème sera traité avec plus de facilité par les *approches d'optimisation MO* basées sur les *AE* « Multi Objective Evolutionary Algorithm : MOAE » du paragraphe 2.6.

2.4.1 Le recuit simulé

2.4.1.1 Introduction

Le recuit simulé (RS) est aussi une méthode de recherche globale basée sur l'analogie avec le concept d'état physique des matériaux cristallins en thermodynamique. Le RS est une métaheuristique inspirée d'un processus utilisé en métallurgie. Ce processus remplace des cycles de refroidissement lent et de réchauffage (recuit) qui tendent à minimiser l'énergie du matériau.

Elle est aujourd'hui utilisée en optimisation pour trouver les extremums d'une fonction. Le recuit simulé est une méthode de recherche du maximum inspirée du refroidissement d'un matériau en fusion. Dans l'industrie, cette méthode permet d'obtenir l'orientation des cristaux désirée. Pendant le refroidissement du matériau, l'orientation des cristaux est perturbée. Le principe consiste à remonter la température de fusion si l'orientation est insatisfaisante. La méthode vient du constat que le refroidissement naturel de certains métaux ne permet pas aux atomes de se placer dans la configuration la plus solide. La configuration la plus stable (très homogène et de bonne qualité) est atteinte en maîtrisant les différents états transitoires du refroidissement et en le ralentissant par un apport de chaleur externe, ou bien par une isolation.

La méthode mathématique du même nom permet notamment de trouver le maximum d'une fonction présentant des maximums locaux moins importants. La connaissance de la fonction n'est pas nécessaire et que la convergence vers le maximum global est assurée sous certaines conditions relatives, notamment à la vitesse de la descente de la température.

2.4.1.2 Fonctionnement du recuit simulé

Le RS demande une simple connaissance du problème lui même et ne demande aucune propriété mathématique telles que la dérivabilité et la continuité dans l'espace de recherche. Seule la capacité à calculer une valeur ponctuelle de la fonction d'évaluation F est nécessaire. Ainsi, il peut résoudre des problèmes d'optimisation multiobjectifs non linéaires très difficiles à résoudre en utilisant d'autres techniques.

L'idée générale de cette approche consiste à choisir et fixer la structure d'un contrôleur générique réactif bas niveau et à optimiser ses paramètres afin de maximiser la récompense. Ce problème peut se ramener à une recherche de maximum d'une fonction.

Le RS [33–36] est utilisé avec succès dans des domaines variés tels que l'optimisation de fonctions, de conceptions (optimiser ses paramètres) et dans le domaine du contrôle automatique. Quotate [35] utilisa le RS pour la segmentation compensatoire aux systèmes basés sur les lois de variations lentes.

L'algorithme du RS consiste principalement à la répétition de deux étapes :

1. Application du mécanisme de génération.
2. Application du critère d'acceptation.

Etant donné un problème d'optimisation, on débute le RS avec un état aléatoire initial avec un seul individu ou point x_i contrairement aux AG qui utilisent une population d'individus, une séquence d'itérations est générée, un mécanisme de perturbation (excitation) est appliquée à chaque itération qui transforme l'état présent en un état future sélectionné à partir du voisinage de l'état courant. En d'autres termes, le nouveau point est choisi dans un voisinage $S(x_i)$ obtenu en modifiant les paramètres de ce point à l'aide d'une transformation élémentaire F, par exemple :

- Le point initial x_0 est généré aléatoirement.
- La valeur initiale x_i de la variable x est introduite.
- Sa valeur finale x_f est également introduite.

- On applique la transformation linéaire *F* à *x* tel que : $F(x)=a.O(x) + b$

  Où $O(x)$ la fonction objectif de déplacements aléatoires de chacun des états de probabilité *P* dépendante de la variable température *T* du matériau, basée sur la distribution de Boltzman : $P = \exp(-|\Delta x| / k_B T)$; k_B : Constante de Boltzman.

a, *b* : Nombres réels assurant la transaction à une fonction *F* (fitness)$>0, \neq 0$ et maximale lorsque $O(x)$ est optimale, avec $a = Constante < 1$ (en général *0,8* à *0.99*).

- Nombre de mouvements ou d'essais par palier de la variable *x* et le meilleur obtenu par élitisme est introduit dans un voisinage $S(x_i)$.
- Intensification en diminuant le pas de variation Δx_i d'un facteur d'échelle (par ex. *1/100*).

La dénomination de minimum local présente une certaine ambiguïté dans la littérature, méthode locale qui fait référence au mécanisme de recherche lorsqu'il procède par voisins successifs. Ainsi le RS est une méthode de recherche locale (la solution testée est une voisine de celle courante), qui sera, de notre point de vue, une méthode globale d'optimisation. Elle est capable de déterminer les optimums globaux de fonctions objectifs. Les méthodes globales et locales ne s'excluent pas mutuellement. Plusieurs chercheurs les combinent pour de meilleures performances d'une recherche. La méthode globale explore bien l'espace de recherche : c'est la diversification, puis une recherche locale permet de bien exploiter une zone prometteuse (susceptible de contenir un minimum global), localisé lors de l'exploration du domaine de recherche : c'est la phase d'intensification.

Si ce voisinage x_i a un coût inférieur (amélioration de l'objectif) tel que la fitness $F(x_i) < F(x_0)$, il est accepté, mais s'il a un coût supérieur, il est accepté avec une certaine probabilité *P* déterminée par un critère d'acceptation.

La plus importante caractéristique du RS, c'est qu'en plus de l'acceptation de l'amélioration du coût (ε_r min.), il autorise la détérioration (ε_r max.) dans une certaine marge. Cette caractéristique du RS lui assure d'être un algorithme de recherche globale tant qu'il garde les caractéristiques favorables des algorithmes de recherche locale, c'est à dire, simplicité et applicabilité générale.

Une approche basée sur le RS peut être implémentée pour l'optimisation des paramètres du même contrôleur PID pour la commande du bras de robot manipulateur étudié au chapitre 8. Ses concepts fondamentaux et son principe de base peuvent être présentés pour son utilisation pour le réglage optimal des contrôleurs. Les résultats obtenus par simulation peuvent être testés puis comparés avec ceux utilisant les AG pour montrer que ces derniers aboutissent à de meilleures performances [37].

2.5 Optimisation multiobjectifs

2.5.1 Introduction

Il est reconnu actuellement que les problèmes réels d'optimisation sont caractérisés par plus d'un objectif et ne peuvent donc pas être résolus par une technique d'optimisation à un seul objectif (mono-objectif).

Comme les AG travaillent sur une population de points, il est naturel de les utiliser dans la résolution des problèmes d'optimisation MO pour capturer une multitude de solutions simultanément. Ainsi, l'utilisation des *méthodes évolutionnaires* et les *techniques d'optimisation parallèle* telles que les AG, permettent de *trouver un ensemble de solutions optimales dit de Pareto*, c'est-à-dire, il n'y a pas de solution préférée à ces solutions sur l'ensemble des objectifs. Cependant, la propriété d'optimalité de Pareto suppose que les objectifs ont une importance

égale. Réellement les utilisateurs, sont souvent capables de différencier les objectifs au travers de préférences par des règles de décision du processus de classement des solutions. C'est le rôle de l'AGMO.

La première notion d'optimalité a été introduite par l'économiste et avocat Irlandais Francis Ysidro Edgeworth en 1881, elle a été utilisée de manière plus formelle par le sociologue et économiste Vilfredo Pareto en 1896.

Le concept d'optimalité de Pareto a commencé à être appliqué dans les années 1970, utilisant le *concept d'optimalité pour des problèmes multiobjectifs*. On présentera quelques *approches évolutionnaires (*AE*)* les plus populaires utilisées pour l'optimisation MO. A ce propos, beaucoup d'autres concepts hybrides sont apparus, pour lier des *règles de décision* avec le *concept multiobjectif*, citons à titre d'exemple les *Algorithmes Génétiques Multiobjectifs (*AGMO*),* la *Programmation Génétique (*PG*) Multiobjectifs (*PGMO*),* etc….

2.5.2 Concepts généraux

On décrit *quelques concepts généraux de l'optimisation multiobjectifs très utiles* dans cette thèse :

1- Objectifs **2-** Attributs **3-** Buts **4-** Critères

1- Objectifs

Ils indiquent les directions d'amélioration des performances de l'optimiseur. Il existe deux directions :

Minimiser ou Maximiser une fonction.

Dans les systèmes d'identification, les objectifs sont la *minimisation de la structure du modèle,* c'est-à-dire, il doit être *formé avec le nombre minimum de paramètres*. Il s'agit de trouver le *modèle le plus simple.*

La *maximisation* d'une fonction consiste à *maximiser ses performances*. Il s'agit de trouver la *meilleure prédiction, donc le modèle le plus précis*. Les objectifs sont mesurés en se basant sur certains *attributs*.

2- Attributs

La maximisation des performances peut être formulée en termes de certains *attributs de l'erreur de prédiction*. La *combinaison des objectifs et attributs* mène au concept de la *fonction objectif* f_{obj}, définissant le formalisme mathématique d'un objectif de conception.

3- Buts

Les buts à atteindre et les valeurs sont utiles pour identifier clairement un niveau désiré (ou cible) à atteindre.

4- Critère

Le *concept du critère dans l'optimisation MO*, est utilisé pour indiquer des objectifs.

Dans beaucoup de problèmes pratiques, on est souvent confronté à *optimiser plus d'un critère de performance* à la fois, on se trouve donc face à un problème à *objectifs multiples (multiobjectifs) ou à critères multiples (multicritères).*

2.5.3 Problèmes d'optimisation multiobjectifs

Quel que soit le secteur d'activité, les ingénieurs sont souvent confrontés à des problèmes d'optimisation :

- Minimiser un coût de production,
- Améliorer les performances d'un système électrique de commande,
- Optimiser un simulateur numérique d'un procédé industriel, etc….

On parle *d'optimisation MO* dans les cas complexes où l'on doit *optimiser simultanément plusieurs fonctions objectifs* généralement *en conflit* (contradictoires); ce qui amène à choisir une solution de compromis parmi une multitude de solutions possibles.

2.5.3.1 Formulation du problème MO

a) Définition

Soit un vecteur $\bar{x}$ *des variables de décision (m paramètres) satisfaisant à des contraintes et qui optimise un vecteur fonction f dont les n éléments* f_i *sont les fonctions objectifs. Ces dernières sont généralement en conflit.*

Donc, un problème d'optimisation MO, consiste à trouver une telle solution $\bar{x}^*$ *qui donne des valeurs pour toutes les fonctions objectifs acceptables au concepteur.*

b) Expression mathématique de cette définition

Il s'agit de trouver les *m paramètres* du *vecteur* : $\bar{x}^* = [x_1^*, x_2^*, \ldots, x_m^*]$

Ce dernier doit satisfaire les *k contraintes* de l'inégalité : $g_i(\bar{x}) \geq 0$; $i = 1, 2, \ldots, k$ (2.1)

Ainsi que les *p contraintes* de l'égalité : $h_i(\bar{x}) = 0$; $i = 1, 2, \ldots, p$ (2.2)

Il *optimise le vecteur des n fonctions objectifs* : $\bar{y} = \bar{f}(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \ldots, f_n(\bar{x})]$ (2.3)

au lieu d'une seule.

Avec $\bar{x} = [x_1, x_2, x_m]^T \in X$

$\bar{y} = (y_1, y_2, \ldots, y_n) \in Y$

Où $\bar{x}$: vecteur des variables de décision

X : l'espace de paramètres

y : vecteur des *n* critères non commensurables qui doit être considéré (objectifs)

Y : l'espace des critères (objectifs)

Les contraintes données par (2.1) et (2.2) définissent la région de faisabilité X et tout point $\bar{x}$ dans X définit une solution faisable.

Les *contraintes* $g_i(x)$ et $h_i(x)$ représentent les *restrictions* imposées sur les *variables de décision*.

Le *vecteur* $\bar{x}^*$ *est le système de solutions optimales*.

En 1976 Keeney et Raiffa ont montré que *l'optimisation*, dans les méthodes classiques, est impossible où des *critères multiples* sont impliqués en jeu.

Donc, la *solution* est un système de solutions alternatives plutôt qu'une simple solution optimale. Ceci est connu sous le nom *d'optimalité de Pareto ou système non dominé*.

L'ensemble des solutions de ce problème d'optimisation consiste en tous les vecteurs de décision connus sous le nom de *l'ensemble de Pareto* telle qu'une solution ne peut être *améliorée* qu'au détriment de la *dégradation* d'au moins un autre objectif.

2.5.3.2 Les méthodes classiques pour l'optimisation MO

La principale difficulté en optimisation mono-objectif vient du fait que modéliser un problème sous la forme d'une équation unique peut être une tâche très difficile biaisant le plus souvent la modélisation. Il existe plusieurs méthodes classiques pour résoudre un problème d'*optimisation* MO. Dans la technique classique, le problème MO est converti en un problème d'*optimisation* à *objectif unique* en regroupant toutes les *fonctions objectifs* O_i en une *fonction globale scalaire* : $f_{obj} : X \to R$

Généralement dans la méthode d'agrégation des objectifs qui sera détaillée en 2.6.3.2, méthode classique la plus facile à résoudre, la fonction objectif d'agrégation $f_{obj}(x)$ consiste en une *somme pondérée* de ces *fonctions objectifs initiales* O_i. Pour optimiser n objectifs $O_1(x)$, $O_2(x)$, …, $O_n(x)$, on passe d'une optimisation MO à une optimisation *monodimensionnelle* $f_{obj}(x)$ tel que :

$$f_{obj}(x) = \sum_{i=1}^{n} W_i . O_i(x) \tag{2.4}$$

Où W_i : *Poids à valeurs réelles* $\in [0,1]$ *de chaque critère tel que* $\sum_{i=1}^{n} W_i = 1$

O_i : *les fonctions objectifs*

n : *le nombre d'objectifs*

Cette méthode suppose connaitre au préalable le poids W_i relatif des différents objectifs O_i afin de construire la fonction d'agrégation f_{obj}. La méthode d'*optimisation* essaie donc de *minimiser une distance d* par rapport à *un vecteur objectif désiré* y_d :

$$d(x) = \| f(x) - y_d(x) \| \tag{2.5}$$

Où $\|.\|$ est la norme Euclidienne.

Il existe d'autres méthodes pour lesquelles la somme est remplacée par un *produit de fonctions objectifs* ou des *expressions plus complexes*. Cependant, résoudre un problème *d'optimisation* MO par des *techniques d'optimisation* à *objectif unique* présente plusieurs *inconvénients* :

- Le résultat d'une telle optimisation ne permet pas de trouver tous les compromis mais donne une *solution unique* (1 point unique). Cette solution peut être *optimale par rapport à un critère* et en même temps, *moins optimale* par rapport à un *autre*. De plus, cette solution peut même être dominée. On ne sait pas exprimer l'interaction entre critères.
- Il est difficile de déterminer à priori, avec précision les valeurs W_i *des facteurs réels de pondération* associés à chaque objectif par le décideur, surtout lorsqu'on n'a pas suffisamment d'information ou de connaissance à propos du problème d'optimisation.

Pour ces raisons, l'application de telles méthodes pour la *résolution des problèmes* MO n'est pas toujours efficace. Des variantes des AE apportent de nombreuses solutions élégantes à ces problèmes d'optimisation multicritères.

En utilisant *l'optimalité de Pareto*, il est donc plus pratique de classifier toutes les *solutions potentielles en des solutions dominées et non dominées (dominantes)*.

2.5.3.3 Concept d'optimalité de Pareto ou non dominance

Mathématiquement, le *concept d'optimalité de Pareto* pour un *problème de minimisation dans l'identification des systèmes* est défini en termes de dominance comme suit :

Soient *deux vecteurs de décision u et* $v \in X$, on dit que la solution *u domine la solution v* et on écrit $u < v$ si et seulement si :

$$\forall i = 1,2,\ldots,n \quad f_i(u) \le f_i(v) \quad \text{Avec au moins un indice } j : \exists j = 1,2,\ldots,n \text{ tel que } f_j(u) \prec f_j(v) \qquad (2.6)$$

Tous les *vecteurs de décision* qui ne sont pas dominés par aucun autre vecteur de décision sont dits *non dominés ou efficaces*. L'ensemble des solutions non dominées est appelé *l'ensemble optimal de Pareto ou le front optimal de Pareto*.

Pour un *problème de maximisation*, ($\geq$, $>$) sont analogues.

Problématique

La principale difficulté d'un problème multiobjectifs est qu'il n'existe pas de définition de la solution optimale. Le décideur peut simplement exprimer qu'une solution est préférable à une autre, mais il n'existe pas une solution meilleure.

Du fait de *leur propre parallélisme dans l'exploration de l'espace de recherche* et de leur *aptitude d'agir sur une population de solutions, les* AE *sont capables d'obtenir un ensemble de points optimal de Pareto.* Ils sont donc très *appropriés* pour *l'optimisation à objectifs multiples.* Il existe deux types de solution :

1- *Solution préférée* : C'est une solution non dominée qui est choisie par le *décideur* « *DM : Decision Maker* » par l'intermédiaire de certains critères additionnels, comme solution finale du système.

2- *Solution satisfaisante* : C'est une solution qui achève tous les buts (valeurs cibles désirées) de chaque objet. Cette sorte de solution ne nécessite pas la non domination. On ne pourra pas effectuer une opération de classement de l'ensemble des solutions satisfaisantes.

Dans le paragraphe suivant, on va présenter les *approches évolutionnaires les plus populaires*.

2.6 Optimisation Multiobjectifs par les Algorithmes Evolutionnaires (MOAE)

2.6.1 But

L'utilisation des AE pour *l'optimisation* MO concerne deux grands problèmes :

1- Comment accomplir *l'attribution* de la *fonction d'adaptation* (*fitness*) et la *sélection* respectivement dans le but de diriger la recherche vers l'*ensemble optimal de Pareto*.

2- Comment *préserver la diversité* dans la population afin *d'éviter* une *convergence prématurée* et *d'obtenir un front bien distribué*.

2.6.2 Recherche multimodale et préservation de la diversité

Dans le cas d'une *optimisation* MO, on cherche un ensemble de solutions *Non Dominées (ND)* au lieu d'une solution unique, pour cela l'AEMO doit accomplir une recherche *multimodale qui explore le front de Pareto uniformément.* Malheureusement, un AE simple tend à converger vers une solution unique et maintes fois des solutions sont perdues; ceci est du aux erreurs stochastiques associées à ses opérateurs génétiques. Afin de surmonter ce phénomène de convergence des AE connus sous le nom de la *dérive génétique* «genetic drift», ils sont utilisés.

Plusieurs méthodes ont été développées pour *préserver la diversité* dans la population. Il existe deux catégories :

1- Technique de création des *sous populations* appelées *Niches : « Niching Techniques (NT) »*.

2- Technique directe sans création de niches : « *Non Niching Techniques (NNT) »*.

Les *NT* sont les plus répandus dans le domaine des AEMO. Ceci est du à *leur capacité de former et de maintenir des sous populations ou niches stables*.

2.6.2.1 Les Niching Techniques (NT)

La méthode la plus utilisée est celle *du partage de la fitness proposée par Goldberg et Richardson* en 1987 [38]. Le partage est une amélioration souvent mise en œuvre pour pousser l'AE à explorer l'ensemble de l'espace de recherche. Le principe consiste à diminuer la *fitness* des solutions similaires. Elle est basée sur les idées que les individus dans une niche particulière ont à partager les ressources naturelles disponibles (similaire à la nature). Ainsi, pour une *valeur de la fitness* la plus dégradée d'un certain individu, on peut compter la plupart des individus x_i *localisés dans son voisinage* (par exemple une sphère de rayon σ autour de chaque solution) en pondérant par la *distance d (i, j)* qu'il faut définir entre chaque individu. La distance *d(i, j)* est spécifiée par *le rayon de la niche* σ_{share}. Plus un individu est éloigné, moins on le prend en compte. La *nouvelle fitness partagée « the shared fitness »* S_i en (2.7) d'un *individu i*, est obtenue en divisant sa *fitness* f_i par le *coefficient de niche* m_i en (2.8) représentant la somme de toutes les valeurs de fonctions de partage *Sh[d]* en (2.9) de tout les individus dans le front actuel :

$$S_i = \frac{f_i}{m_i} \tag{2.7}$$

Où f_i *: Fitness de l'individu i*.

Et
$$m_i = \sum_{j=1}^{n} sh[d(i, j)] \tag{2.8}$$

Avec *d (i, j)* : *Distance phénotypique entre les individus i et j*.
Sh[d] : *Fonction de partage* dont la forme :

$$sh[d(i, j)] = \begin{cases} 1 - \left(\dfrac{d(i, j)}{\sigma_{share}} \right)^{\alpha}, si \quad d(i, j) < \sigma_{share}; \\ 0 \qquad ailleurs. \end{cases} \tag{2.9}$$

α : Degré de non uniformité (valeur amplifiant ou diminuant l'influence de proximité).
σ_{share} : *Rayon du cas le plus défavorable* possible dans l'espace de recherche donné.

En outre, selon que la distance *d(i, j)* considère les *génotypes (gènes)* ou les *phénotypes (paramètres décodés),* on distingue le *partage génotypique* « *genotypic sharing* » de celui *phénotypique « phenotypic sharing »*.

Le *partage phénotypique* peut être réalisé sur les *vecteurs de décision* ou sur les *vecteurs objectifs*. Jusqu'à présent, le *partage de la fitness « fitness sharing » reste la technique la plus utilisée dans les* AEMO [39–43], puisqu'elle donne de bons résultats. Néanmoins, elle requiert le

calcul de *d(i, j)* de chaque individu à tous les autres. Pour une population de *n* individus, cette approche nécessite, par conséquent, n^2 calculs supplémentaires à chaque génération considéré comme une complexité acceptable car, dans de nombreuses applications, le calcul de la fitness se révèle être beaucoup plus long que tous les autres calculs.

2.6.2.2 Les Non Niching Techniques (NNT)

Parmi ces méthodes, la plus répandu dans *l'optimisation multicritère* est nommée la *combinaison restreinte « restricted mating ».* L'idée de base de cette technique est que deux individus *ne sont pas autorisés à se reproduire que seulement s'il y' a une certaine distance entre eux*. Néanmoins, cette méthode n'est pas très largement utilisée dans les AEMO.

Remarques sur les méthodes de partage

Si la *chaîne* de *l'individu i* est remplacée par elle même dans sa niche, la valeur de la *fitness partagée* S_i reste constante car $m_i = 1$, sinon elle diminue proportionnellement au nombre et avec le rapprochement des points voisins selon la relation précédente (2.7). Cela veut dire que, quand plusieurs individus sont dans le même voisinage, ils contribuent au compte de partage l'un par rapport à l'autre. Ainsi, ils ne sont plus rationnels aux valeurs de la fitness. Par conséquent, cette technique limite la croissance incontrôlée des espèces particulières dans une population.

Récemment, Beasley, Bull et Martin en 1993 [44] présentent une nouvelle technique appelée *Technique Séquentielle pour les fonctions d'Optimisation Multimode* évitant ainsi quelques inconvénients de la *méthode du partage* (par exemple la complexité temporelle du aux calculs de partage de la fitness, la taille de la population, qui sera proportionnelle au nombre d'optimum).

L'algorithme proposé, utilise aussi une *fonction de distribution* et une *fitness*. Il est basé sur l'idée suivante :

Une fois un optimum est atteint, la fitness peut être modifiée pour éliminer la solution déjà trouvée, car il n'y a aucun intérêt de redécouvrir le même optimum.

Dans un sens, les exécutions postérieures de l'AG comprennent celles antérieures contrairement à la technique itérative simple où chaque étape démarre avec une population générée aléatoirement.

2.6.3 Sélection et stratégies d'attribution de la fitness

La ***sélection*** dans un AE est un mécanisme qui permet de concentrer la recherche dans des régions prometteuses de l'espace de recherche tout en s'appuyant sur la fitness. Dans le cas d'objectifs multiples, l'*opérateur de sélection* doit diriger la recherche vers le ***front non dominé***, ce qui fait que la *valeur de la fitness* de chaque individu reflète son utilité à l'égard de ***l'optimalité de Pareto***. Ainsi ***l'attribution de la fitness*** est l'un des principaux points dans une ***optimisation*** MO [45].

Le plus souvent, les différentes approches utilisées pour l'optimisation multicritères sont classifiées selon les ***stratégies d'attribution de la fitness***. On distingue trois stratégies :

1. Sélection de critère.
2. Agrégation des critères.
3. Sélection de Pareto « Pareto ranking ».

2.6.3.1 Sélection de critère

La ***sélection de critère*** est une méthode ***non agrégatives***. Cette méthode utilisant la stratégie de ***sélection de critère*** **« Fitness evaluation by changing objectives »** commutent entre les différents critères durant la phase de sélection. A chaque instant un individu est choisi pour la reproduction, potentiellement un critère différent va décider quel membre de la population va être copié dans la nouvelle population.

Parmi les méthodes qui utilisent cette approche de sélection, on distingue l'algorithme « Vector Evaluated GA : VEGA » développé par Schaffer en 1985 [46] pour trouver des solutions pour des problèmes à objectifs multiples. Il divise la population en sous-populations de taille égale, où chacune est responsable d'un seul objectif.

C'est le *premier algorithme qui a traité séparément les critères en exploitant les propriétés parallèles des* AG *dans le but de trouver des solutions non dominées*.

L'algorithme *VEGA* effectue *une sélection* pour *chaque critère* séparément. En effet, étant donné une *population de taille N* (individus) et un *nombre m de critères d'optimisation (nombre de fonctions objectives de notre problème pratique)*, chaque membre de la population est évalué par *son adaptation par rapport à chacun des m critères.*

Une *sous-population de taille N/m individus* (*avec N multiple de m*) est extraite de l'ancienne population utilisant une ***sélection proportionnelle*** basée sur *les fitness* relatives *au critère* (fonction objectif associée à chaque sous-population) en considération. On obtient ainsi *plusieurs sous - populations* relatives à *chaque critère* permettant de déterminer l'efficacité de chaque individu au sein du groupe. Ensuite ces *sous - populations sont mélangées et regroupées* dans une *nouvelle - population* qui sera soumise aux opérateurs génétiques à savoir le *croisement et la mutation*.

Ce processus est illustré en figure 2.1 ci dessous par le schéma de *la* ***sélection VEGA*** qui permet de traiter un problème d'optimisation MO sans avoir à agréger les fonctions objectives en une seule fonction :

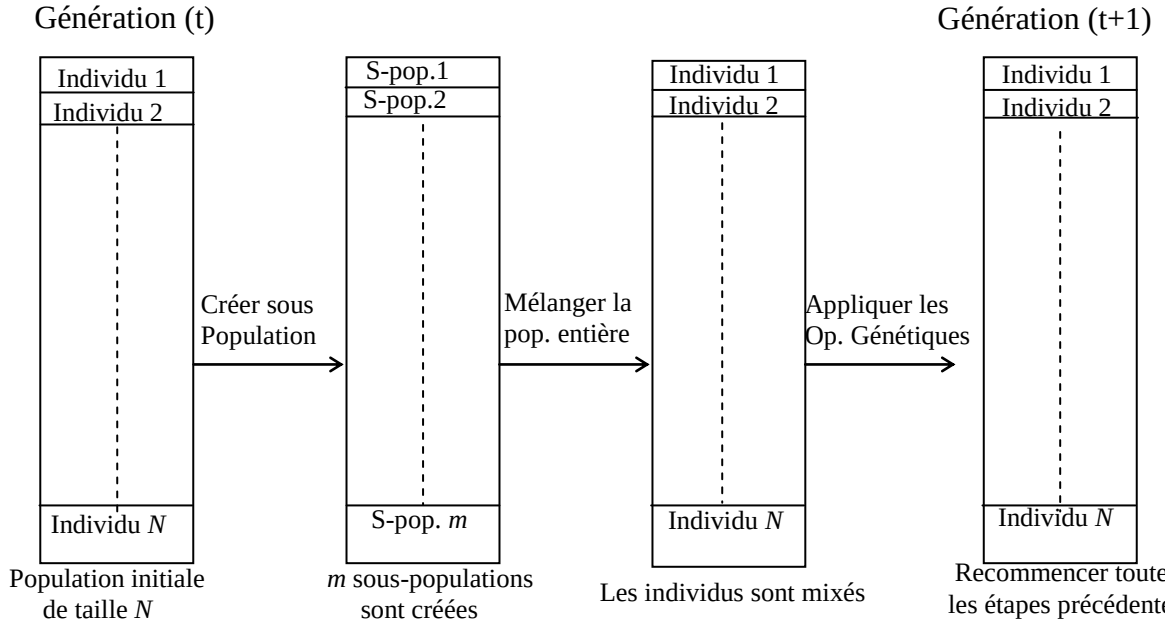


Figure 2.1 : Schéma de l'algorithme VEGA.

La figure 2.1 représente les différentes étapes de l'algorithme VEGA :

Etape 1 : Initialisation d'une population de taille *N* (Génération *t*).

Etape 2 : Création de *m* sous populations.

Etape 3 : Calculs des efficacités par sélection (Fitness des sous-populations). Mélange des individus.

Etape 4 : Application de l'AG simple de la figure 1.3 (croisement et mutation). On passe à la génération suivante *t+1*.

Cependant la population a tendance à converger vers des individus particulièrement forts pour chaque objectif. Malgré que l'algorithme VEGA ait été implémenté très tôt par Schaffer en 1984, pour résoudre un certain nombre de problèmes MO menant à des résultats encouragents, il possède une variance pour des solutions optimales de Pareto, dans certaines régions de l'espace de recherche. Pour éliminer la variance et distribuer les solutions optimales de compromis sur les régions entières et non sur les extrêmes de la frontière Pareto, les approches les plus populaires basées sur le principe de non domination de Pareto et la proposition de Goldberg en 1989, il apparut différents types d'AGMO sous le nom de ***stratégie de sélection de Pareto*** faisant converger la population vers un ensemble de solutions efficaces, qu'on traite au paragraphe 2.6.3.3.

2.6.3.2 Agrégation des critères

L'agrégation des critères est basée sur les approches d'optimisation multiobjectifs où les critères multiples sont combinés pour former une fonction objectif unique pondérée : c'est la méthode « Multiple Objective Génétique Algorithme: MOGA ». Les paramètres de la fonction résultante sont systématiquement variés durant la même phase d'exécution afin de trouver un ensemble de solutions optimales utilisant la relation de dominance au sens de Pareto pour déterminer la fitness d'un individu.

On distingue l'algorithme de « Hajela & Lin's Genetic Algorithm : HLJA » proposé en 1992 [41]. La méthode de la somme pondérée est considérée pour l'attribution de la Fitness où à chaque critère est associé un poids $w_i \in [0,1]$ tel que $\sum_{i=1}^{n} W_i = 1$

La valeur de la Fitness scalaire *F* est calculée en (2.11), en effectuent la somme pondérée des fonctions objectifs O_i :

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} W_i . O_i(x) \qquad (2.11)$$

Une approche généralement utilisée pour le Problème à Objectif Multiple POM_W consiste à rechercher des solutions multiples en parallèle. Les différents poids W_i ne sont pas fixés, mais ils sont codés dans le chromosome génotypique. La diversité des combinaisons des poids W_i est ensuite promue par un partage phénotypique de la Fitness « Phenotype Fitness Sharing ».

Si les fonctions objectif utilisées sont incommensurables (utilisent des unités de mesures différentes), on transforme l'équation précédente sous la forme (2.12):

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} C_i . W_i . O_i(x) \qquad (2.12)$$

C_i : Constantes mettant à la même échelle les différentes fonctions objectif, généralement initialisées à $1/O_i^*$; où O_i^* : Solution optimale prise par chaque objectif.

L'inconvénient de cette approche est qu'elle ne garantit pas d'obtenir la solution Pareto pour des espaces non convexes montré par Marler et Arora, en 2004 [47].

2.6.3.3 Sélection de Pareto

La ***sélection de Pareto*** « **Pareto ranking** » est basée sur le principe de non domination. Elle a été proposée par Goldberg [2]. Il apparut différents types d'AGMO sous le nom d'approches de Pareto. Les individus sont classés d'une manière itérative. Au début, toutes les solutions non dominées sont identifiées pour leur attribuer le rang 1. Les individus dominés se voient affectés un rang important (donc avec une forte pénalité) : par exemple, un individu x_i à la génération t dominé par p_i^t individus, le rang de l'individu considéré est donné par (2.13):

$$rang(x_i,t) = 1 + p_i^t \tag{2.13}$$

L'évaluation de la Fitness de chaque est effectué selon les étapes suivantes :

1) Classer la population suivant les rangs des individus :

   Sur les individus qui ne sont pas sélectionnés du lot, on recommence l'opération, en cherchant ceux qui ne sont dominés par aucun des individus restants pour leur attribuer le rang 2 et ainsi de suite jusqu'à épuisement de la population.

   Tous les individus non dominés sont assignés le même rang.

2) Assigner une Fitness aux individus en réalisant une interpolation du meilleur individu (*rang1*) au mauvais ($rang \quad n \le N$) selon une certaine fonction Objective qui peut être linéaire ou non linéaire.

3) Prendre la moyenne des Fitness des individus avec le même rang, afin de s'assurer que tous les individus égaux seront sélectionnés avec la même probabilité.

Après cela, les comptes de reproduction (croisement, mutation) où les probabilités de sélection peuvent être calculées selon leur rang.

Nota : Cette technique de sélection non élitiste sera utilisée au chapitre 8 dans l'optimisation des régulateurs PID de commande du bras de robot manipulateur SCARA.

Remarque

Une méthode est dite non élitiste lorsqu'elle ne comporte aucun mécanisme explicite permettant la conservation de meilleures solutions tout au long de son exécution.

Les approches non élitistes les plus populaires sont :

- « Multiobjective Genetic Algorithm : MOGA » : proposée par Fonseca et Fleming en 1993 [40], où la méthode d'attribution de la Fitness utilisée est une extension de la Fitness standard basée sur le classement par rang « Pareto ranking », détaillée en 2.6.3.3 ci dessus.

  Cependant, cette approche de sélection par rang peut provoquer une convergence prématurée, risquant de répartir la population autour d'un même optimum, donnant une solution qui peut ne pas être satisfaisante. Pour éviter ce problème, Fonseca et Fleming en 1993, ont introduit dans leur algorithme une technique de formation de niches [40], afin de distribuer la population sur la région optimale de Pareto en utilisant un partage, sur les valeurs des fonctions objectifs, décrite au paragraphe 2.6.2.1.

  On note que MOGA est une approche efficace et facile à implémenter. Mais, comme toutes les autres techniques de classification de Pareto, sa performance est fortement dépendante du choix approprié du rayon de niche σ_{share}. Fonseca et Fleming ont développé une méthodologie pour calculer une telle valeur [40].

- « Nondominated Sorting Genetic Algorithm : NSGA » : Développée par Srinivas et Deb en 1994 [42]. Cette approche est basée sur la méthode de classification par front non

dominée de Goldberg pour reprendre les grandes lignes de la MOGA déjà décrite. Une ***sélection à reste stochastique*** détaillée au chapitre1 en 1.4.3.b3, est utilisée dans cette approche.

- « Niched Pareto Genetic Algorithm : NPGA »: proposée par Horn et Nafpliotis en 1993 [48], où ils ***combinent la sélection par tournois*** traitée au chapitre1 en 1.4.3.d, et le ***concept de dominance de Pareto***. Elle compare deux individus pris au hasard avec une sous-population de taille t_{dom} également choisi au hasard. Si un de ces deux individus est non dominé par le sous groupe et l'autre non, il est alors sélectionné. Lorsque les deux individus sont, soit non dominés, soit dominés par le sous-groupe, une fonction de partage de fitness est appliquée pour déterminer celui qui sera sélectionné. Le paramètre de taille t_{dom} permet d'exercer une pression variable sur la population et ainsi d'augmenter ou de diminuer la convergence de l'algorithme.

  Le principal avantage de cette technique est qu'elle ne nécessite pas d'assigner de manière explicite une fitness à un individu. Néanmoins, comme pour le MOGA, la performance de l'algorithme dépend de la valeur de t_{dom} et du rayon σ_{share} de la fonction de partage *Sh[d]* en (2.9).

- « Strength Pareto Evolutionary Algorithm : SPEA »: proposée par Zitzler et Thiele en 1999 [49]. Cet algorithme ***regroupe les caractéristiques des AEMO précédents***.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté les bases nécessaires à la compréhension des algorithmes évolutionnaires AE, de la programmation génétique PG qui peuvent être un outil d'optimisation multiobjectifs MO et de conception des systèmes de contrôle des processus complexes tout en respectant les contraintes et les conditions imposées.

D'autres méthodes métaheuristiques ont été citées telles « SA, TS, ACO et PSO » en faisant références à la documentation pour tout besoin d'informations ou de détails supplémentaires.

Le vocabulaire utilisé par les communautés qui étudient et développent ces méthodes est assez vaste et non encore uniformisé. Il a donc semblé nécessaire de préciser celui utilisé dans ce chapitre, afin de permettre une lecture claire et sans ambiguïté aux chapitres qui vont suivre.

De nombreuses possibilités d'utilisation de ces techniques sont envisageables pour savoir quel pourrait être l'apport de ces méthodes appliquées à l'identification des paramètres du modèle des machines AC et DC étudiées, telles que la MAS et sa commande, applicables aussi à d'autres machines telles que la MSAP et les MCC, ainsi que lors de l'optimisation des régulateurs PI et PID pour la commande performante des convertisseurs dc-dc et dc-ac par rapport aux méthodes conventionnelles.

On examinera plus précisément la régulation ainsi que son optimisation multiobjectifs. Les paramètres (K_p, K_i) des régulateurs PI utilisés pour la commande vectorielle IRFOC de la MAS, ainsi que les paramètres (K_p, K_i, K_d) des régulateurs PID, pour lesquels les performances seront optimales, seront soigneusement calculés par la suite de manière à corriger l'instabilité ou son insuffisance, le manque de précision, la lenteur et le dépassement excessif pour la commande du bras de robot manipulateur SCARA. Le système asservi doit respecter surtout les spécifications de robustesse (stabilité et performances) aux perturbations externes et incertitudes paramétriques. Ces améliorations de leur robustesse et de leur capacité d'adaptation sont d'une importance capitale, puisqu'elles permettent la réduction des coûts de conception et l'augmentation de l'espérance de vie de ces systèmes.

Au chapitre 6, on se basera tout d'abord sur le calcul des paramètres des régulateurs PI de contrôle de la vitesse, du flux et du couple, concernant la méthode conventionnelle de

compensation des pôles où le choix de certains paramètres pour de meilleures performances est personnel et dépend généralement de l'expérience de l'opérateur dans la manipulation de ce type de régulateur. En dépit de son expérience, le choix de l'opérateur ne peut échapper au dilemme précision - stabilité. Le choix des pôles qui assure la diminution, voir même l'élimination de l'erreur et des dépassements donne lieu à des systèmes instables ou au meilleur des cas à des systèmes trop rapides ou trop lents.

La nécessité de l'optimisation par les techniques avancées se fait principalement ressentir. On présentera les méthodes pour lesquelles on les a utilisées et on fera des conclusions concernant leur supériorité par rapport aux méthodes conventionnelles.

Ce n'est pas parce qu'une méthode est nouvelle, qu'elle est forcément plus efficace. Pour cela, on les comparera de manière objective aux méthodes classiques. On exposera clairement les améliorations apportées par ces techniques avancées, sans occulter leurs désavantages. Un nombre important d'articles ont été publié. De plus, c'est un domaine très dynamique qui ne cesse de se développer.

Chapitre 3

Les Algorithmes Evolutionnaires et conventionnels dans l'Identification des Systèmes Dynamiques Non Linéaires (SDNL)

3.1 Généralités

La *Programmation Evolutionnaire* (PE), plus particulièrement la *Programmation Génétique* (PG) est un domaine de recherche fascinant. Pour cela, de nombreux chercheurs l'ont étudié sous différents angles. Cet intérêt de recherche basé sur l'évolution et les algorithmes d'optimisation a mené à de nouveaux domaines d'applications. L'un des exemples de ces développements a aboutit à de nouvelles représentations de chromosomes appliqués dans le domaine biomédical, chimique et en engineering.

Durant ces dernières décennies, la plupart des travaux de recherche sur l'optimisation en engineering, ont traité des situations idéales et non réalistes. De plus, ces travaux ont considéré seulement le cas de fonctions à un seul objectif, produisant une solution finale unique au lieu d'un ensemble de solutions alternatives à partir duquel l'utilisateur trouverait un compromis.

Grossièrement, on peut dire que les chaînes des systèmes génétiques artificielles sont analogues aux chromosomes des systèmes biologiques. Dans les systèmes naturels un ou plusieurs chromosomes forment ensemble le plan génétique global pour la construction et le fonctionnement d'un organisme. L'ensemble du matériel génétique est le génotype. L'organisme formé par l'interaction de l'ensemble du matériel génétique avec son environnement est le phénotype.

Dans les systèmes génétiques artificiels, l'ensemble des chaînes est une structure. Les structures décodées forment un ensemble de paramètres donnés, une solution ou un point dans l'espace de recherche permis.

Le concepteur d'un système génétique artificiel a plusieurs possibilités pour coder les paramètres numériques et non numériques. Dans le chapitre 1, on a abordé les différents codages. Le codage d'une chaîne de chromosomes est appliqué pour formuler l'identification de systèmes non linéaires comme étant un problème d'optimisation pour la sélection d'un sous système dont le but est de trouver la population optimale en considérant un nombre limité de possibilités. L'AG est utilisé aussi dans le problème de l'engineering où le procédé d'identification est basé sur la découverte de programmes sur ordinateur (expression mathématiques d'un modèle non linéaire) qui fournit une prédiction acceptable pour un système spécifique à partir des mesures en entrées et en sorties d'un système.

En premier lieu, on présente *une introduction à l'identification de systèmes dynamiques*; un *rappel sur les approches d'identification à l'aide des AG et PG.*

On présente aussi les *modèles de représentation* qu'on utilisera dans cette thèse. Puis on présente *la structure générale de l'Algorithme Evolutionnaire d'Identification* (*AEI*).

On introduit la *technique d'identification basée sur les AG* utilisant la *représentation* d'un *sous ensemble (chaîne) de longueur variable*. La méthode d'identification basée sur l'AG est alors décrite.

Dans le dernier paragraphe, les conclusions générales sur les techniques d'identification basées sur l'évolution sont présentées.

3.2 Identification des systèmes dynamiques

3.2.1 Introduction

En contrôle industriel, l'identification des systèmes est l'un des problèmes classiques pour faire le choix de la classe de modèles à adopter et de préciser les valeurs de leurs paramètres. Elle est définie comme étant un procédé expérimental de la construction d'un modèle mathématique d'un système dynamique connaissant une suite de données obtenues à partir d'observations de ses E/S. En d'autres termes, c'est l'art de la création d'une description mathématique d'un système dynamique inconnu. Dans la vie quotidienne, la plupart des phénomènes observés sont formés de composantes *dynamiques*.

Le terme *dynamique* se réfère aux phénomènes pour lesquels on considère l'évolution temporelle des variables. Les systèmes physiques sont régis par des lois du type :

- Equations différentielles ordinaires (systèmes à paramètres localisés *f(t)*) ou aux dérivées partielles (systèmes à paramètres distribués *f(x,t)*) appartenant à ces types continus;
- Equations récurrentes pour les systèmes discrets;
- Une *FT(s)* ou matrice de transfert en *s* dans le domaine fréquentiel continu ($s=j\omega$) ou en *Z* dans le cas discret ($z = e^{-j\omega}$);
- Equations d'états.

Comme concept mathématique, un système dynamique peut être considéré comme étant une structure excitée par une entrée *u(k)* pour produire en sortie *y(k)* à chaque instant *k*. Dans la plupart des cas numériques *y(k)* dépend aussi des entrées aux instants précédents *u(k-i)* et de même de celles de sorties *y(k-i)*. Il s'agit des cas récursifs.

L'identification consiste à déterminer les paramètres d'un modèle, à partir nécessairement d'une étape expérimentale, pour relever un ensemble de mesures sur les entrées et les sorties du procédé étudié. Ces résultats expérimentaux permettent la déduction des valeurs numériques des paramètres du modèle considéré. Une procédure d'identification est généralement résolue à l'aide de quatre ensembles indépendants :

1- L'ensemble des signaux de test : Cet ensemble doit contenir le plus grand nombre possible de données associées aux entrées et sorties afin de fournir le maximum d'information sur le procédé,

2- L'ensemble des modèles : Le choix d'un modèle de représentation (structure fixée à priori) peut se faire à partir de relations mathématiques décrivant l'évolution des variables du procédé ou bien d'un modèle de connaissance (expériences préliminaires autour du point de fonctionnement : Système linéaire avec retard pur, …) établi à partir des lois de la physique (électromécanique : modèle de Park simplifié des machines

synchrones et asynchrones,…) régissant le procédé et dont les paramètres sont peu ou mal connus (boite noire),

3- L'ensemble des algorithmes d'estimation paramétriques : Utiliser un algorithme d'estimation pour déterminer les paramètres du modèle à partir de l'ensemble de données,

4- La nature de l'ensemble des perturbations présentes sur la chaîne d'acquisition et le processus.

3.2.2 Objectif de l'identification

Toute déviation des valeurs réelles des paramètres provoque la détérioration des performances de la commande. Il s'avère donc indispensable de procéder à l'identification des paramètres de la MAS ou autres systèmes. L'identification constitue une phase importante dans la définition du modèle de la machine asynchrone. Grâce à celle-ci, la classe du modèle est choisie, puis les valeurs des paramètres sont précisées.

La technique d'identification paramétrique des MAS à haut rendement par les AG a donné, au chapitre 6, des résultats encourageants.

L'objectif de l'identification, c'est la détermination des caractéristiques dynamiques d'un procédé dont la connaissance est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système performant de régulation, pour le concevoir et l'ajuster correctement. La figure 3.1 ci dessous résume les principes généraux de conception et calcul d'un régulateur [51]. Pour cela, il faut :

1. Spécifier les performances désirées pour la boucle de commande de régulation.

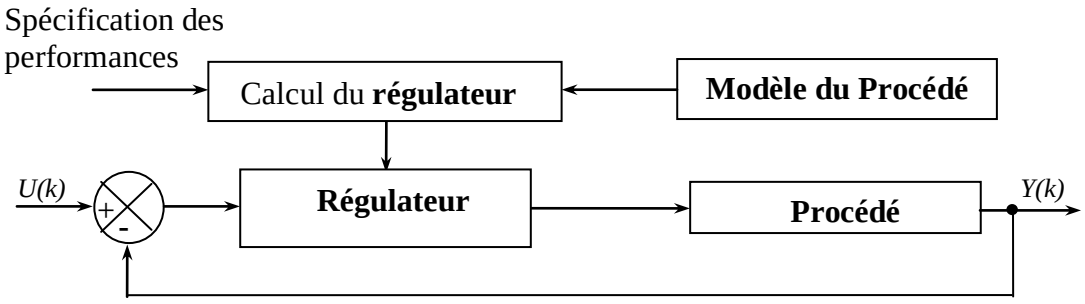


Figure 3.1 : Principe de la conception et du calcul d'un régulateur.

2. Connaître le modèle dynamique du procédé « modèle de commande » qui décrit la relation entre les variations de la commande et les variations de la sortie.

3. Disposer d'une méthode appropriée de calcul du régulateur compatible avec les performances spécifiées et les caractéristiques du modèle du procédé.

3.2.3 Identification des modèles paramétriques discrets

Dans ce paragraphe, on s'intéresse à l'identification des modèles dynamiques paramétriques échantillonnés qui sont les plus appropriés pour la conception et l'ajustement des systèmes numériques de commande et régulation.

Tout système est soumis aux signaux de perturbation *P(t)* indésirables qui peuvent intervenir sur n'importe quelle partie. On entrera en détail sur ce point en 3.4.5.B.

Pour une procédure complète d'identification, le choix d'un élément, dans chacun des quatre ensembles cités en 3.2.1, est dictée par une connaissance préalable du système à identifier et de l'environnement de mesure. Cette opération est menée pour permettre la synthèse des régulateurs. Pour cela, il faudra décomposer ce travail expérimental pour la détermination du modèle numérique en quatre étapes, qu'on détaillera par la suite :

- Etape 1 : Envoi des signaux test sur le processus et acquisition des données *u(k*) en entrée et celles de sa réponse *y(k)* en sortie;
- Etape 2 : Choix de la structure du modèle qui devra approximer ce système inconnu;
- Etape 3 : Estimation des paramètres du modèle (complexité);
- Etape 4 : Comparaison des sorties du processus à ceux du modèle identifié pour sa validation en structure et valeurs des paramètres.

Compte tenu de notre objectif et de la précision souhaitée, le modèle choisi doit répondre, d'une manière analogue, à celle du procédé à identifier soumis aux mêmes contraintes. Ces contraintes conduisent à la définition de la méthode d'identification.

Dans ce contexte, l'analogie est définie par une *fonction coût* (*Fitness F* des *AG*) ou *critère J des moindres carrés*. L'identification se ramène donc à un problème d'optimisation qui consiste à trouver un modèle minimisant *J*.

En contrôle industriel, l'identification d'un procédé réel, est la détermination d'un modèle de conduite pour sa simulation, sa commande ou sa régulation. Il est important de noter que le modèle représentatif du procédé varie énormément selon l'objectif visé et la précision voulue par l'automaticien.

D'autre part, le modèle qui servira à la commande des systèmes doit être simple et précis. Il est toujours possible d'asservir un système en boucle ouverte, mais il serait difficile qu'il soit précis sous toutes conditions puisqu'un changement de ses caractéristiques causera une erreur proportionnelle sur sa réponse. De plus, le concepteur ne peut en aucun cas, éliminer l'influence des perturbations. C'est pour cette raison que les incertitudes résultantes de l'identification seront compensées par des systèmes de régulation (systèmes en boucles fermées) pour assurer une meilleure stabilité puisqu'ils possèdent des propriétés d'insensibilité aux imperfections du modèle, éventuellement aux variations de ses caractéristiques (*FT, Correcteurs*,…) et aux perturbations *P(t)*. La théorie de la commande par critère quadratique $J(\varepsilon_k)$ (somme pondérée du carré des erreurs et de l'énergie appliquée) fournit une commande en boucle fermée (BF) toujours stable.

3.3 Méthodes d'identification des systèmes

3.3.1 Généralités

L'ensemble des méthodes de commande de procédés nécessite la connaissance d'un modèle mathématique du système. L'identification des systèmes a pour but de le déterminer parmi l'ensemble des modèles mathématiques. Les connaissances à priori peuvent être de diverses natures. Il peut s'agir des lois physiques régissant l'évolution du système ou d'expériences menées sur le processus à modéliser.

La détermination des lois physiques constitue un problème de modélisation qui dans certains cas, lorsque les paramètres sont connus avec suffisamment de précision, peut suffire.

Le problème d'identification consiste à déterminer les paramètres caractéristiques d'un modèle externe ou d'un modèle interne à partir d'un ensemble de mesures en Entrée/Sortie du procédé. Il

s'agit donc de déduire d'une expérience les valeurs numériques des paramètres d'un modèle du processus.

Les méthodes récursives d'identification de modèles linéaires discrets sont généralement résolues grâce à deux critères d'optimisation :

1. La première est basée sur l'erreur de sortie « Output Error : OE ».
2. La deuxième est basée sur l'erreur d'équation « Equation Error : EE ».

3.3.2 Méthode basée sur l'erreur de sortie (OE)

Les quatre étapes précédentes sont représentées par la figure 3.2, où l'erreur de prédiction ε_k entre la sortie *y(k)* du procédé et la sortie prédite $\hat{y}(k)$ par le modèle, est utilisée par un algorithme d'adaptation paramétrique (A.A.P) basé sur un critère quadratique d'optimisation $J(\varepsilon_k)$ permettant de modifier les paramètres $\hat{\theta}$ du modèle ajustable à partir des informations disponibles sur le système à chaque instant *k* pour minimiser l'erreur de sortie ε_k :

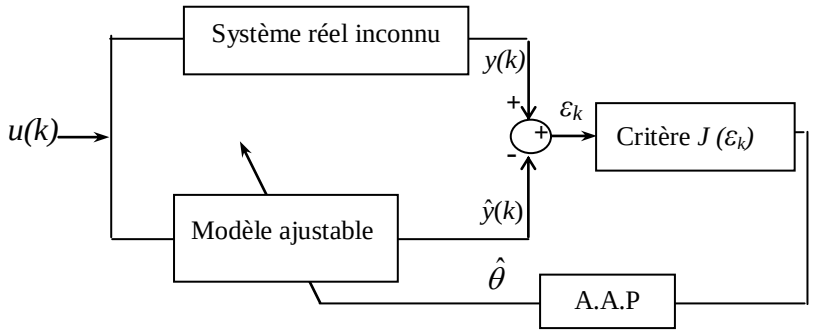


Figure 3.2 : Système d'identification basée sur l'erreur de sortie OE.

3.3.2.1 Critère quadratique d'optimisation

C'est la méthode des moindres carrés qui permet de trouver les valeurs optimales des paramètres $\hat{\theta}$ de prédiction linéaire qui minimisent la quantité *J*.

L'erreur des moindres carrés (critère *J*) « Least Squares Error : LSE » est en général choisi de la forme (3.1). C'est la distance de prédiction basée sur la différence entre la sortie *y(k)* du système et celle $\hat{y}(k)$ que prédit le modèle au même instant *k* :

$$J = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left[\varepsilon_k\right]^2 = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left[\hat{y}(k) - y(k)\right]^2 \qquad (3.1)$$

N : Nombre de points de mesure.

ε_k : Erreur de prédiction commise sur l'estimation.

Il s'agit de trouver le vecteur de paramètres $\hat{\theta}$ minimisant cette fonction *J* de l'erreur qui est une fonction non linéaire.

La prédiction faite avec le modèle dépend de la forme [51] de celui-ci, qui peut être AR, MA, ARMA, ARMAX, NARMAX et Box-Jenkins, … qu'on étudiera par la suite en 3.4.5.

3.3.2.2 Mise en œuvre de la procédure d'identification

- **Initialisation**

L'état initial du modèle est une inconnue. Il faut déterminer sa valeur et le vecteur de ses paramètres. Dans un système d'approximations successives, on débute par un vecteur

initial θ_0 des paramètres qui peut être une solution approchée et le vecteur erreur ε associé. A partir de θ_0, la proposition est de modifier itérativement la valeur de θ d'un incrément $\Delta\theta$ tel que $\hat{\theta}(k+1)=\hat{\theta}(k)+\Delta\theta(k)$, de façon à minimiser l'erreur de moindre carré *J* à chaque étape.

- **Minimisation du critère**

L'erreur de moindre carré *J* est une fonction quadratique des paramètres θ du modèle. Pour trouver la valeur optimale $\hat{\theta}$ de ces derniers minimisant le critère *J*, on applique l'une des méthodes bien connues de Programmation Non Linéaire PNL. Parmi les méthodes itératives, les plus utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation NL, **donc applicables en identification au chapitre 6C**, on cite :

- Les méthodes analytiques du type **gradient** (***grad***) du premier ordre nécessitant à chaque pas de calcul, l'évaluation d'une fonction et de son gradient, dont le vecteur de paramètre à l'itération *k+1* est estimé avec l'équation récurrente de modification du vecteur θ est en (3.2) :

$$\hat{\theta}(k+1)=\hat{\theta}(k)-F\times\frac{\partial J(k+1)}{\partial\theta}\Big]_{\theta=\hat{\theta}(k)} \tag{3.2}$$

$\hat{\theta}(k)$: Vecteur de paramètres estimé à l'itération *k*.

F : Coefficient positif de contrôle. Pour *F* de faible valeur, la convergence vers le minimum est lente, alors qu'une valeur élevée conduit à des oscillations autour du minimum.

- **L'algorithme de Gauss-Newton** (***gn***) utilisant, de plus, le gradient du second ordre (le Hessien du critère *J*) pour permettre une convergence plus rapide vers le vecteur de paramètres optimal $\hat{\theta}$, mais s'avère instable lorsque l'initialisation n'est pas au voisinage de l'optimum. L'algorithme est basé sur une progression pas à pas de façon à minimiser l'erreur : méthode d'approximation itérative. La méthode consiste à résoudre un système d'équations linéaires à chaque itération. La mise à jour du vecteur de paramètres est obtenue à partir de l'équation de récurrence suivante :

$$\hat{\theta}(k+1)=\hat{\theta}(k)-\left[\left(\frac{\partial^2 J}{\partial\theta^2}\right)^{-1}.\frac{\partial J}{\partial\theta}\right]_{\theta=\hat{\theta}(k)} \tag{3.3}$$

Où le gradient $\partial J(k,\theta)/\partial\theta$, qui utilise la fonction de sensibilité de la sortie prédite $\hat{y}(k)$ par rapport à θ : $$\frac{\partial J}{\partial\theta}=-\frac{2}{N}\sum_{k=1}^{N}\varepsilon(k).\frac{\partial\hat{y}(k,\theta)}{\partial\theta} \tag{3.3a}$$

Le Hessien du critère : $$\frac{\partial^2 J}{\partial\theta^2}=\frac{2}{N}\sum_{k=1}^{N}\left[\frac{\partial\hat{y}^T}{\partial\theta}.\frac{\partial y}{\partial\theta}-\frac{\partial^2\hat{y}}{\partial\theta^2}.\varepsilon(k)\right]\approx\frac{2}{N}\sum_{k=1}^{N}\frac{\partial\hat{y}^T(k,\theta)}{\partial\theta}.\frac{\partial\hat{y}(k,\theta)}{\partial\theta} \tag{3.3b}$$

- **L'algorithme de Levenberg-Marquardt** (***lm***), utilisée puisque les deux méthodes précédentes présente l'inconvénient de ne pas converger lorsque le point initial est loin du minimum recherché, est une version améliorée de la méthode (***gn***) combinant les avantages des algorithmes du (***grad***) et de (***gn***) où le gradient et le Hessien sont définis ci-dessus en (3.3a) et (3.3b).

$$\hat{\theta}(k+1)=\hat{\theta}(k)-\left\{\left[\frac{\partial^2 J}{\partial\theta^2}+F.I\right]^{-1}\frac{\partial J}{\partial\theta}\right\}_{\hat{\theta}=\theta(k)} \tag{3.4}$$

Le coefficient F de Marquardt doit être ajusté à chaque pas de calcul. Si $F \to 0$, on retrouve l'algorithme de (***gn***) ; mais si $F \to \infty$, on retrouve l'algorithme du (***grad***).

- Les méthodes du type **algorithme génétique** (**AG**) qui ne nécessitent à chaque pas, que le calcul de la fonction et non pas son gradient. Ils évaluent simultanément un grand nombre de points dans l'espace de recherche pour trouver le minimum global.

3.3.3 Identification basée sur l'erreur de prédiction

Le modèle est un prédicteur $\hat{y}(k)$ d'erreur ε_k décrit par son équation aux différences récursive (3.5) :

$$\hat{y}(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i . y(k-i) + \sum_{i=0}^{nb} b_i . u(k-i) \qquad (3.5)$$

Il permet donc de calculer la sortie prédite $\hat{y}(k)$ à l'instant k en fonction des entrées et des sorties réelles du système aux instants précédents $u(k-i)$ et $y(k-i)$. Ce dernier utilise les sorties réelles *y(k)* du procédé excité par l'entrée *u(k)* (et non plus les sorties estimées aux pas précédents).

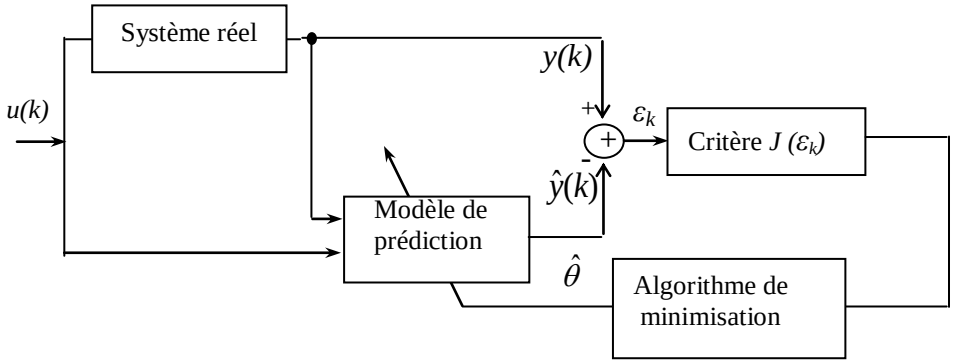


Figure 3.3 : Système d'identification basée sur l'erreur de prédiction.

On peut mentionner que l'erreur de sortie OE et l'erreur d'équation EE sont des cas particuliers de l'erreur de prédiction. Si on prend la sortie du modèle ajustable pour la sortie prédite de la figure 3.3, on retrouve le critère de l'erreur de sortie de la figure 3.2. Dans ce cas, la sortie prédite est décrite par l'équation (3.5).

a. Choix de l'entrée de test et acquisition

Le problème consiste à choisir une expérience donnant le maximum d'information de la sortie *y(k)* du procédé excité par l'entrée *u(k)* de test : ces données sont ainsi issues de l'expérience.

Pour bien identifier**,** les signaux de test sont déterministes (signaux normalisés tels que l'échelon, la rampe, l'impulsion de Dirac et la sinusoïde) ou stochastiques (tels que le bruit blanc numérique, les *Séquences Binaire ou Ternaire Pseudo-Aléatoires* notées respectivement *SBPA, STPA*), en anglais « *Pseudo Random Binary Sequence: PRBS, Pseudo Random Ternary Sequence: PRTS* » puisqu'elles sont de valeur moyenne nulle (centrée) et produisent le maximum d'information. Il s'agit d'une succession d'impulsions rectangulaires modulées en largeur qui varie aléatoirement et d'amplitude alternativement +1 ou -1 ( ). C'est l'un des moyens de réaliser un signal 'aléatoire' comme étant une séquence qui approxime un bruit blanc numérique.

Il est fréquent que certains paramètres des équations soient inconnus. La nature même de la relation E/S du processus peut être inconnue. On est amené à modéliser la FT du système à partir de relevés expérimentaux, temporels ou fréquentiels.

La qualité des résultats dépendra moins de la minimisation que de la qualité de l'information contenue en Entrée-Sortie. Puisque la sortie dépend de l'entrée et de la FT du système, alors le choix de l'entrée utilisée est primordial pour l'identification.

Bruit blanc discret

Un signal aléatoire u_k qui satisfait les deux propriétés suivantes :

- Espérance nulle $E[u_k]=0$
- Fonction d'autocorrélation correspond à une impulsion de Dirac, c'est-à-dire :

$$r_{uu}(k) = \delta(k) \leftarrow^{TFD} \rightarrow S_{uu}(\omega)=1$$

C'est un *signal de bruit blanc*.

Dans le domaine fréquentiel, le *bruit blanc* est le plus souvent choisi comme excitation, car c'est un modèle mathématique d'espérance nulle ($E[u_k]=0$) et de variance unité ($E[u_k^2] = 1$). C'est un bruit dont la densité spectrale est constante dans toute la *Bande de Fréquence* ($S_{uu}(\omega)$= *constante*). Il est le plus souvent utilisé comme signal d'entrée test pour les modèles statistiques.

Autrement, c'est un bruit rose : $S(\omega)$=*constante* en *Basse Fréquence*, limité en *Haute Fréquence.*

Fabriquer un bruit d'excitation n'est pas toujours facile, il est plus pratique de créer une entrée déterministe (l'échelon, la rampe…). Le choix des signaux d'excitation dépend de l'algorithme utilisé, de la bande passante et de la nature du processus ainsi que des bruits présents. Pour cela, l'entrée d'identification doit posséder les propriétés suivantes :

- Leur amplitude doit être suffisante pour exciter le système dans son domaine de fonctionnement proche du coude de saturation dans les machines électriques sans l'atteindre pour rester dans la zone linéaire.
- Centrée, peu perturbant et de spectre riche en fréquence, c'est le cas de la SBPA ou la STPA.
- Pseudo Aléatoire : la séquence dont la longueur représente sa période est créée de manière déterministe (tous les évènements de la séquence apparaissent le même nombre de fois). De plus, elle est non corrélée.
- Binaire : possède deux niveaux (facile à traiter, transmission aisée). Les plus utilisées sont de longueur maximale.
- Ainsi la SBPA sera créée autour du point nominal de fonctionnement de la MAS et du Moteur DC qu'on identifiera respectivement au chapitre 6 et au chapitre 7, et d'autres machines telles que la Machine Synchrone, etc... Avec :

$$U = U_{nominal} + \Delta U_{SBPA} \qquad \Delta U_{SBPA} = \pm 20\% U_{Nominal}$$

Ceci, pour rester supérieur au bruit et éviter des phénomènes non linéaires liés au procédé. De plus, on est parfois amené à effectuer une mise à l'échelle des entrées et sorties pour améliorer la convergence de l'algorithme d'identification paramétrique.

Génération de l'entrée

On peut générer une SBPA à l'aide d'un programme [54], constitué de la fonction logique : (ou exclusif notée XOR), réalisé selon la rétro action d'un registre à décalage de *N* digits à travers une fonction booléenne $F(B_i)$ (addition modulo 2 qui portera sur certains bits particuliers). La

période d'échantillonnage de l'horloge de commande du décalage est T_{ech}. La séquence s générée en sortie est périodique de durée maximale $L=(2^N-1)T_{ech}$ secondes. Pour que le système fonctionne, toutes les combinaisons existent sauf $B_i=0\ \forall i$, d'où $S = 0$. Pour que $L=L_{Max}$, $F(B_i)$ ne puisse être quelconque, mais des polynômes générateurs données par des tables [50].

Dans ce domaine, l'identification des systèmes linéaires a été largement étudiée par *Norton* en 1986, *Ljung en* 1987 [51], puis par *T. Söderström* et *P. Stroica* en 1989 [67], où le procédé d'identification est *consacré à la détermination de l'ordre*, ainsi que les *paramètres associés* à la FT d'un système dynamique linéaire.

Cependant la plupart des systèmes réels sont *non linéaires* (NL) et les systèmes *linéaires* ne peuvent pas reproduire totalement l'allure dynamique exigée par ces systèmes. L'identification des systèmes NL est un problème complexe contrairement à ceux linéaires, puisqu' il faudra aussi identifier les termes NL impliqués.

Depuis l'année 1960, les chercheurs ont mis leur effort pour le développement de méthodes d'identification de systèmes dynamiques NL. Dans certaines méthodes, on suppose une structure donnée à priori. Ainsi, l'identification se réduit à un problème d'estimation des paramètres. Néanmoins, plusieurs méthodes d'identification de systèmes NL existent et demandent l'ensemble des aspects du processus de modélisation :

- La sélection de la structure du modèle.
- L'estimation des paramètres.

En 1990, Haber et Unberhauen présentent une étude sur les méthodes d'identification des systèmes Dynamiques Non Linéaires DNL.

b. Choix du modèle

Le choix d'un modèle de connaissance candidat, nécessaire à la construction et à la détermination des dimensions d'un système industriel (fabrication d'une chaudière, d'un véhicule, d'une unité de production,…), peut se faire à partir des lois physiques régissant le système dont les paramètres sont peu connus ou mal connus (boites grises) ou bien à partir du résultat de l'expérience des relations E/S sans connaissances à priori (boites noires).

C'est le modèle de représentation (modèle de type boite noire) à construire, caractérisant le comportement global d'un système physique, qui nous intéresse pour sa simplicité pour représenter une commande optimale.

c. Estimation des paramètres du modèle

Cette étape permet à partir des données de préciser les paramètres du modèle candidat. Le choix d'un élément, dans chacun de ces ensembles, conduit à une identification d'un système qui se déroule en deux étapes :

- **Estimation structurelle**

Cette étape, liée au choix d'un modèle, consiste à déterminer les paramètres de structure (sélection du modèle). Il s'agit de fixer la forme des équations (caractérisation du système).

- **Estimation paramétrique**

Il faut déterminer les valeurs numériques des paramètres reliés aux retards, gain, nombre de pôles et de zéros de la structure choisie. Le choix d'un critère que l'algorithme d'identification doit minimiser, permet de juger de la confiance à attribuer à ces valeurs. Il existe plusieurs méthodes. La complexité du modèle étant choisie, il faudra estimer ses paramètres. Pour cela, il faudra exciter le procédé par une entrée centrée de faible amplitude. Pratiquement les mesures

en sortie sont fortement entachées par le bruit de mesure introduisant une ***erreur d'estimation paramétrique*** appelée ***biais***. Il faut que le modèle et système se conduisent identiquement dans des conditions aussi variées que possible. Le modèle doit être précis et fidèle. Il doit être aussi simple que possible.

Il existe deux grandes familles de méthodes qui permettent d'obtenir des estimations paramétriques non biaisées asymptotiques pour différents modèles de bruit de mesure, à savoir :

- Les méthodes basées sur le blanchissement de l'erreur de prédiction ε_k :

  On teste les fonctions d'autocorrélation des erreurs de prédiction de moindre carrée, soit :

  $$E[\varepsilon_k]^2 = \min[\theta^T \phi_N \theta] = \alpha_k \min$$

  tendant ainsi vers un bruit blanc, qui sont nulles théoriquement, puisque considérés non biaisées. θ est le vecteur des paramètres recherchés et ϕ_N la matrice des mesures, avec (N : nombre de points mesures).

- Les méthodes basées sur la décorrélation entre le vecteur des observations et l'erreur de prédiction : C'est le principe d'orthogonalité signifiant que la séquence d'entrées *u(k)* est décorrelées des erreurs $\varepsilon(k)$; c'est à dire : $E([\varepsilon(k).u(k)]) = 0$

Sachant la matrice d'autocorrélation R_{uu} de *u(k)*, on calcule les fonctions d'intercorrélation R_{du} pour la sortie désirée *d(k)* pour obtenir les paramètres du modèle optimal au sens de l'*EQM minimal.*

IL n'y a pas un algorithme d'estimation paramétrique unique qui, pour tous les types de modèles de bruit, fournit des estimations paramétriques asymptotiquement non biaisées. Pour chaque structure de bruit, il existe des algorithmes spécifiques permettant d'obtenir de bons résultats.

d. Choix de l'algorithme

Il n'existe pas d'algorithmes d'estimation paramétrique non biaisée pour tous les types de bruit, c'est-à-dire, sans erreur de mesure (bruit). Certains algorithmes peuvent amener un biais sur les paramètres du modèle, c'est-à-dire : $\lim_{N\to+\infty} \hat{\theta} \neq \theta$

Pour cela, il faudra faire chaque fois une hypothèse de la structure du bruit (sa modélisation) pour sa suppression, choisir un algorithme d'estimation approprié et faire passer un test de validation au modèle identifié obtenu. Ce test indique si le bruit de mesure a été choisi correctement. Il existe deux types d'algorithmes d'estimation paramétrique :

- Non récursif (par paquet) : il s'agit de traiter un ensemble de données en *E/S* obtenu sur un horizon de temps. Ceux sont les algorithmes de moindres carrés « Least squares : LS » simples.
- Récursif : il traite les paires de données en E/S à chaque instant et produit une estimation paramétrique au fur et à mesure de l'acquisition de données. Il s'agit des algorithmes de moindres carrés récursifs « Recursive Least Squares : RLS ».

Chacun de ces estimateurs biaisés doivent être traité avec précaution. Chaque algorithme possède ses propres spécificités.

e. Validation de modèle

Il s'agit de la validation de la structure du modèle choisie et des valeurs des paramètres estimées. L'objectif d'une procédure de validation est de vérifier que la sortie du modèle choisi excité par le même signal que le procédé reproduit les variations de la sortie causées par celles de la commande en s'affranchissant de l'effet du bruit de mesure. Ainsi pour la validation de

modèle, il faudra faire un test de la confiance que l'on peut apporter à un modèle soit par sa simulation à partir de jeux de données différents (par exemple par une Séquence d'entrée *Binaire ou Ternaire Pseudo Aléatoires* notées respectivement SBPA, SBTA, dans le cas de l'identification de la MAS ou des moteurs DC, soit en analysant les propriétés des résidus.

Plusieurs points de vue peuvent être considérés pour la mise en place d'une procédure de validation. Le modèle mathématique obtenu n'est valable en toute rigueur, que pour l'expérience utilisée. Il faut donc vérifier s'il est compatible avec l'utilisation que l'on en fera. Pour cela, le système identifié est testé, en utilisant généralement une nouvelle séquence de donnée dans le but de déterminer lequel des modèles décrit le mieux cette dernière. On répète l'opération jusqu'à ce que l'on obtienne le meilleur modèle (paramètres estimés) qui convient et que les critères de validation soient atteints. Le test de validation permet, pour un procédé donné, de choisir la meilleure structure et le meilleur algorithme pour l'estimation des paramètres.

L'identification d'un système est donc une procédure itérative où les choix doivent être remis en question lors d'un échec de la validation du modèle pour l'obtention de celui qui valide. La plupart des méthodes demandent la résolution d'un système d'équations linéaires dont les coefficients dépendent des données.

Logigramme d'identification des systèmes

Les différentes étapes de la méthodologie d'identification des systèmes se résument selon le logigramme de la figure 3.4 :

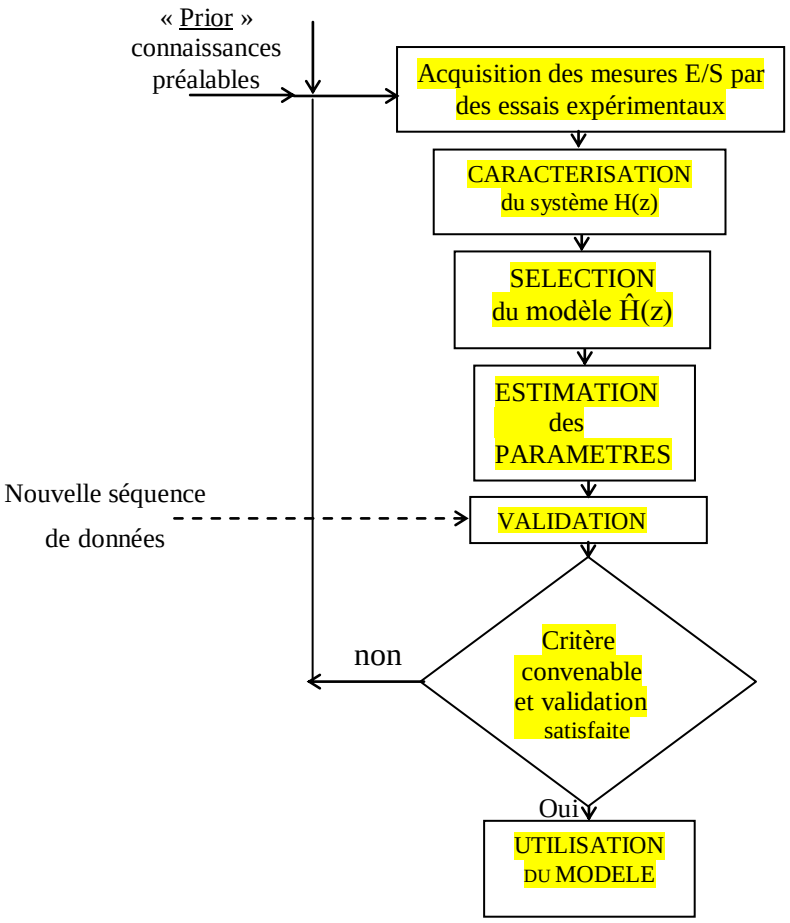


Figure 3.4: Organigramme d'identification des systèmes.

3.3.4 Algorithmes génétiques pour l'identification des systèmes NL
Historique

Lorsque le système est NL, l'utilisation des AG s'avère être une solution efficace pour une recherche globale des paramètres. L'identification et la prévision des systèmes ont été explorées par l'intermédiaire des AG.

En 1971, Ivakhnenko essaya de modéliser un système inconnu par connexion itérative des couches et nœuds pour calculer une fonction polynomiale basée sur la *Méthode de Groupe de Maintien de Données* « Group Method of Data Handling : MGMD ».

En 1990, Johnson et Husbands ont proposé un AG pour l'identification des systèmes en utilisant une représentation binaire. La structure du modèle est connue à priori et le problème d'identification est formulé comme un problème d'estimation de paramètres.

En 1991, Kargupta et Smith ont utilisé un algorithme basé sur les AG pour effectuer des réseaux polynomiaux pour modéliser l'allure des systèmes NL. Mais l'inconvénient qu'il demande un nombre élevé d'opérations. Durant la même période, Fogel a appliqué les AG pour identifier les modèles linéaires seulement.

En 1994, Iba et al ont développé un logiciel appelé « Structured Representation On Genetic Algorithm for Nonlinear Function Fitting : STROGANOFF » pour l'identification des systèmes. La fitness du système est basée sur le principe de la *Longueur de Description Minimale* (*LDM*) dans le but de contrôler la croissance d'un arbre. Ceci contribue à l'évolution des modèles parcimonieux.

En 1995, Fonseca et al ont appliqué cette méthode évolutionnaire pour sélectionner le meilleur sous système de régression linéaire. Dans cette approche, la chaîne parentale est étalée sous forme de table pour que les éléments puissent être consultés par leur position dans telle table. Les individus des sous-systèmes, ou les modèles candidats, peuvent être représentées comme des chaînes composées par un nombre d'entiers distincts. La table du modèle (longueur du chromosome ou chaîne) est dans ce cas maintenue constante et seulement les termes du modèle peuvent évoluer.

En 1996, Billing et Mao introduisent un algorithme d'identification de modèles rationnels NL qui utilise les AG. Il est présenté aussi comme un *algorithme d'estimation paramétrique* utilisant un grand nombre de termes Linéaires et NL. Dans ce cas, lorsque le coefficient estimé est nul ou suffisamment petit, il est automatiquement éliminé du modèle.

L'identification basée sur les AG avec une représentation variable a été proposée en 1996, par Nissesen et Koivisto qui ont appliqué les AG pour *l'identification des séries de Volterra* (modèles NL). L'AG a pour but de réduire le nombre de régresseurs potentiels de telle sorte que la technique des moindres carrés « Least Mean Squares : LMS » ou algorithme du gradient stochastique orthogonale puisse être appliquée pour la sélection du régresseur final en optimisant la correction à chaque pas. Cette représentation variable des AG utilise le codage binaire.

Contrairement aux algorithmes évolutionnaires, cette technique LMS, ainsi que celle des moindres carrés récursifs « RLS », les RLS en *treillis* « RLSL » et enfin la *Méthode d'Erreur de Prédiction Récursives* « RPEM », sont des méthodes classiques dépendant fortement des conditions initiales, peuvent aboutir à un minimum local. Elles seront développées au chapitre 4.

Une technique alternative d'identification basée sur les AG, utilisant une *représentation de sous systèmes de longueur variable*, fondée sur ceux de Fonseca et Al, en 1995, utilisant le modèle de représentation NARMAX, sera introduite au paragraphe 3.4.

Ainsi les AG sont des algorithmes itératifs, utilisés pour rechercher de manière globale les valeurs numériques optimales des paramètres de la structure choisie. Ils sont donc utilisés

comme *optimisateurs numériques* dans le but de trouver l'ensemble des coefficients du modèle par *minimisation d'un critère d'erreur*, appelé fonction *fitness*. Cet algorithme a l'avantage de ne reposer sur aucune hypothèse sur le type du signal d'entrée, seul le choix de la *fonction fitness*, dépendant des caractéristiques des signaux traités, que *l'AG doit minimiser*, permet donc de juger de la confiance à attribuer à ces valeurs numériques. Il faut que le modèle et système se conduisent identiquement dans des conditions aussi variées que possible. Il doit être précis, fidèle et aussi simple que possible.

3.3.5 Programmes génétiques pour l'identification des systèmes

Historique

Lorsque *le modèle n'est pas connu à priori*, des programmes génétiques (PG) peuvent être utilisés pour réaliser simultanément la modélisation et l'estimation des paramètres. Une liste bibliographique classée par méthodes d'identification des Systèmes NL et ses applications a été établie par Giannakis et al, en 2001 [68].

Depuis l'introduction des PG par John Koza en 1992 [6], l'identification des systèmes est l'une des applications pour cette nouvelle technique basée sur l'évolution. Koza décrit ce procédé d'identification comme un problème de régression symbolique où le PG est utilisé pour trouver l'expression mathématique capable de reproduire une relation fonctionnelle basée sur une suite de données d'entraînement.

En 1993, Iba et al développent un système software appelé *STROGANOFF* pour *l'identification de systèmes basés la Méthode de Groupe de Maintient de Données* (GMDH). Plutard, ils définissent une *fonction de fitness F* (sélection du meilleur individu de l'espèce) basée sur le critère de la *Longueur Minimale de Description* LMD « Minimum Description Length : MDL » dont le but de contrôler la croissance d'un arbre (Iba et al en 1994, 1996). Cependant, lorsque la connaissance à priori du système est disponible, il n'est pas possible d'inclure cette information quand on utilise la méthode GMDH.

En 1995, puis en 1996, Mackay et al proposent aussi l'application d'approches similaires pour la modélisation d'un procédé chimique et du matériel mécanique respectivement en utilisant la formulation symbolique.

En 1997a, 1997b, Marenbach et al présentent une approche d'identification où l'ensemble de fonctions en plus de celles arithmétiques de base, inclurent des blocks de transfert comme éléments dynamiques (délais ou retard) des éléments NL et des éléments du domaine spécifique (à partir du procédé industriel biotechnologique pour la fermentation de bacs d'aliments). Les modèles obtenus, en utilisant cette méthode, sont exprimés sous forme de blocs diagrammes plutôt que des fonctions mathématiques et forment la base pour la prédiction à lents termes de l'allure du procédé.

En plus des sous ensembles en AG, ce chapitre décrit une nouvelle approche hybride basé sur le modèle NARMAX en utilisant la combinaison de PG avec un algorithme conventionnel LMS qui s'étend au plus proche sous ensemble de l'approche d'AG.

3.4 Modèles de représentations non linéaires

Différents types de structures de modèles de systèmes NL de types E/S sont utilisés dans l'identification des systèmes. En 1995, Mendes présente un aperçu sur la représentation de structures de modèles NL existant sous plusieurs formes. Une description brève des représentations les plus utilisées de certaines structures inconnues sont exposées ci dessous.

3.4.1 Représentation fonctionnelle

L'une des premières représentations d'un système NL est la *série de Volterra* proposée par Billing en 1980, développée par Vito Volterra. C'est une approche pour la modélisation des systèmes NL appartenant à la classe des modèles polynomiaux non récursifs. La théorie de Volterra est une généralisation de l'approche de l'intégrale de convolution appliquée aux systèmes LTI. Elle montre que tout système « Non Linear Time Invariant : NLTI » peut être modélisé comme une somme infinie d'intégrales de convolution multidimensionnelle d'ordre croissant. La relation E/S en (3.6), qui lui est associée, peut être représentée symboliquement sous la forme de séries d'intégrales dont la sortie *y(t)* en fonction de l'entrée *u(t)* du système $h(\bullet)$:

$$y(t)=\sum_{j=1}^{\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\ldots\int_{-\infty}^{+\infty}h_j(\tau_1,\ldots,\tau_j)\prod_{i=1}^{j}u(t-j).d\tau \qquad (3.6)$$

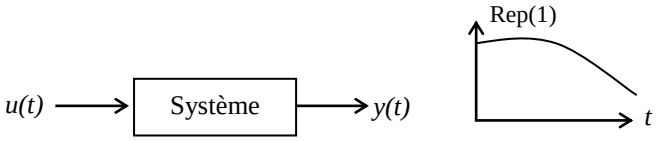
Cette série est appelée *série de Volterra* et les $h_j(\bullet)$ sont ses kernels d'ordre *j*.

Chacune des intégrales de convolution contient un kernel, soit linéaire (h_1) ou non linéaire ($h_{2,\ldots,}$ h_n) représentant le comportement du système. La connaissance de ces kernels $h_j(\bullet)$ permet la prédiction de la sortie *y(t)* excité par toute entrée *u(t)*.

Le premier terme de la série représente l'intégrale de convolution linéaire du premier ordre. En effet :

- Pour l'ordre *j =1* :

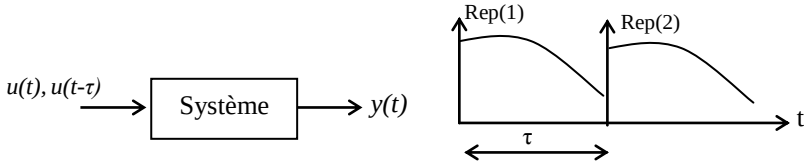
$$y(t)=\int_{-\infty}^{+\infty}h_1(\tau_1)u(t-\tau_1).d\tau=y_1(t)$$



Ce premier terme de la série représente l'intégrale de convolution linéaire. Il représente la valeur moyenne de la réponse. Le kernel h_1 représente la réponse impulsionnelle de la partie linéaire du système.

- Pour l'ordre *j = 2* :

$$y(t)=\int_{-\infty}^{+\infty}h_1(\tau_1)u(t-\tau_1).d\tau+\int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty}h_2(\tau_1,\tau_2)u(t-\tau_1)u(t-\tau_2)d\tau_1.d\tau_2=y_1(t)+y_2(t)$$



- Pour $j = 3$:

$$y(t) = y_1(t) + y_2(t) + \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} h_3(\tau_1,\tau_2,\tau_3)u(t-\tau_1)u(t-\tau_2)u(t-\tau_3)d\tau_1.d\tau_2.d\tau_3$$

Les termes légèrement non linéaires montrent seulement qu'un système est bien représenté par les deux ou trois premiers termes de la série. Dans ce cas, tous les termes d'ordre supérieur sont négligeables, donc tendent vers zéro.

Cependant ce type de représentation de systèmes NL présente deux inconvénients pour l'application pratique des séries :

- Difficulté d'identifier les kernels de Volterra d'un système donné, même excité par de faibles perturbations.
- Difficulté de convergence de la série.

Pour le moment, Billing en 1980, a montré que la série arithmétique donne la somme *s* des *30* premiers termes :

$$s = \frac{n}{2}(a+l) = \frac{30}{2}(30) = 450\,paramètres$$

du modèle pour représenter un kernel du deuxième ordre seulement pour une installation de bas ordre (*n =30*). Ainsi pour approximer la non linéarité du second ordre seulement, une énorme quantité de paramètres sont demandés. Ils peuvent être déduits à partir des limites de la somme de l'équation (3.6).

3.4.2 Modèle polynomial

L'une des représentations les plus pratiques des modèles dynamiques NL, est la forme polynomiale (3.7) qui s'écrit :

$$y(k) = \sum_i C_i \sum_{m=0}^{l}\sum_{p=0}^{m}\prod_{j=1}^{p} y(k-n_j)\prod_{h=p+1}^{m} u(k-n_h) \qquad (3.7)$$

Où $n_j=[1,...,n_y]$; $n_h=[1,...,n_u]$ et C_i *est le coefficient d'un terme.*

n_u : *Ordre des termes d'entrée ;* n_y : *Ordre des termes de sortie ;* l : *Degré de non linéarité.*

Avantage : Des algorithmes pour l'estimation des paramètres de modèles polynomiaux sont largement disponibles.

Inconvénients : Même pour un ordre modéré des formes polynomiales structurelles (globales), le nombre de termes peut devenir excessif.

3.4.3 Modèle rationnel

En 1989, Chen et Billings [72] ont représenté le modèle rationnel sous la forme d'un rapport de deux polynômes chacun du type (3.7). L'intérêt des modèles rationnels, c'est qu'ils peuvent être utilisés pour représenter certaine discontinuité grâce aux pôles du dénominateur. Ils peuvent identifier les non linéarités accentuées à l'aide de quelques termes seulement; chose qu'on ne peut pas faire en utilisant les approximations polynomiales qui sont une sous classe de la représentation rationnelle. Cependant, l'identification de modèles rationnels est plus difficile puisque le modèle est NL en paramètres.

En 1991, Zhu et Billings ont décrit un algorithme qui, en suivant certaines opérations algébriques, ont exprimé les modèles rationnels sous une forme où le modèle devient linéaire en paramètres. Cette apparence rend possible l'utilisation des algorithmes biens connus pour déterminer les paramètres de tels modèles (Zhu et Billing en 1991, 1993) ; sinon cette tâche demanderait un nombre élevé d'opérations.

Hormis les modèles paramétriques classiques rationnels polynomial, d'autres modèles NL existent telles que les réseaux de neurones artificiels (RNA) introduits au paragraphe suivant.

3.4.4 Modélisation par réseaux de neurones artificiels (RNA)

Une des techniques alternatives de modélisation prometteuse de la plupart des systèmes NL dynamiques, utilise les *Réseaux de Neurones Artificiels* RNA « Artificial Neural Networks : ANN ». Les RN présentent une boite noire des modèles NL en association avec les algorithmes d'apprentissage qui ont une certaine analogie avec les systèmes de traitement de l'information biologiques. Leur structure s'inspire de celle du système nerveux. Ces dernières années, cette technique a été appliquée de plus en plus dans le domaine de l'engineering, pour la modélisation, l'identification et le contrôle des systèmes NL dynamiques.

Parmi les RNA existants, deux schémas sont largement utilisés dans le domaine d'identification des systèmes :

- Les Réseaux de Perception Multicouches « Multi-Layered Perception Networks : MLP ».
- Le Réseau de Fonctions à Base Radiale « Radial Basis Function Networks : RBF ».

Les RBF sont des réseaux d'alimentation progressive qui présentent trois principales différences par rapport aux MLP :

- Ils consistent seulement en une couche cachée.
- Les nœuds de sortie sont toujours linéaires.
- Les nœuds cachés possèdent des fonctions à base radiales RBF $\varphi_i(x)$ comme fonction d'activation, plutôt que sinusoïdale.

Généralement les RBF $\varphi_i(x)$ prennent la forme gaussienne (3.8) :

$$\varphi_i(x_1,x_2,...,x_n) = e^{-\frac{1}{\sigma_i^2}[x_1-c_{1i})^2+(x_2-c_{2i})^2+...+(x_n-c_{ni})^2]} \tag{3.8}$$

Où $C_i = (c_{1i}, c_{2i},...,c_{ni})$ est un vecteur qui définit le centre de RBF $\varphi_i(x)$ en neurone i.
σ_i est la variance de la fonction.

Les échantillons d'entrée x activent les nœuds suivant leurs distances $\|x-c_i\|$ par rapport aux centres c_i du nœud. Ainsi, chaque neurone caché répond seulement aux entrées qui sont dans sa région (champ récepteur) autour de son centre c_i. D'autres fonctions peuvent aussi être utilisées comme fonctions d'activation de nœuds à base radiale; sans affecter significativement les performances des réseaux RBF.

Les sorties O_j ; $j = 1,...,m$ sont la somme de la combinaison linéaire des sorties RBF $\varphi_i(x)$ avec les pondérations W_{ij} des connexions à partir des r nœuds de la couche cachée aux nœuds de sortie :

$$O_j(x)=\sum_{i=1}^{r} W_{ij} \cdot \varphi_i(x) \qquad ; \qquad j = 1, 2,..., m \tag{3.9}$$

Les réseaux d'entraînement (apprentissage) des RBF se divisent en deux parties :

- Une partie non supervisée (n'importe quel vecteur de quantification ou algorithme d'apprentissage compétitif) pour définir c_i et σ_i,
- Une partie supervisée pour apprendre les pondérations W_{ij}.

$$\Delta W_{ij} = \eta[t_j^x - O_j^x]\varphi_i(x) \tag{3.10}$$

t_j^x : Sortie cible (désirée) du nœud j,
O_j^x : Sortie actuelle du système du nœud j, d'après la présentation des échantillons d'entrée x.

Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée. L'apprentissage supervisé consiste à ajuster les paramètres afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.

Les réseaux RBF sont des réseaux d'apprentissage local puisqu'ils sont capables de construire de bonnes approximations, seulement dans les régions où un nombre suffisant de données d'entraînement est fourni (Chen et Billing en 1992).

Contrairement, les réseaux MLP sont des réseaux d'apprentissage global construisant des approximations globales d'un espace E/S, NL.

Les réseaux locaux sont capables d'apprendre plus vite, quand le nombre d'entrées est réduit. Cependant, quand le nombre d'entrées augmente, les réseaux MLP donnent une meilleure généralisation (Dracopoulus en 1997b).

Malgré que les ANN aient montré leur applicabilité dans le domaine de l'identification et la commande des systèmes; la plupart des réseaux possèdent un inconvénient significatif. La transformation de l'entrée en sortie n'est pas claire, ce qui rend très difficile l'explication de la structure physique du procédé considéré.

3.4.5 Structures de modèles paramétriques discrets

Avant de présenter les principes de construction des algorithmes d'identification et de passer en revue, au chapitre 4, les principaux algorithmes d'identification, il convient tout d'abord de préciser les modèles paramétriques discrets sans bruit de mesure. Puis, on présentera les principaux modèles « procédé + perturbation ».

Il s'agit de définir les objectifs de la modélisation, les facteurs et variables mis en jeu, et enfin le rôle de ces facteurs et variables, plus exactement, lesquels d'entre eux peuvent être considérés comme variables d'entrée et lesquels comme variables de sortie. Selon le problème étudié, les entrées et/ou les sorties sont susceptibles d'être enregistrées et prédictibles, et constituent des facteurs explicatifs et/ou à expliquer.

Elle comprend la déduction (d'après les hypothèses de base adoptées et confirmées en partie expérimentalement) de la forme générale des relations de fonctionnement qui lient les variables d'entrée et de sortie sélectionnées. Il s'agit donc de déterminer la structure du modèle et sa représentation analytique symbolique, représentation dans laquelle, conjointement aux valeurs numériques connues, participeront des variables dont la signification physique est connue mais pas leurs valeurs numériques. L'estimation de la densité spectrale d'un processus aléatoire est un problème qui peut être résolu par une modélisation paramétrique. Cette modélisation permet de représenter toute l'information spectrale par un faible nombre de paramètres.

.

A. Modèles paramétriques sans bruit de mesure

Un modèle paramétrique de base, sans bruit de mesure, peut être représenté par la figure 3.5 dont la FT du système inconnu est modélisé par H(z) qui peut être ARMA, AR, MA,…, etc.

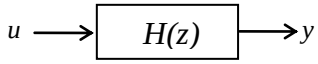


Figure 3.5 : Modèle paramétrique non bruité.

a1. Modèle Auto Régressive à Moyenne Ajustée (ARMA)

Un modèle ARMA $\hat{H}(z) = B(z)/A(z)$ d'ordre (*na*, *nb*), monique (a_0 =1), est définie par l'équation aux différences récurrente (3.11) :

$$y(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i.y(k-i) + \sum_{k=0}^{nb} b_i.u(k-i) \tag{3.11}$$

a_i : ($0 \leq i \leq na$) les paramètres de la partie *Auto Régressive* (AR).
b_i : ($0 \leq i \leq nb$) les paramètres de la partie à *Moyenne Ajustée* (MA).
na : ordre de la partie AR et du système.
nb : *ordre* de la partie MA.

En prenant la TZ des deux membres de l'expression temporelle (3.7), on obtient la FT du modèle ARMA (3.12) :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} \frac{\sum_{i=0}^{nb} b_i.z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^{na} a_i.z^{-i}} \tag{3.12}$$

La réalisation selon (3.12) avec *na > 0* est récursive à cause de la présence des pôles. C'est la forme générale de *H(z)* qui contient à la fois *na* pôles et *nb* zéros dont les valeurs sont déterminées respectivement par les paramètres $\{a_i\}$ et $\{b_i\}$ finis, c'est donc un système *auto régressif à moyenne ajustée* (ARMA).

Les polynômes *A(z)* du dénominateur et *B(z)* du numérateur sont caractérisés par la position de leurs racines dans le plan complexe.

a2. Modèle Auto Régressive (AR)

Dans le cas où les b_i sont nuls, sauf b_0, le modèle se réduit à (3.13) : $y(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i.y(k-i) + e(k)$

En prenant sa TZ : $$H(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{b_0}{1 + \sum_{i=1}^{na} a_i.z^{-i}} = \frac{b_0.z^{na}}{\sum_{i=0}^{na} a_i.z^{na-i}} \tag{3.13}$$

Ainsi le polynôme *B(z)* se réduit à une constante : $B(z) = b_0$ et *H(z)* contient *na* pôles dont les valeurs sont déterminés par les *na* paramètres $\{a_i\}$ et un zéro d'ordre *na* à l'origine (*na* zéros trivial). Par conséquent *H(z)* contient seulement des pôles non trivial. C'est donc un système *tout - pôle* ou modèle *auto régressif* (AR), caractérisé par l'absence d'entrée de commande *u(k)*. Il est plutôt adapté à la caractérisation de signaux et non pas de systèmes.

H(z) met en évidence les *na* pôles p_i pour être écrite sous la forme (3.14) :

$$H(z) = \frac{1}{(1 - p_1.z^{-1})(1 - p_2.z^{-1})...(1 - p_{na}.z^{-1})} \tag{3.14}$$

Il apparaît clairement que la position des pôles dans le plan complexe, définit entièrement le système, et par conséquent, le modèle qui lui est associé.

a3. Modèle à Moyenne Ajustée (MA)

Si on pose *na=0* dans l'équation aux différences d'ordre *na* en (3.11); les a_i sont nuls, $a_i=0$ pour $i > 0$ et la réalisation de ce système est non récursive. *H (z)* se réduit à un polynôme (3.15) en z^{-1} :

$$H(z) = \sum_{i=0}^{nb} b_i . z^{-i} = \frac{1}{z^{nb}} . \sum_{i=0}^{nb} b_i . z^{nb-i} \qquad (3.15)$$

Dans ce modèle spectral *A(z) = 1*. Le modèle sera alors caractérisé par la position de ses *nb* zéros non trivial dans le plan complexe, dont les valeurs sont déterminées par les paramètres $\{b_i\}$ et un pôle d'ordre *nb* trivial à l'origine. Ce qui lui vaut le nom de modèle tout - zéro ou modèle à *Moyenne Ajustée* (MA).

B. Modèles paramétriques soumis à une perturbation

Un système physique est généralement soumis à des perturbations qui peuvent provenir de bruit de mesures, d'entrées non contrôlées qu'on représente en rajoutant simplement un terme *w(k)* à la sortie. Ainsi, un modèle paramétrique polynomial, avec bruit de mesure peut être ARX, DARX, NARX, ARMAX, NARMAX,…, etc. On ne peut jamais calculer parfaitement la sortie *y(k)* connaissant l'entrée *u(k)*. La sortie du système linéaire mono-entrée mono-sortie, soumis à une perturbation, est représentée par la figure 3.6 :

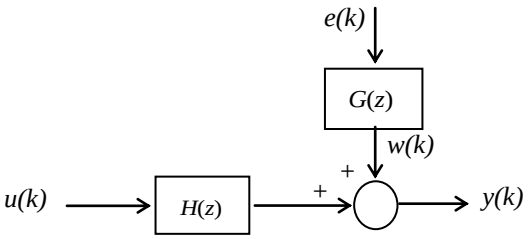


Figure 3.6: Système soumis à une perturbation.

Le signal de sortie *y(k)* est composé d'une partie déterministe liée à l'entrée *u(k)* et d'une partie stochastique *w(k)* liée aux perturbations non prévisibles. Pour cela, en pratique la plupart des perturbations sont aléatoires. En automatique, elles peuvent être décrites, avec une bonne précision, comme une séquence de bruit blanc discret $\{e(k)\}$ passé par un filtre linéaire *G(z)*. Le bruit blanc discret est une séquence aléatoire, ayant une énergie uniformément répartie entre toutes les fréquences dont la plus haute f_H vérifie le théorème de Shannon:

$$0 \leq f_H \leq \frac{f_e}{2} \quad ; \quad \text{Avec } 1/T_e = f_e \text{ : fréquence d'échantillonnage.}$$

Etant donné un signal à énergie finie, le bruit blanc a une réalisation physique, qui permet généralement de modéliser des perturbations (fluctuation) non-mesurables. L'influence de la perturbation *w(k)* peut être simulé en créant une séquence aléatoire de bruit blanc tel que :

$$w(k) = G(z).e(k)$$

Les *filtres G(z)* constituent les *différents modèles de perturbation aléatoires* et modifieront le spectre fréquentiel de répartition d'énergie du bruit blanc pour obtenir une répartition correspondant à la réponse fréquentielle des différentes perturbations *w(k)* aléatoires rencontrées.

Le bruit blanc joue, dans le cas aléatoire, le même rôle que l'impulsion de Dirac dans le cas déterministe. Puisque la fonction densité de probabilité de *e(k)* n'est pas fournie, c'est le signal générateur choisi comme un bruit blanc gaussien caractérisé par deux paramètres :

Sa valeur moyenne (Espérance) : $\mu = E[e(k)] = \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} e(k) = 0$

Sa variance : $\sigma^2 = E[e^2(k)] = \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} e^2(k)$

On peut alors connaître la réponse *y(k)* du système à la fois à l'entrée *u(k)* et à la perturbation *e(k)* tel que le système soit décrit par le modèle de la forme :

$$y(k)=H(z).u(k)+G(z).e(k)$$

Le modèle général ci dessus est donc probabiliste puisqu'on spécifie la fonction de densité de probabilité à travers *e(k)*. Il recouvre une famille de modèles dont les principaux sont les modèles à erreur d'équation « Equation Error : EE », ceux à erreur de sortie « Output Error : OE » et le modèle général pour l'identification.

b1. Modèles à Erreur d'Equation (EE)

Les algorithmes du type Erreur d'Equation (EE) sont basés sur une prédiction de la sortie, à partir de la connaissance de l'excitation et des valeurs passées de la sortie.

b1.1 Modèle Auto Régressif eXogène (ARX)

Le modèle ARX polynomial le plus simple, s'écrit sous la forme (3.16) de l'équation aux différences : $$y(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i y(k-i) + \sum_{i=1}^{nb} b_i u(k-i) + e(k) \quad (3.16)$$

Où $e(k)$ sont les résidus de l'estimation en (3.17):

$$e(k) = y(k) + \sum_{i=1}^{na} a_i.y(k-i) - \sum_{i=1}^{nb} b_i.u(k-i)$$

Ou encore : $$e(k)=\hat{A}(z)y(k)-\hat{B}(z)u(k) \quad (3.17)$$

Avec les polynômes $\hat{A}(z) = 1 + a_1.z^{-1} + \ldots + a_{na}.z^{-na}$

Et $$\hat{B}(z) = b_1.z^{-1} + \ldots + b_{nb}.z^{-nb} \quad (3.18)$$

Dans l'expression de $\hat{B}(z)$ ci-dessus, on a intégré le fait que la sortie est toujours en retard sur l'entrée d'au moins une période d'échantillonnage (*nb* < *na*, *pour la causalité, donc la réalisation*).

Le terme d'erreur *e(k)* porte sur la totalité de l'équation puisqu'il est exprimé en fonction des coefficients des polynômes $\hat{A}(z)$, $\hat{B}(z)$ et des données E/S du système. De plus, l'erreur *e(k)* apparaît comme une moyenne ajustée (MA). De ce fait, ce type de modèle est aussi appelé modèle à *erreur d'équation e(k)* comme représenté sur la figure 3.7.

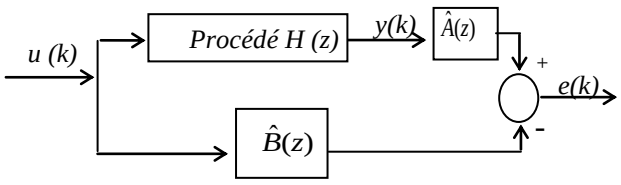


Figure 3.7: Principe de l'erreur d'équation EE.

Le vecteur des paramètres finis (*nb* + *na*) à déterminer est :

$$\theta = [b_1,...,b_{nb};a_1,...,a_{na}]^T \tag{3.19}$$

Le modèle est donc de la forme (3.20) :

$$A(z).y(k)=B(z).u(k)+e(k) \tag{3.20}$$

Soit : $$y(k)=\frac{B(z)}{A(z)}u(k)+\frac{1}{A(z)}e(k)=H(z,\theta)u(k)+G(z,\theta)e(k) \tag{3.21}$$

D'où les FT *G(z)* et *H(z)* sont :

$$H(z,\theta)=\frac{B(z)}{A(z)} \quad ; \quad G(z,\theta)=\frac{1}{A(z)} \tag{3.22}$$

Le modèle ARX et la perturbation *e*(*k*) possèdent donc la même dynamique, spécifiée par le dénominateur *A(z)* dont la structure est donnée par la figure 3.8 :

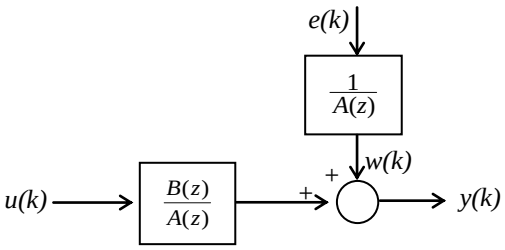


Figure 3.8: Structure de modèle à erreur d'équation ARX.

Ce modèle est appelé ARX, car la partie *A(z).y(k)* est la partie *récursive* (AR) dans l'expression (3.20) de *y(k)* et *B(z).u(k)* est la partie *exogène* (*entrée extérieure u(k)*).

b1.2 Modèle Auto Régressive eXogène à Moyenne Ajustée (ARMAX)

L'inconvénient du modèle ARMA est le manque d'aptitude pour décrire les propriétés de perturbation *w(k)*. Ainsi les termes décrivant le bruit sont nécessaires. Ceci améliore la représentation ARMA par l'introduction d'entrées exogènes pour obtenir le modèle de représentation Auto Régressive à Moyenne Ajustée eXogène « Auto-Regressive Moving Average eXogenous : ARMAX ». Donc, afin de mieux décrire le terme de perturbation, on préfère souvent, au modèle ARX, le modèle ARMAX, où la perturbation sera un rapport de deux polynômes. Ce modèle dont le nombre de paramètres à estimer (*nb* + *na*+ *nc*), exprimé comme équation aux différences (3.23), est donc :

$$y(k)=-\sum_{i=1}^{na}a_i.y(k-i)+\sum_{i=1}^{nb}b_i.u(k-i)+\sum_{i=1}^{nc}c_i.e(k-i)+e(k) \tag{3.23}$$

Avec le polynôme : $C(z)=1+c_1z^{-1}+...c_{nc}z^{-nc}$ (3.24)

Par rapport au modèle ARX, le vecteur des paramètres à déterminer, est augmenté des coefficients $c_1, ..., c_{nc}$ de *C(z)*. Le modèle ARMAX, où la FT liée à la perturbation sera un rapport de deux polynômes selon la relation (3.25) :

$$y(k)=\frac{B(z)}{A(z)}u(k)+\frac{C(z)}{A(z)}e(k)=H(z,\theta)u(k)+G(z,\theta)e(k) \tag{3.25}$$

D'où les *FT G (z)* et *H (z)* sont :

$$H(z,\theta)=\frac{B(z)}{A(z)} \quad \text{Et} \quad G(z,\theta)=\frac{C(z)}{A(z)} \tag{3.26}$$

Dans le modèle ARMAX, comme dans le modèle ARX, le modèle et la perturbation *e(k)* possèdent donc la même dynamique, spécifiée par le dénominateur *A(z)*, dont la structure est donnée par la figure 3.9.

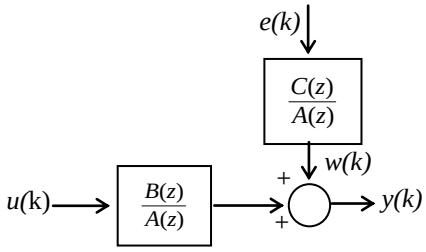


Figure 3.9 : Structure du modèle à erreur d'équation ARMAX.

Le modèle ARMAX comprend lui-même un terme *Auto Régressif A(z).y(n)*, un terme de *commande B(z).u(k),* un terme de *Moyenne Ajustée C(z).e(n).*

Il prend différentes formes selon les valeurs particulières des coefficients des modèles AR, MA, ARMA, ou ARX décrits précédemment :

- *Modèle* AR si $n_b = n_c = 0$:

La sortie s'exprime selon une pure série temporelle sans signal d'entrée :

$$A(z).y(k) = e(k) \tag{3.27}$$

- *Modèle* MA si $n_a = n_c = 0$:

La sortie sera dépendante de la commande :

$$y(k) = B(z).u(k) \tag{3.28}$$

- *Modèle* ARMA si $n_c = 0$:

La sortie s'exprime selon la relation :

$$A(z).y(k) = B(z).u(k) \tag{3.29}$$

- *Modèle* ARX si $n_c = 0$:

La sortie s'exprime selon la relation :

$$A(z).y(k) = B(z).u(k) + e(k) \tag{3.30}$$

b2. Modèles à erreur de sortie « OE »

Le bruit *w(k)* est une perturbation non modélisée, où le bruit blanc *e(k)* agit directement sur la sortie (figure 3.11). C'est un processus stochastique, sur lequel on fait les hypothèses des moments finis (valeur moyenne nulle, variance finie) et indépendants de l'entrée *u(k)*. C'est le modèle du type erreur de sortie « Output Error : OE », où l'erreur de mesure porte uniquement sur la sortie *y(k)* au lieu qu'elle porte sur l'équation comme dans le modèle ARMAX.

Les modèles à erreur de sortie OE de ce type, qui suppose l'existence d'une même entrée de commande *u(k)*, peuvent être représentés par la figure 3.10.

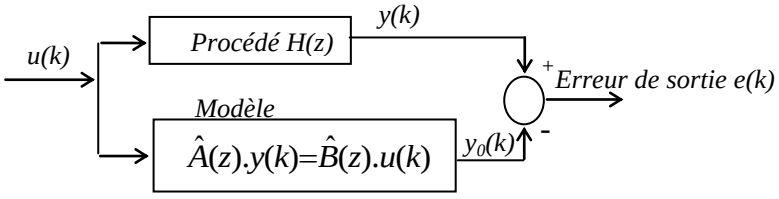


Figure 3.10: Principe de l'erreur de sortie OE.

$y_0\ (k)$ est la sortie sans erreur.

b2.1 Modèle élémentaire à erreur de sortie

Le modèle à erreur de sortie OE le pus simple, s'exprime selon la relation (3.31) :

$$y(k)=\frac{B(z)}{A(z)}u(k)+e(k) \tag{3.31}$$

Le bruit *e(k)*, étant surtout un bruit de capteur, sera considéré comme agissant sur la sortie, dont la structure est donnée par la figure 3.11.

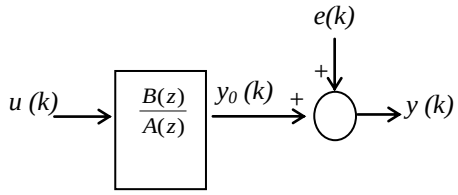


Figure 3.11 : Structure de modèle à erreur de sortie

La sortie $y_0\ (k)$ sans erreur, s'écrit : $y_0\ (k) = y\ (k) - e\ (k)$

Les algorithmes d'identification du type OE pour estimer les (*nb* + *na*) paramètres, se caractérisent fondamentalement par la simulation du modèle de la sortie à partir de la seule connaissance de l'entrée d'excitation *u(k)*, contrairement à ceux du type EE basés sur une prédiction de la sortie *y(k)*, à partir de la connaissance de l'excitation *u(k)* et des valeurs précédentes $y(k-i)$ de la sortie.

La sortie est simulée indépendamment de la perturbation *e(k)*, affectant le système par manque de bouclage. Les résidus sont l'image de cette perturbation, d'où l'appellation d'erreur de sortie OE.

b2.2 Modèle de Box-Jenkins (BJ)

Le modèle de Box-Jenkins avec retard *d*, est un bon modèle du fait de sa dynamique différente pour l'entrée de commande *u(k)* et le bruit *w(k)* qui le rend complet par excellence, en introduisant un model de filtrage pour le bruit blanc *e(k)* tel que :

$$w(k)=\frac{C(z)}{D(z).}e(k) \tag{3.32a}$$

On obtient la structure du modèle de Box-Jenkins dont la sortie mesurée est donnée par (3.32b) :

$$y(k)=Z^{-d}\frac{B(z)}{F(z)}u(k)+\frac{C(z)}{D(z)}e(k) \tag{3.32b}$$

Cette structure conduit à un prédicteur $\hat{y}(k)$ non linéaire par rapport au vecteur de paramètres :

$$\hat{y}(k)=Z^{-d}\frac{B(z)}{F(z)}u(k)+\left[\frac{C(z)}{D(z)}-1\right]e(k) \tag{3.32c}$$

b2.3 Modèle général pour l'identification

Le modèle le plus général pour l'indentification est introduit par L. Ljung en 1987 [51]. Sa représentation utilisée par Najim en 1988 [52], Borne en 1992B [53] et Landau en 1993 [54] est exprimé par la relation (3.33) :

$$y(k) = Z^{-d}\,\frac{B(z)}{F(z).A(z)}u(k) + \frac{C(z)}{D(z).A(z)}e(k) \tag{3.33}$$

Les polynômes *A(z), C(z), D(z)* et *F(z)* sont moniques et *B(z)* est non monique. De plus, ce procédé comprend un retard *d* périodes d'échantillonnage entre l'entrée *u(k)* et la sortie *y(k)*.

La contribution de la perturbation *w(k)* à la sortie mesurée *y(k)* est modélisée dans ce cas, par le filtrage linéaire d'un bruit blanc *e(k)*, exprimé par la relation (3.33a) :

$$w(k) = \frac{C(z)}{D(z).A(z)}e(k) \tag{3.33a}$$

Cette structure générale représentée en figure (3.12), englobe les différents modèles précédents, aussi bien à erreur d'équation « EE » que ceux à erreur de sortie « OE ». Dans le cas particulier où *A(z)* =1 ; on obtient le modèle de Box-Jenkins. Mais, dans le cas où *F(z) = D(z) =1*, il se réduit au modèle ARMAX.

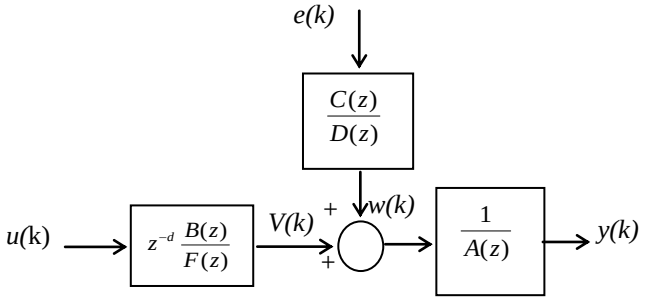


Figure 3.12 : Structure du modèle général.

En utilisant l'équation générale du prédicteur $\hat{y}(k/\theta)$ [51], [59], on déduit alors une équation NL de l'erreur de prédiction par rapport aux paramètres θ, écrite en (3.30) comme suit :

$$\hat{\varepsilon}(k/\theta) = y(k) - \hat{y}(k/\hat{\theta}) = \frac{D(z)}{C(z)}\left[A(z)y(k) - z^{-d}\,\frac{B(z)}{F(z)}u(k)\right] \tag{3.34}$$

C'est un **problème d'optimisation NL** qui peut être résolu, le plus souvent par **l'algorithme itératif de Gauss-Newton à** partir de l'équation de récurrence (3.3) du paragraphe 3.3.2.2.

Pour aboutir à une équation linéaire simple ; il faudra faire un découplage des produits des polynômes par l'utilisation des variables auxiliaires, en introduisant successivement une nouvelle variable comme suit :

$$V(k,\theta) = z^{-d}\,\frac{B(z)}{F(z)}u(k) \tag{3.34a}$$

$$W(k,\theta) = A(z).y(k) - V(k,\theta) \tag{3.34b}$$

On obtient l'erreur de prédiction :

$$\hat{\varepsilon}(k,\theta) = \frac{D(z)}{C(z)}w(k,\theta) \tag{3.34c}$$

Dont le prédicteur $\hat{y}(k/\theta)$, écrit sous la forme de régression linéaire (3.34d) :

$$\hat{y}(k/\theta) = \theta.^{T}\,\phi(k,\theta) \tag{3.34d}$$

Où $\theta = [A^T, B^T, F^T, C^T, D^T]^T$: Vecteur des paramètres. (3.34e)

$\phi = [-Y, U, -V, E, -W]^T$: Vecteur des mesures (régresseurs).

On peut ainsi résoudre ce problème de manière itérative, en résolvant à chaque itération un problème de régression linéaire (**régression pseudo-linéaire**) qui sera traité **au chapitre 4**.

b3. Modèle Non Linéaire Auto Régressive eXogène à Moyenne Ajustée (NARMAX**)**

En 1985, Léontaritis et Billing [70–72], ont introduit le modèle Non-linéaire ARMAX « Nonlinear Autoregressive Moving Average with eXogenous input : NARMAX » pour résoudre des systèmes NL à temps discret avec entrée exogène. Ce système est représenté en (3.35) par une fonction NL polynomiale $F^l(.)$, qui peut avoir une forme très complexe, de sortie *y(k)*, d'entrée exogène *u(k)*, et un signal générateur de Bruit Blanc Gaussien Centré (BBGC) *e(k)* :

$$y(k) = F^l[y(k-1),...,y(k-na);u(k-d),...,u(k-d-nb+l);e(k-1),...e(k-nc)] \quad (3.35)$$

na, nb, nc : Décalage maximal, respectivement de sortie, d'entrée et des termes de bruit.
d : Délais; *l* : Degré de Non Linéarité du modèle.

b4. Modèle Non Linéaire Auto Régressive eXogène (NARX)

Bien que les modèle NARMAX représentent le mieux les systèmes réels, les modèles NL les plus utilisés en pratique sont les modèles NARX dont la plus grande difficulté d'utilisation réside dans le choix de la fonction F^l.

Dans le cas particulier où:

- *le degré l =1*, le modèle se réduit à un système linéaire ARMAX.
- *la perturbation e(k)* est supposée du BBGC, c'est à dire de densité spectrale :

$$S_{ee}(\omega)=cste \rightarrow r_{ee}(k)=\delta(k)=\begin{cases}1 & pour\ \ k=0\\ 0 & ailleurs\end{cases}$$

Lorsque la perturbation *e(k)* n'est pas considérée dans (3.35), le modèle se réduit donc à la forme Non-linéaire Autorégressif avec entrée eXogène NARX (3.36) :

$$y(k) = F^l[y(k-1),...,y(k-na);u(k-d),...,u(k-d-nb+l)] \quad (3.36)$$

C'est la structure NARX : Non-linéaire ARX ou NL AR avec *entrée exogène*.

Un cas particulier de la structure NARMAX est le modèle NARX polynomial : C'est la somme de *N* produits possibles du signal d'entrée et de sortie pondéré chacun par un poids, dont l'équation écrite sous la forme (3.37) d'un modèle de régression linéaire est la suivante :

$$y(k) = \sum_{i=1}^{N} \theta_i . \phi_i(k) = \phi_{yu}^T(k-l).\theta_{yu} \quad (3.37)$$

Avec ϕ_i : Le $i^{ième}$ régresseur pris dans l'ensemble de tous les produits possibles entre les signaux *u* et *y* et θ_i sont les paramètres associés.

Ce modèle présente l'avantage d'être linéaire par rapport aux paramètres, mais NL vis-à-vis du signal d'entrée et de sortie.

Dans (3.37), si le signal de sortie *y* dépend seulement de l'entrée *u*, le modèle est alors non récursif, pour retrouver celui de Volterra en (3.6).

En 1985, Léontaritis et Billing [70–71] pour éviter des problèmes d'estimation de paramètres NL, prouvent que les *systèmes* NL à Temps Discret (NLTD) peuvent être construits à partir de quelques fonctions simples et connues par un modèle linéaire de la forme (3.33) précédente, autour d'un point d'équilibre, considéré comme une solution particulière dans le voisinage d'un certain point de fonctionnement, sous deux conditions suffisantes :

- La réponse *F* est finie réalisable (elle exclue les systèmes à paramètres distribués).
- Le modèle linéaire existe seulement s'il est exécuté autour du point d'équilibre (elle implique que le modèle est perturbé par un signal d'amplitude faible autour du point de fonctionnement).

b5. Représentation polynomiale

Le modèle NARMAX polynomial est la forme la plus générale d'un système d'E/S et peut être exprimé de différentes manières.

En 1989, Chen et Billing [72] ont prouvé que la *forme polynomiale* NARMAX est la plus utilisée pour des applications pratiques dans l'identification des systèmes NL. L'équation (3.33) polynomiale peut s'écrire en (3.38) sous forme d'un modèle linéaire en paramètres :

$$y(k) = \phi_{yu}^{T}(k-l).\theta_{yu} + \phi_{yuw}^{T}(k).\theta_{yuw}(k) + \phi_{w}^{T}(k).\theta_{w} \qquad (3.38)$$

$\phi_{yu}^{T}(k-l)$: Comprend le terme constant et tous les termes d'entrée *u(k)* et de sortie *y(k),* en plus des combinaisons possibles de degré > l ; donc les termes du processus. Les paramètres de tels termes sont compris dans le vecteur de paramètres θ_{yu} .

Les autres vecteurs des monômes sont définis de la même manière :
$\phi_{yuw}^{T}(k)$ et $\phi_{w}^{T}(k)$: Se réfèrent aux termes de bruit *w(k).*

Cependant, puisque ce signal de bruit est inconnu, l'équation (3.38) peut s'écrire sous la forme d'Erreur de Prédiction $\varepsilon(k)$ « Prediction Error : PE » dont le prédicteur $\hat{y}(k)$ s'écrit en (3.39) :

$$\hat{y}(k) = \phi_{yu}^{T}(k-l).\hat{\theta}_{yu} + \phi_{yu\varepsilon}^{T}(k).\hat{\theta}_{yu\varepsilon}(k) + \phi_{\varepsilon}^{T}(k).\hat{\theta}_{\varepsilon} + \varepsilon(k) \qquad (3.39)$$

Où l'erreur résiduelle de prédiction sur l'observation est définie par (3.40):

$$\varepsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k, \hat{\theta}) \qquad (3.40)$$

L'équation (3.39) peut s'écrire sous la forme simplifiée (3.41) :

$$\hat{y}(k) = \phi^{T}(k-l).\hat{\theta} + \varepsilon(k) \qquad (3.41)$$

Où $\phi^{T}(k-l)=[\phi_{yu}^{T}(k-l) \quad \phi_{yu\varepsilon}^{T}(k-l) \quad \phi_{\varepsilon}^{T}(k-l)]$: Les observations (3.42)

Et $\hat{\theta}^{T} = [\hat{\theta}_{yu}^{T}, \hat{\theta}_{yu\varepsilon}^{T}, \hat{\theta}_{\varepsilon}^{T}]$: Les paramètres cherchés $\hat{\theta}$. (3.43)

L'équation (3.41) appartient au modèle de régression linéaire :

$$\hat{y}(k) = P_i(k).\hat{\theta} + \varepsilon(k)$$

$P_i(k)$: Tous les termes linéaires de sortie *y(k),* d'entrée *u(k)* et de bruit *w(k).*

Récemment les recherches se sont focalisées sur les systèmes NL. Dans [73–74], les auteurs en 2006, puis en 2007, proposent l'utilisation des outils statistiques telle que l'analyse de la variance pour l'identification des modèles NL de type boite noire.

3.4.6 Critères de performance de l'identification

La concision de la modélisation repose sur le bon choix du nombre de paramètres, ce qui revient à choisir la dimension suffisante pour rendre compte du comportement du modèle de représentation d'un signal. Généralement, le modèle s'améliore au fur et à mesure que l'on augmente l'ordre. Mais, il faudra considérer l'ordre optimal correspondant au nombre optimal de paramètres.

Plusieurs critères d'estimation de l'ordre p du modèle, qui ont été développé, facilitent le choix de ce dernier. Trois principaux critères ont été utilisés pour caractériser la performance de l'identification :

- La variance σ_p de l'erreur de prédiction ε_p :

En particulier la détermination du degré des polynômes du dénominateur (n_A) et numérateur (n_B) peut être effectuée en suivant l'évolution de la variance σ_p en jouant sur l'erreur de prédiction (résidu) $\varepsilon_p(k)$: $\varepsilon_p(k) = y(k) - \hat{y}(k)$

Soit $$\sigma_p(\hat{\theta}) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\varepsilon_k^2$$

Avec N nombre d'échantillons.

L'inconvénient est que cette erreur de prédiction ε_p décroît continûment avec l'ordre p. Il est vrai que cette décroissance à partir d'un certain seuil, est moins brutale.

L'introduction de nouveaux paramètres, n'amène pas d'information supplémentaire. On doit à Akaike, deux critères permettant d'identifier le meilleur modèle qui minimise la quantité :

- Le critère de l'erreur de prédiction finale « Final Prediction Error : FPE » [51] :

$$FPE(p) = \sigma_p\left(\frac{N+p-1}{N-p-1}\right) \tag{3.40}$$

- Le critère d'information d'Akaike « Akaike Information Criterion : AIC » [67] :

La plupart des critères d'information utilisés pour déterminer le nombre de paramètres p à déterminer d'un modèle sont exprimés par (3.41) :

$$AIC(p) = N.Ln(\sigma_p) + 2p \tag{3.41}$$

Où p est la dimension du modèle (nombre de paramètres estimés) qui minimise le critère, N le nombre d'échantillons et σ_p la somme totale des erreurs de prédiction (variance du résidu).

Cependant, pour ces critères la décision de modélisation AR, ARX, MA, ARMA, ARMAX ou NARMAX est restreinte à certaines informations physiques du processus :

- Dimension du modèle attribué à une structure donnée.
- Erreur ε_p de prédiction minimale, étant donnée une séquence de courte durée, pour les performances du modèle.

3.5 Conclusion

Le modèle polynomial est donc NL en sortie-entrée et bruité, mais linéaire en paramètres. L'ensemble des paramètres peut être estimé, utilisant l'algorithme des moindres carrés étendus (ou généralisé), par Billing et Voon en 1984. Cette méthode consiste à estimer les termes du processus en premier lieu, puis utiliser l'équation des erreurs de prédiction. Une fois ces dernières sont calculées, il faudra les introduire dans la matrice des observations, puis un nouveau système de paramètres est estimé. Ce processus est répété jusqu'à ce que les erreurs prédites convergent, ou un certain nombre d'itération soit prédéterminé.

On peut conclure que si la structure du modèle général couvre tous les cas, elle n'est pas bien adaptée à chaque cas particulier. Un modèle basé sur des hypothèses physiques réalistes, même s'il est simple (nombre de paramètres à identifier réduit), pourrait alors être beaucoup plus utile et efficace permettant de surmonter la difficulté de mise en œuvre venant essentiellement de la mauvaise convergence des algorithmes de PNL. **Ceci sera prouvé au chapitre 6c.**

Chapitre 4

Techniques d'identification des systèmes dynamiques

4.1 Introduction

Il existe un grand nombre de méthodes bien maitrisées pour résoudre le problème d'identification des systèmes dynamiques linéaires, dont l'état à l'instant présent dépend de ses états aux instants antérieurs. Ces techniques d'identification des systèmes dynamiques offrent souvent une approximation de la réalité, puisque la plupart des phénomènes sont de nature non linéaires. Bien que la majorité des processus soient dynamiques et non linéaires, dans les cas pratiques, on utilise souvent les modèles linéaires. La meilleure structure du modèle, qui représente le système réel, doit être trouvée et ses paramètres sont ensuite estimés.

On aborde ce chapitre par les principes de base de l'identification des modèles dynamiques de procédés. Une fois que la structure est définie, on présente ensuite les principaux types d'algorithmes d'adaptation paramétriques A.A.P, intervenant dans les méthodes d'identification récursives, pour la recherche des paramètres optimaux. Puis, on examine l'influence des perturbations aléatoires sur l'identification. Dans la dernière partie, on fait une étude détaillée des algorithmes des Moindres Carrés Récursifs MCR « Recursive Least Squares : RLS ».

4.2 Intérêt de l'estimation récursive

De nombreux problèmes d'ingénierie, où un système doit réagir en fonction des mesures effectuées, nécessitent la représentation du phénomène mesuré sous la forme d'un modèle mathématique dépendant d'un certains nombre de paramètres. La forme du modèle se déduit de considérations physiques sur le phénomène étudié et tient souvent compte de simplifications de manière à éviter de concevoir des implémentations excessivement complexes : en général le modèle ne rend pas rigoureusement compte de la réalité. D'ailleurs, les mesures sont dans la plupart du temps entachées d'un bruit et un modèle trop complexe ne présenterait pas plus d'intérêt pratique qu'un modèle simplifié. Cependant, même si la forme du modèle paramétrique est connue, la valeur des paramètres ne l'est pas toujours. Il s'agit donc d'estimer les valeurs de ces paramètres. On peut raisonnablement considérer que les bonnes valeurs des paramètres qui seront celles pour lesquelles les valeurs des mesures prédites par le modèle seront proches de celles effectivement obtenues à partir du système physique étudié. Pour atteindre ce but, il faut tout d'abord définir un critère. Le critère le plus simple sera un critère quadratique.

Soit $\theta(t)$ le vecteur des valeurs mesurées du système physique (procédé) aux différents instants t sur l'horizon temporel $[0, N-1]$. Supposons que $\hat{\theta}(\mu, t)$ sont les valeurs prédites aux mêmes instants t par le modèle, dépendant ainsi du vecteur des N paramètres du modèle :

$$\mu = (\mu_0 \ldots, \mu_{N-1})^T$$

T : La transposée d'un vecteur ou d'une matrice.

Il sera raisonnable d'affirmer que les bonnes valeurs des paramètres cherchées seront celles qui minimisent le critère quadratique (4.1) :

$$J(\mu) = E\{\varepsilon(t)^2\} = \sum_{t=0}^{N-1} [\theta(t) - \hat{\theta}(\mu, t)]^2 = coût \min \qquad (4.1)$$

4.3 Techniques de minimisation du critère

Une fois la structure du prédicteur et le critère d'optimalité définis, il s'agit de développer un algorithme qui cherche les valeurs du vecteur $\hat{\theta}(\mu, t)$ minimisant le critère d'erreur choisi pour ajuster les paramètres du modèle. On distingue deux grandes classes d'algorithmes : algorithmes non récursifs et récursifs.

4.3.1 Algorithmes non récursifs (hors ligne ou par paquets)

Dans ce cas, on peut réaliser un ensemble d'expériences et enregistrer les résultats pour les différentes valeurs du temps *t*. On appliquera alors les algorithmes de minimisation du critère sur l'ensemble des mesures disponibles simultanément, et que l'on peut utiliser globalement. On parle souvent de *méthodes globales de minimisation*. Ceux sont en général les plus robustes, mais elles présentent l'inconvénient qu'il faudra attendre la fin des mesures pour calculer les paramètres. Or dans certaines applications du type *temps réel*, on préfère effectuer un *ajustement récursif* des paramètres suivant le logigramme de la figure 4.1. Il s'agit des algorithmes récursifs.

4.3.2 Algorithmes récursifs (en ligne ou en temps réel)

Les paramètres estimés sont optimisés progressivement en utilisant chaque fois une seule paire de données entrées/sorties. A la fin de l'étape (*t-1*), on dispose d'une valeur approximative de μ, soit $\hat{\mu}(t-1)$, qui n'est pas nécessairement la valeur optimale, ainsi que d'une valeur estimée des mesures $\hat{\theta}[\hat{\mu}(t), t]$. Il s'agit de corriger l'estimation de μ de la manière suivante :

La nouvelle valeur $\hat{\mu}(t)$ sera déduite de l'ancienne $\hat{\mu}(t-1)$ par addition d'un terme correctif dépendant de l'écart entre les valeurs prédites et les mesures effectuées, décrite par l'équation récursive (4.2) :

$$\hat{\mu}(t) = \hat{\mu}(t-1) + f[\theta(t) - \hat{\theta}(\hat{\mu}(t-1), t)] \qquad (4.2)$$

Avantages des algorithmes récursifs :

- Une estimation en ligne du modèle, peut être obtenue au fur et à mesure que le système évolue (alors que dans le cas des algorithmes hors ligne, il faut attendre la collecte de l'ensemble des mesures avant d'obtenir une estimation du modèle). Ils sont donc adaptés à l'identification temps réel.
- Utilisation d'une taille mémoire réduite, car ils traitent une paire de données à la fois.
- Le modèle estimé en ligne contient toutes les informations contenues dans les données entrées/sorties passées. En identification, le but d'un algorithme récursif est de trouver la nouvelle estimation $\hat{\theta}(t)$ à partir de $\hat{\theta}(t-1)$ sans avoir à refaire tous les calculs.

- Avec des modifications mineures des algorithmes, il devient possible de suivre les évolutions des systèmes variables lentement dans le temps. Dans ce cas, l'identification en ligne est suivie d'une commande qui s'adapte elle aussi aux paramètres courants.
- Ils peuvent être aussi utilisés pour l'identification « hors ligne ».
- Ils peuvent être utilisés dans des techniques de diagnostic.

Illustrons les spécificités des algorithmes des moindres carrés récursifs d'identification, par le logigramme de la figure 4.1 :

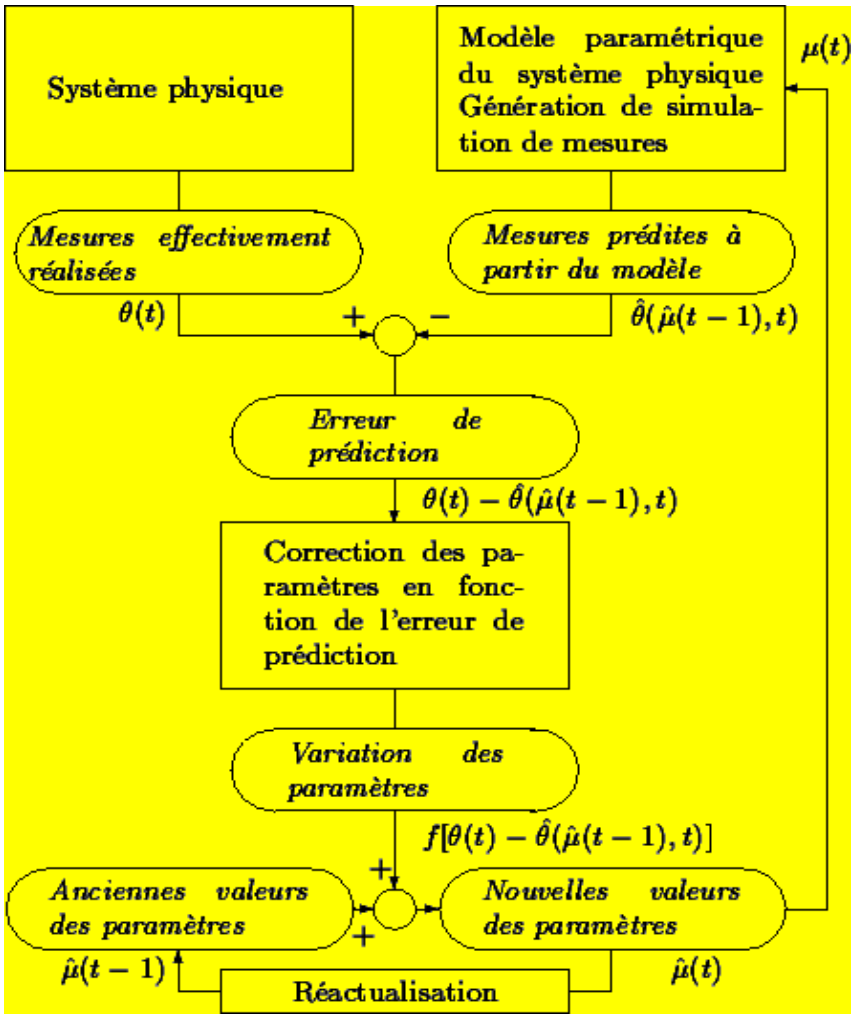


Figure 4.1 : Logigramme d'identification récursive de paramètres d'un modèle.

Cette méthode itérative peut prendre différentes formes qui dépendent du choix de la fonction de correction : $f[\theta(t)-\hat{\theta}(\hat{\mu}(t-1),t)]$

Ces algorithmes basés sur l'estimation paramétrique sont nombreux. Lorsque le modèle est fixé par l'utilisateur, on présente trois formes de complexité croissante pour estimer ses paramètres selon un critère donné, dont les plus utilisés [55–65] sont :

1) Les Moindres Carrés Récursifs « RLS » qui, comme son nom l'indique donne une formulation récursive du critère des moindres carrés.

2) Ensuite le gradient stochastique ou des moindres carrés « Least Mean Squares : LMS » qui optimise la correction à chaque pas, en fonction du signe du gradient.

3) Enfin la Méthode d'Erreur de Prédiction Récursive « Recursive Prediction Error Method : RPEM » [66–67], qui s'applique au modèle le plus général, dont le critère à minimiser est une somme pondérée des erreurs de prédiction. L'algorithme récursif utilisé est celui de Gauss-Newton.

Avant de présenter la méthode RLS qui nous intéresse, on donne la solution globale de la minimisation au sens des moindres carrés. Dans les paragraphes qui suivent, on présente les méthodes dites à erreur d'équation « EE » dont l'algorithme de base est celui des moindres carrés récursifs RLS et ses différentes extensions :

- Les moindres carrés généralisés MCG « Generalized Least Squares : GLS »;
- Le Maximum de Vraisemblance Récursive MVR « Recursive Maximum Likelihood : RML »;
- Celle de la Variable Instrumentale « Instrumental Variable : IV ».

4.4 Algorithme d'Adaptation Paramétrique AAP

En supposant que les signaux sont échantillonnés à la période T_e, la séquence des signaux d'entrée *u(k)* et de sortie *y(k)* mesurée forment le vecteur d'observation $\varphi(k)$ jusqu'à l'instant *k* tel que :

$$\varphi(k) = [y(1), y(2),..., y(k); u(1),..., u(k)]$$

On cherche à faire les prédictions à l'instant *k* connaissant les entrées et sorties mesurées jusqu'à *k-1* qui forme le vecteur des observations $\varphi(k)$. Le vecteur des paramètres estimés est $\hat{\theta}(k)$. On utilise une structure *d'Algorithmes d'Adaptation Paramétrique AAP* intervenant dans les méthodes d'identification récursives. Puis, on va illustrer le principe de l'identification paramétrique du modèle discret par l'algorithme des moindres carrés sous la forme non récursive et récursive.

L'algorithme d'adaptation paramétrique doit modifier les paramètres du modèle ajustable, à partir des informations recueillies sur le système, à chaque période d'échantillonnage pour minimiser l'erreur de prédiction à priori $\varepsilon^0(k)$ au sens d'un certain critère.

L'entrée est en général une séquence binaire pseudo aléatoire SBPA, très riche en fréquence proche d'un signal blanc, permettant l'excitation de tous les modes du processus pour la convergence de la méthode. Pour éviter de recalculer complètement le vecteur des paramètres à chaque pas temporel, on utilise fréquemment une structure d'algorithme d'adaptation paramétrique AAP par laquelle on réactualise ce dernier à l'instant *k* à partir de celui à *k-1*. Cet algorithme a donc une structure « récursive », c'est-à-dire, que la nouvelle valeur des paramètres $\hat{\theta}(k)$ qui doivent être identifiés est égale à la valeur précédente des paramètres $\hat{\theta}(k-1)$ plus un terme de correction $\Delta\hat{\theta}(k)$ qui dépendra des dernières mesures acquises comme suit :

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \Delta\theta(k) = \hat{\theta}(k-1) + f\left[\hat{\theta}(k-1), \varphi(k), \varepsilon^0(k)\right]$$

Le principe des algorithmes d'adaptation paramétrique *AAP* peut se traduire par la même structure standard :

$$\begin{bmatrix}\text{Nouvelle estimation}\\ \text{des paramètres}\\ \text{(Vecteur)}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\text{Estimation précédente}\\ \text{des paramètres}\\ \text{(Vecteur)}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\text{Gain}\\ \text{d'adaptation}\\ \text{(Matrice)}\end{bmatrix} \text{x} \begin{bmatrix}\text{Fonction}\\ \text{de mesures}\\ \text{(Vecteur)}\end{bmatrix} \text{x} \begin{bmatrix}\text{Fonction de l'erreur}\\ \text{de prédiction}\\ \text{(Scalaire)}\end{bmatrix}$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k) \times \varphi(k) \times \varepsilon^{o}(k) \quad (4.2a)$$

Erreur de prédiction à priori : $\varepsilon^0(k) = y(k) - \hat{y}^0(k)$

Le prédicteur à priori : $\hat{y}^0(k) = y\left(k / \hat{\theta}(k)\right)$

C'est la sortie prédite $\hat{y}^0(k)$ à l'instant *k,* qui est fonction des paramètres $\hat{\theta}$ estimés.

On suppose que le modèle de prédiction ajustable à identifier est : $\hat{y}(k) = \varphi^T(k).\hat{\theta}(k)$

Alors $\varepsilon^0(k) = \varepsilon(k / \hat{\theta}(k)) = y(k) - \varphi^T(k).\hat{\theta}(k)$

4.5 Techniques d'identification basées sur la méthode des moindres carrés

4.5.1 Introduction

La méthode des moindres carrés a été introduite par Karl Gauss en 1809. Elle a été à la base de toutes les méthodes d'identification et d'estimation des paramètres. Cette méthode est basée sur la minimisation d'une fonction quadratique *J* définie en (4.1). On postule un modèle dont on cherche les paramètres qui minimisent dans le sens des moindres carrés, l'erreur entre la réponse du système et celle du modèle. On décrira cette méthode pour l'un des types de modèles décrit en 3.4.5.

Dans les paragraphes suivants, on présente l'algorithme de base des moindres carrés récursifs RLS.

4.5.2 Méthode des moindres carrés simples

La méthode des moindres carrés simple LMS est basée sur la détermination des meilleurs paramètres, c'est-à-dire, ceux qui minimisent un certain critère d'optimalité.

4.5.2.1 Identification d'un modèle ARMAX

Pour être proche de la plupart des systèmes réels en contrôle industriel, on choisit les modèles échantillonnés bruités à une entrée-une sortie avec commande à pas retardé décrit par son équation aux différences numérique récurrentes (4.3) :

$$y(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i.y(k-i) + \sum_{i=1}^{nb} b_i.u(k-d-i) + w(k) \quad (4.3)$$

y(k) : Sortie et *u(k)* : Entrée,
a_i et b_i : Les paramètres du modèle,
d : Retard pur en nombre de période d'échantillonnage T_e,
L'opérateur de retard z^{-1} est tel que : $y(k-1)=z^{-1}.y(k)$,
w(k) : Bruit de mesure (bruit d'équation).

En utilisant les polynômes en z, l'équation (4.3) s'écrit comme un modèle de la forme (4.4) :

$$A(z).y(k) = z^{-d}.B(z)u(k) + w(k) \quad (4.4)$$

Les polynômes en *z* s'écrivent:

$$A(z) = 1 + a_1.z^{-1} + ... + a_{na}.z^{-na} = 1 + z^{-1}.A*(z)$$

$$B(z) = b_1.z^{-1} + ... + b_{nb}.z^{-nb} = z^{-1}.B*(z) \quad (4.5)$$

(4.3) s'écrit encore :

$$y(k) = A*(z).y(k-1) + B*(z).u(k-d-1) + w(k)$$

$$y(k) = \varphi^T(k).\theta(k) + w(k) \quad (4.6)$$

Où $\theta = [a_1...a_{na},\ b_1...b_{nb}]^T$: Vecteur des paramètres. (4.6a)

$\varphi^T(k) = [-y(k-1)...-y(k-na),\ u(k-d-1)..u(k-d-nb)]$: Vecteur des mesures (régresseur) (4.6b)

Si les paramètres du modèle sont connus, on peut définir la valeur prédite (4.7) :

$$\hat{y}(k/\theta) = \varphi^T(k).\theta(k) \quad (4.7)$$

4.5.2.2 Minimisation des erreurs de prédiction

Supposons qu'on effectue *N* mesures ou observations et que les données enregistrées en Entrées/Sorties sont disponibles sur l'horizon [*1, N*]. L'ensemble des données est donc (4.8) :

$$Z^N = \{u(1),...,u(N); y(1),...,y(N)\} = \{Y^T(N); U^T(N)\} \quad (4.8)$$

Où : $Y^T(N) = [y(N), y(N-1),..., y(1)]$: Les sorties.

$U^T(N) = [u(N), u(N-1),..., u(1)]$: Les entrées.

Puis, on applique les algorithmes de minimisation des données simultanément : il s'agit des méthodes globales.

Supposons que les valeurs vraies des paramètres θ sont inconnues. Le modèle déterministe du procédé, s'écrit sous la forme linéaire :

$$y(k/\theta) = \varphi^T(k).\theta(k)$$

Sachant que dans le cas général *y(k)* est entaché d'un bruit *w(k)*, la détermination des paramètres θ s'obtient de (4.6) :

$$\theta = \varphi^{-1}(k).y(k) + \varphi^{-1}(k).w(k) \quad (4.9)$$

La solution θ de (4.9) est directement affectée par le bruit de mesure *w(k)*. Ainsi, le problème n'est plus de déterminer (on ne peut pas le faire de manière exacte), mais d'estimer le vecteur de paramètres θ. Soit $\hat{\theta}$ le vecteur des paramètres estimés et $\tilde{\theta}$ l'erreur commise sur cette estimation : $\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$

Définissons pour chaque valeur du vecteur de paramètres estimés $\hat{\theta}$ une sortie prédite (4.10) :

$$\hat{y}(k/\hat{\theta}) = \varphi^T(k).\hat{\theta}(k) \quad (4.10)$$

Il s'agit de trouver un vecteur de paramètres capable de rendre les erreurs de prédiction aussi petites que possible. L'erreur sur l'estimation de l'observation, exprime l'écart avec lequel on peut prédire cette observation.

L'erreur de prédiction s'écrit (4.11) : $\varepsilon(k, \hat{\theta}) = y(k) - \hat{y}(k/\hat{\theta})$ (4.11)

Il s'agit de déterminer les meilleurs paramètres. Le principe de l'estimation paramétrique est de trouver ceux qui minimisent un certain critère d'optimalité. Traditionnellement, le critère adopté est celui qui consiste à minimiser la fonction $J_N(\hat{\theta}, Z^N)$ qui représente la somme des carrés des erreurs de prédiction (écart quadratique moyen : EQM).

Définissons ce critère d'erreur (4.12) :

$$J_N(\hat{\theta}, z^N) = \frac{1}{N}.\sum_{k=1}^{N} \varepsilon^2(k, \hat{\theta}) \tag{4.12}$$

Ou encore sous la forme plus générale (4.13) :

$$J_N(\hat{\theta}, z^N) = \frac{1}{N}.\sum_{k=1}^{N} \gamma^2(k, \hat{\theta}) \tag{4.13}$$

Avec $$\gamma(k, \hat{\theta}) = L(z).\varepsilon(k/\hat{\theta}) \tag{4.14}$$

Où $L(z)$ est un filtre linéaire stable dont le but est de réaliser une fonction de pondération agissant sur les fréquences, donc sur le bruit *w(k)*.

On en déduira l'estimation $\hat{\theta}$ du vecteur de paramètres comme le vecteur qui minimise cette norme $J_N(\hat{\theta}, Z^N)$, c'est-à-dire (4.15) :

$$\hat{\theta}_N^* = \arg\left\{\min_{\theta \in R^{na}} J_N(\hat{\theta}, Z^N)\right\} \tag{4.15}$$

na : Nombre de paramètres.

Cette technique de minimisation générale, constitue la famille des Méthodes d'identification basée sur l'Erreur de Prédiction « Prediction Error Method : PEM » de L. Ljung en1987 [51]. Après avoir sélectionné une structure de modèle ARX, ARMAX,… etc, potentiellement capable de représenter le système dynamique linéaire que l'on souhaite identifier, ainsi que la nature des perturbations *w(k)* l'affectant, il reste à estimer les valeurs numériques de ses paramètres : il s'agit d'effectuer une *identification paramétrique*.

4.5.2.3 Algorithme des moindres carrés simple (LMS)

Considérons le critère de moindre carré LMS ou méthode du gradient stochastique. Elle optimise la correction, à chaque pas, de l'erreur quadratique moyenne EQM qui s'écrit (4.16) :

$$J_N(\hat{\theta}, Z^N) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left[y(k) - \varphi^T(k).\hat{\theta}(N)\right]^2 \tag{4.16}$$

Le terme $\varphi^T(k).\hat{\theta}(N)$ correspond à la sortie prédite $\hat{y}(k/\hat{\theta})$ à l'instant *k*, basée sur l'estimation du vecteur de paramètres jusqu'à l'instant *N*.

La valeur $\hat{\theta}_N^*$ optimale minimisant le critère (4.16) s'obtient en cherchant la valeur qui annule le gradient du critère (4.17) :

$$\frac{\partial J_N(\hat{\theta}, Z^N)}{\partial \hat{\theta}} = -\frac{2}{N}\sum_{k=1}^{N}\left[y(k) - \varphi^T(k).\hat{\theta}(N)\right]\varphi(k) = 0 \tag{4.17}$$

On obtient (4.18) : $$\left[\sum_{k=1}^{N}\varphi^T(k).\varphi(k)\right]\hat{\theta}(N) = \sum_{k=1}^{N} y(k).\varphi(k) \tag{4.18}$$

On en déduit la solution analytique $\hat{\theta}_N^*$ en (4.19) du problème :

$$\hat{\theta}_N^* = \left[\sum_{k=1}^{N}\varphi^T(k).\varphi(k)\right]^{-1}\sum_{k=1}^{N} y(k).\varphi(k) \tag{4.19}$$

$$= P(N).\sum_{k=1}^{N} y(k).\varphi(k) \tag{4.19a}$$

Avec $$P^{-1}(N) = \sum_{k=1}^{N} \varphi^T(k).\varphi(k) \quad (4.19b)$$

P(N) représente le gain.

La solution $\hat{\theta}_N^*$ n'existe que si la matrice des observations $(\varphi^T.\varphi)$ formée par les vecteurs d'observations est non singulière.

De plus la dérivée seconde du critère $J(\hat{\theta})$ montre que :

$$\frac{\partial^2 J_N(\hat{\theta}, Z^N)}{\partial \hat{\theta}^2} = \frac{2}{N}\varphi^T\varphi \geq 0$$

Cette matrice symétrique est définie positive ou semi définie par construction. Il s'agit donc d'un minimum.

4.5.3 Estimation des paramètres

Le vecteur $\varphi(k)$ porte en général, le nom de vecteur d'observations. Dans le cas particulier de l'algorithme des moindres carrés, il correspond au vecteur des mesures. En augmentant le nombre d'observations, le problème se ramènera à la résolution d'un système d'équations linéaires. Pour cela, on effectue *N* mesures d'observations en réalisant un ensemble d'expériences pour enregistrer les résultats pour différents instants. Puis, on applique les algorithmes de minimisation des données simultanément : ceux sont les méthodes globales de minimisation. L'algorithme des moindres carrés peut être obtenu aussi de la façon suivante :

$$Y_N = [y(N)\ldots y(1)]^T \quad (4.20a)$$

$$\phi_N = [\varphi(N)\ldots\varphi(1)]^T \quad (4.20b)$$

Dans le cas d'un système bruité, on effectue *N* mesures d'observations. On peut écrire l'équation (4.6) sous forme matricielle (4.21) : $Y_N = \phi_N.\theta_N + W_N$ (4.21)

Y_N et ϕ_N représentent l'ensemble des données disponibles en sortie et en entrée, avec Y_N un vecteur de dimension $N\times1$ et ϕ_N une matrice de dimension $N\times N$ regroupant les vecteurs φ pour l'ensemble des expériences.

Définissions l'équation de l'erreur vectorielle de prédiction ε_N en (4.22), présentée sous forme matricielle :

$$\varepsilon_N = [\varepsilon(N)\ldots\varepsilon(1)]^T = Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N \quad (4.22)$$

Le critère des moindres carrés $J_N(\hat{\theta})$ s'écrit alors (4.23) :

$$J_N(\hat{\theta}) = \frac{1}{N}\varepsilon_N^T.\varepsilon_N = \frac{1}{N}\left[Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N\right]^T.\left[Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N\right] \quad (4.23)$$

En calculant le gradient du critère, par analogie avec (4.17) on trouve pour la condition d'optimalité (4.24) :

$$-\frac{2}{N}\phi_N^T\left[Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N\right] = 0 \quad (4.24)$$

Avec $\hat{\theta}_N$ le vecteur paramètre estimé avec *N* mesures.

D'où par analogie avec (4.19), la solution $\hat{\theta}_N^*$ sera (4.25) :

$$\hat{\theta}_N^* = \left[\phi_N^T.\phi_N\right]^{-1}.\phi_N^T Y_N \tag{4.25}$$

Remarques

- On constate que la matrice $\phi_N^T.\phi_N$ est de grande dimension, si le nombre d'échantillons *N* est important. Le calcul de son inverse pose donc des problèmes numériques. Pour cela, on utilise **l'estimation récursive des moindres carrés**, donc l'algorithme **RLS** bien adaptés à l'utilisation **en ligne** (**temps réel**).
- Cependant, si le bruit est très faible, **l'algorithme LMS** peut fournir de bons résultats. Son avantage est qu'il est **direct** grâce à la relation (4.25) donc très rapide, et peut permettre de mettre en place un système d'identification temps réel, indiqué ci dessus. La condition (4.24) peut être interprétée comme la recherche d'une projection linéaire orthogonale de Y_N dans l'espace défini par ϕ_N :

$$\hat{Y}_N = \phi_N.\hat{\theta}_N \tag{4.26}$$

La solution $\hat{\theta}_N^*$ par les moindres carrés, est donc optimale.

4.5.3.1 Effets des perturbations aléatoires sur l'identification

La sortie mesurée des procédés est en général bruitée. Cela est dû, soit à l'effet des perturbations aléatoires *w(k)* agissant à différents endroits du procédé, soit à des bruits de mesures. Le procédé plus la perturbation est modélisé souvent par un modèle ARMAX.

Le modèle étant ARMAX, la solution sera **biaisée** à cause du deuxième terme de (3.25), qui n'a pas une moyenne nulle. Ces perturbations introduisent des erreurs dans l'identification des paramètres des modèles du procédé considéré, quand on utilise l'Algorithme des MC Récursif ou non récursif. Ce type d'erreur s'appelle **biais des paramètres**.

Avant de présenter **l'algorithme Adaptatif des Moindres Carrés Récursif Etendu « Adaptive Extended RLS : AERLS » permettant d'éliminer le biais sur les paramètres estimés**, analysons d'abord l'effet des perturbations aléatoires sur l'algorithme des moindres carrés. En remplaçant Y_N par son expression (4.21) dans (4.25), l'estimateur $\hat{\theta}_N$ du vecteur de paramètres est lié à la vraie valeur θ par la relation (4.27):

$$\hat{\theta}_N = \theta + [\phi_N^T.\phi_N]^{-1}\phi_N^T.W_N \tag{4.27}$$

θ et $\hat{\theta}_N$ sont les vecteurs de paramètres respectivement réels et estimés pour *N* mesures.
W_N représente l'effet du bruit de mesure supposé stationnaire, de valeur moyenne nulle et de variance finie et indépendant de l'entrée *u(k).*

Propriétés de l'estimateur

Un moyen très efficace de diminuer la dispersion des paramètres estimés $\hat{\theta}_N$ consiste à augmenter *N*. On s'intéresse donc, aux propriétés de l'estimateur $\hat{\theta}_N$ lorsque le nombre d'observations $N \to \infty$. Observons que si $N \to \infty$, sous l'hypothèse que ϕ_N et W_N sont *ergodiques* (les moyennes temporelles, à partir d'une réalisation unique, sont égales aux moyennes statistiques : Espérance *E[.]* et l'auto corrélation ou Variances σ^2). Influencé par le signal stochastique *w(k)*, l'estimateur $\hat{\theta}$ sera aussi une variable aléatoire stochastique. Donc :

$$\lim_{N\to\infty} \hat{\theta}_N = E[\hat{\theta}]$$

Si on prend la valeur moyenne de (4.27), le *biais* est donné par l'expression (4.28):

$$E[\hat{\theta}] = E\left[\theta + [\phi_N^T.\phi_N]^{-1}\phi_N^T.W_N\right] = \theta + E\left[[\phi_N^T.\phi_N]^{-1}\phi_N^T.W_N\right]$$
$$biais = E[\hat{\theta}] - \theta = E\left[[\phi_N^T.\phi_N]^{-1}\phi_N^T.W_N\right] \quad (4.28)$$

Biais de l'estimation des paramètres

On appelle communément ***biais***, *l'espérance de l'erreur d'estimation paramétrique* entre $\hat{\theta}$ et θ. Un estimateur est dit avec biais ou biaisés, si :

$$E[\hat{\theta}] \neq E[\theta]$$

$\hat{\theta}_N$ est une estimation asymptotique biaisée de θ.

Lorsque l'estimateur est biaisé, cela signifie qu'on a déterminé nos paramètres avec une erreur systématique.

La méthode des moindres carrés fournit une estimation biaisée dans les deux cas suivants :

- ϕ_N et W_N sont des matrices corrélées : $E[\phi_N^T.W_N] \neq 0$; ou bien
- W_N est de moyenne non nulle (W_N n'est pas une séquence centrée): $E[W_N] \neq \mathbf{O}$ dans (4.28).

Inversement, un estimateur est dit ***non biaisé***, si la valeur estimée des paramètres est proche de la vraie valeur en moyenne : $E[\hat{\theta}] = E[\theta] = \theta$,

L'estimateur $\hat{\theta}_N$ a donc un biais nul, c'est-à-dire, le vecteur des paramètres $\hat{\theta}_N = [a_1 ... a_N,\ b_1 ... b_N]^T$ du système est estimé sans biais. Alors $\hat{\theta}_N$ est une estimation asymptotique non biaisée de θ.

Pour que l'estimation soit non biaisée, il faut que ϕ_N et W_N ne soient pas corrélés et lorsque le bruit est centré. Malheureusement, cette condition n'est pas respectée. Il n'existe pas d'algorithme d'estimation paramétrique qui donne une estimation non biaisée sans traitement particulier des données.

La propriété de *convergence* de l'estimateur du vecteur de paramètres $\hat{\theta}_N$ doit tendre vers θ lorsque le nombre d'observations $N \to \infty$, typiquement caractérisées par la *convergence avec une probabilité* unité '1', appelées aussi convergence presque sûre.

En règle générale, on s'intéressera aux conditions permettant d'obtenir des estimations asymptotiques non biaisées, puis au type de convergence de $\hat{\theta}$ vers θ. Les algorithmes d'identification temps réel doivent être insensibles aux bruits de mesure.

De l'équation (4.28), il s'agit d'exprimer la matrice d'observation (4.29) :

$$E\left[\phi_N^T.\phi_N\right] = \lim_{N\to\infty}\sum_{k=1}^{N}\phi^T(k).\phi(k) \quad (4.29)$$

Cette dernière est supposée non singulière (régulière). La condition pour obtenir une estimation non biaisée asymptotiquement doit être :

$$\lim_{N\to\infty}\left[\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\phi(k).w(k)\right] = E\left[\phi(k).W(k)\right] = 0 \quad (4.30)$$

D'où $\phi(k)$ et $W(k)$ sont non corrélés. Le bruit $W(k)$ est une séquence blanche indépendante de la matrice $\phi(k)$. Ainsi $W(k)=e(k)$ est un *bruit blanc* de moyenne nulle ($E[e(k)]=0$) et de variance $E\left\{[e(k)-0]^2\right\} = \sigma^2 = cons\tan te$.

En tenant compte de (4.3) et (4.6b) et en supposant que l'entrée *u(k)* est indépendante du bruit *W(k)*, il n'y a pas de corrélation en eux. Il en résulte une matrice d'observation augmentée (4.31) dépendant de la séquence de bruit :

$$\phi(k) = F[w(k),..., w(k-n_a),...] \tag{4.31}$$

La condition (4.31) devient alors :

$$E\left[w(k-i).w(k)\right] = 0 \qquad \text{Pour } i = 1, 2, ..., n_a$$

D'où *W(k)* est une séquence de **bruit blanc,** puisque c'est une séquence de variables indépendantes conformément à la propriété (4.31) de ce dernier. Donc l'algorithme des moindres carrés est très peu réalisable.

Le fait que l'algorithme des moindres carrés produise, en général, des estimations paramétriques biaisées constitue une très sérieuse restriction quand à son utilisation en pratique.

En particulier, l'estimation des paramètres sera biaisée, si le procédé plus la perturbation est modélisé par un processus ARMAX (voir fig.3.9) qui est très représentatif pour de nombreuses situations rencontrées en pratique.

Nota : **Comme application, on utilisera aux chapitres 6 et 7, l'algorithme AERLS à l'identification des paramètres du modèle ARMAX d'une phase de la MAS, puis celui d'un moteur DC respectivement.**

En effet, soit un model ARMAX pour $n_a = n_b = n_c = 1$, avec son expression récursive :

$$y(k) = -a_1 y(k-1) + b_1 u(k-1) + c_1 e(k-1) + e(k) = \hat{y}(k) + w(k)$$

Bien sûr, le bruit ne peut pas être mesuré, il est alors exprimé par : $w(k) = c_1 e(k-1) + e(k)$

Ainsi, on peut faire une bonne estimation de $\hat{e}(k)$ en utilisant ce modèle avec une expression récursive, comme étant un prédicteur :

$$\hat{e}(k) = y(k) + \hat{a}_1.y(k-1) - \hat{b}_1.u(k-1) - \hat{c}_1.\hat{e}(k-1) = y(k) - \hat{y}(k) - \hat{c}_1(k-1)$$

L'algorithme est le même que le RLS, mais en utilisant des matrices d'observation et de paramètres augmentées des coefficients de bruit c_i. De plus le prédicteur :

$$\hat{e}(k) = \varepsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k) = w(k) \qquad \text{si } \hat{\theta} = \theta$$

$$\begin{aligned} E\{w(k)w(k-1)\} &= c_1 E\{e(k-1)^2\} + E\{e(k)e(k-1)\} + c_1 E\{e(k-2)e(k)\} + c_1^2 E\{e(k-1)e(k-2)\} \\ &= c_1 E\{e(k-1)^2\} = c_1\sigma^2 \neq 0 \end{aligned}$$

Supposons maintenant que l'on connaît la valeur exacte de θ, à savoir $\hat{\theta} = \theta$, répondant au modèle. On souhaite que l'algorithme d'estimation laisse inchangée (asymptotiquement) la valeur estimée. Observons tout d'abord, pour un observateur non biaisé, que pour $\hat{\theta} = \theta$, l'erreur de prédiction (4.32) :

$$\varepsilon(k/\theta) = Y(k) - \hat{Y}(k/\theta) = w(k) \tag{4.32}$$

De (4.32), pour avoir $\hat{\theta}_N = \theta = cste$ quand $N \to \infty$, en remplaçant *w(k)* par $\varepsilon(k,\theta)$ en (4.30), la condition d'estimation asymptotiquement non biaisée nécessaire qui doit être satisfaite :

$$\lim_{N\to\infty}\left[\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\phi(k,\theta).\varepsilon(k,\theta)\right] = E\left[\phi(k,\theta).\varepsilon(k,\theta)\right] = 0 \quad \text{Pour} \quad \hat{\theta} \equiv \theta \tag{4.33}$$

Ainsi, à l'optimum, l'équation (4.33) ci-dessus, signifie que toutes les données (observations) $\phi(k,\theta)$ *sont décorrelées de l'erreur d'estimation* $\varepsilon(k,\theta)$ **:**

C'est le *principe d'orthogonalité* qui signifie que la solution est optimale au sens de la minimisation de l'EQM.

Pour éliminer le biais, il faudra choisir d'autres vecteurs d'observation, d'autres types de prédicteur et d'autres erreurs d'adaptation pour satisfaire (4.33).

Deux critères ont été retenus pour engendrer des algorithmes satisfaisant la condition (4.33), conduisant asymptotiquement à des estimations sans biais des paramètres :

1) L'erreur de prédiction $\varepsilon(k,\theta)$ (ou erreur d'adaptation) est un bruit blanc pour $\hat{\theta} = \theta$.
2) Le vecteur des observations $\phi(k,\theta)$ et l'erreur de prédiction $\varepsilon(k,\theta)$ (ou erreur d'adaptation) sont non corrélées pour $\hat{\theta} = \theta$.

C'est l'élimination du biais sur les paramètres estimés, en présence de perturbations, qui a conduit aux deux grandes familles de méthodes d'identification qui ont été développés au paragraphe 3.3.3 du chapitre 3, pour différents modèles de bruit, à savoir :

1. Les méthodes basées sur le blanchissement de l'erreur de prédiction.
2. Les méthodes basées sur la décorrélation entre le vecteur des observations et l'erreur de prédiction.

Toutes ces méthodes conduisent à la modification du prédicteur des moindres carrés, du choix des variables d'observations et du critère à minimiser. C'est l'élimination du biais sur les paramètres estimés en présence de perturbations qui est la base du développement de la plupart des méthodes d'identification. En effet, Il existe des classifications plus fines des différentes méthodes d'estimation paramétrique qui tiennent compte, plus en détail, de la structure effective du prédicteur, de la génération de l'erreur de prédiction et du vecteur des observations.

4.5.4 Algorithmes des Moindres Carrés Récursifs RLS

L'algorithme RLS est la version récursive de l'algorithme LMS. Il est fréquemment souhaitable de disposer de méthodes permettant d'ajuster en ligne les paramètres d'un modèle quelconque, en vue de la prédiction, du filtrage et surtout de la commande qui nous intéresse dans cette thèse. Elles sont qualifiées de méthodes adaptatives puisque les paramètres du modèle sont obtenus directement à partir des mesures de données en Entrée/Sortie sans connaissance préalable du procédé. Elles doivent être performantes du point de vue stabilité, convergence et vitesse d'exécution puisqu'elles doivent s'effectuer pendant une période d'échantillonnage T_e.

Si notre seul objectif est d'identifier le système en utilisant un modèle, la solution qui donne les paramètres optimaux suffirait. Cependant, dans des applications des systèmes de commande, le procédé étant modélisé, peut être à temps variable changeant lentement avec le temps, notre but pour avoir un modèle, est absolument de l'utiliser pour la réalisation d'un contrôleur qui commande le procédé industriel.

Plus loin, le bruit de mesure $w(k)$ est généralement présent à la sortie du procédé. Ce bruit introduit probablement dans les mesures, perturbe l'estimation des paramètres du modèle. Ce qui montre que la détermination des paramètres est directement affectée par le bruit de mesure. Ainsi, le problème à résoudre n'est plus de déterminer - car on ne peut pas le faire de manière exacte - mais d'estimer le vecteur des paramètres θ.

Les techniques d'estimation des modèles numériques sont devenues un standard au principe qui est illustré dans la figure 4.2.

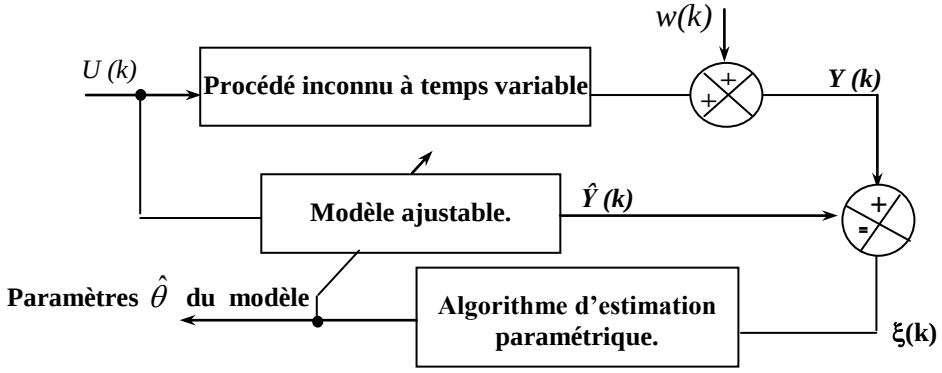


Figure 4.2: Principe de l'identification des modèles de procédés.

L'algorithme des moindres carrés LS classique a été la base de toutes les méthodes d'identification et d'estimation des paramètres. Cet algorithme, comme indiqué précédemment, n'est pas récursif. Il suppose la collecte de l'ensemble des données d'entrées *u(k)* / sorties *y(k)* sur l'horizon *N* avant de calculer l'estimation de θ.

En identification, le but d'un algorithme récursif RLS est de trouver la nouvelle estimation $\hat{\theta}(k)$ à partir de $\hat{\theta}(k-1)$ sans avoir à refaire tout les calculs.

En reprenant les équations (4.19a,b) de la solution analytique $\hat{\theta}_N^*$ du problème considéré, on obtient l'estimation du vecteur de paramètres (4.34) :

$$\hat{\theta}(k)=P(k).\sum_{i=1}^{k} y(i).\phi(i) \qquad \text{Avec} \quad P^{-1}(k)=\sum_{i=1}^{k}\phi^T(i).\phi(i) \tag{4.34}$$

Alors $$\hat{\theta}(k-1)=P(k-1).\sum_{i=1}^{k-1} y(i).\phi(i) \tag{4.35}$$

Ainsi de (4.34), on peut écrire la nouvelle estimation recherchée sous forme récursive (4.36) :

$$\hat{\theta}(k) = P(k)\sum_{i=1}^{k} y(i).\phi(i) = \hat{\theta}(k-1) + \Delta\theta(k) \tag{4.36}$$

$P^{-1}(k)$, de (4.34), peut également être écrit sous forme récursive (4.37) :

$$\begin{aligned} P^{-1}(k) &= \sum_{i=1}^{k}\phi^T(i).\phi(i) \\ &= \sum_{i=1}^{k-1}\phi^T(i).\phi(i) + \phi^T(k).\phi(k) \\ &= P^{-1}(k-1) + \phi^T(k).\phi(k) \end{aligned} \tag{4.37}$$

Remarquons que : $\phi^T(k).\phi(k) \succ 0$ et comme l'inverse du gain $P(k)$ augmente au cours du temps *k*, le gain *P(k)* diminue donc.

De l'équation (4.36), on opère ensuite la transformation suivante :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{k} Y(i)\phi(i) = P^{-1}(k).\hat{\theta}(k) &= \sum_{i=1}^{k-1} Y(i)\phi(i) + Y(k).\phi(k) \\ &= P^{-1}(k-1).\hat{\theta}(k-1) + Y(k).\phi(k) \\ &= P^{-1}(k-1).\hat{\theta}(k-1) + Y(k).\phi(k) + \phi^T(k)\phi(k).\hat{\theta}(k-1) - \phi^T(k)\phi(k).\hat{\theta}(k-1) \end{aligned} \tag{4.38}$$

En tenant compte des équations (4.34) et (4.35), l'équation (4.38) peut se réécrire :

$$\sum_{i=1}^{k} y(i).\phi(i) = P^{-1}(k).\hat{\theta}(k)$$

$$= P^{-1}(k-1).\hat{\theta}(k-1) + \phi^T(k-1)\phi(k-1).\hat{\theta}(k-1) + \phi(k-1)[y(k) - \hat{\theta}^T(k-1).\phi(k-1)] \quad (4.39)$$

Mais en tenant compte de l'équation (4.37), on obtient (4.40) :

$$P^{-1}(k).\hat{\theta}(k) = P^{-1}(k).\hat{\theta}(k-1) + \phi(k).\varepsilon^0(k) \quad (4.40)$$

Où $$\varepsilon^0(k) = \varepsilon(k/\hat{\theta}(k)) = y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)\phi(k) \quad (4.41)$$

C'est l'erreur de prédiction à priori, où l'on utilise les observations contenus dans $\phi(k)$ jusqu'à l'instant k inclus, les paramètres du modèle sont estimés à k.

En multipliant le premier membre de (4.40) à gauche par $P(k)$, il résulte l'équation de récurrence (4.42) pour le vecteur de paramètres :

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k).\phi(k).\varepsilon^0(k) \quad (4.42)$$

L'algorithme d'estimation (ou d'adaptation paramétrique) donné par l'équation (4.42) a une forme récursive comme précisé en (4.2a).

Dans l'équation (4.42), $P(k)$ est un gain d'adaptation variable dans le temps. Il reste à donner une formule récursive pour $P(k)$ à partir de la formule récursive pour $P^{-1}(k)$ donnée par l'équation (4.37).

Lors d'opérations en ligne, pour éviter l'inversion d'une matrice à cause des difficultés numériques, on utilise le lemme d'inversion matricielle, concernant les matrices A, B, C, D, fournissant l'équation suivante :

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}$$

Avec $$A = P^{-1}(k-1); B = \phi(k); C = I; D = \phi^T(k)$$

Ce Lemme est appliqué ci-dessous, sous une forme simplifiée.

Lemme d'inversion matricielle

Soit P une matrice régulière de dimension $(n \times n)$ et ϕ un vecteur de dimension n, alors :

$$(P^{-1}(k-1) + \phi(k).\phi^T)^{-1} = P(k-1) - \frac{P(k-1).\phi(k).\phi^T.P(k-1)}{1 + \phi^T(k).P(k-1).\phi(k)} \quad (4.43)$$

Des équations (4.37) et (4.43), on obtient alors :

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^T(k)P(k-1)}{1 + \phi^T(k)P(k-1)\phi(k)}$$

De l'équation ci-dessus, il apparaît clairement que le gain $P(k)$ est décroissant.

En regroupant les différentes équations, on donne une première formulation de l'algorithme d'adaptation paramétrique AAP des moindres carrés récursifs MCR « RLS », basé sur l'erreur à priori $\varepsilon^0(k)$, constitué de l'ensemble des trois formules (4.44–4.46) :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k)\phi(k)\varepsilon^0(k) & \text{.....(4.44)} \\ P(k) = P(k-1) - \dfrac{P(k-1)\phi(k)\phi^T(k)P(k-1)}{1+\phi^T(k)P(k-1)\phi(k)} & \text{.....(4.45)} \\ \varepsilon^0(k) = y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)\phi(k) & \text{.....(4.46)} \end{cases}$$

Une forme équivalente améliorée de cet algorithme, s'obtient en introduisant l'expression de *P(k)* donnée par (4.45) dans (4.44), pour obtenir la relation (4.47) :

$$\left[\hat{\theta}(k) - \hat{\theta}(k-1)\right] = P(k).\phi(k).\varepsilon^0(k) = \frac{P(k-1).\phi(k)}{1+\phi^T(k).P(k-1).\phi(k)}.\varepsilon^0(k) \qquad (4.47)$$

La relation (4.47) est utile pour en déduire l'algorithme RLS, basé sur l'erreur de prédiction à posteriori $\hat{\varepsilon}(k)$, afin de faire une correction où l'on utilise toujours les informations contenues dans $\phi(k)$ jusqu'à l'instant *k-1*, tandis que les paramètres sont estimés à *k*.

Cette erreur à posteriori $\hat{\varepsilon}(k)$ est ainsi :

$$\begin{aligned} \hat{\varepsilon}(k) &= \varepsilon(k/\hat{\theta}(k)) = y(k) - \hat{y}(k/\hat{\theta}(k)) \\ &= y(k) - \hat{\theta}^T(k).\phi(k) \\ \hat{\varepsilon}(k) &= y(k) - \hat{\theta}^T(k-1).\phi(k) - [\hat{\theta}(k) - \hat{\theta}(k-1)]^T\phi(k) \end{aligned} \qquad (4.48)$$

En utilisant (4.46) et (4.47), on a :

$$\hat{\varepsilon}(k) = \varepsilon^0(k) - \frac{\phi^T(k).P(k-1).\phi(k)}{1+\phi^T(k).P(k-1).\phi(k)}.\varepsilon^0(k)$$

$$\hat{\varepsilon}(k) = \frac{\varepsilon^0(k)}{1+\phi^T(k).P(k-1).\phi(k)} \qquad (4.49)$$

Cette dernière équation (4.49) exprime la relation entre l'erreur de prédiction à posteriori $\hat{\varepsilon}_k$ et l'erreur de prédiction priori $\varepsilon^0(k)$.

En utilisant cette relation dans l'équation (4.47), on obtient une forme équivalente de l'algorithme d'adaptation paramétrique RLS basé sur l'erreur à posteriori $\hat{\varepsilon}_k$. Il est constitué par l'ensemble des quatre formules récursives (4.50–4.53) permettant sa mise en œuvre, pour chaque itération *k* :

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k.\hat{\varepsilon}_k & \text{.....(4.50)} \\ K_k = \dfrac{P_{k-1}.\phi_k}{1+\phi_k^T.P_{k-1}.\phi_k} & \text{.....(4.51)} \\ P_k = P_{k-1} - \dfrac{P_{k-1}.\phi_k.\phi_k^T.P_{k-1}}{1+\phi_k^T.P_{k-1}.\phi_k} & \text{.....(4.52)} \\ \hat{\varepsilon}_k = y(k) - \hat{\theta}_{k-1}^T.\phi_k & \text{.....(4.53)} \end{cases}$$

$\hat{\theta}_k$ contient les paramètres à identifier, K_k est la matrice de gain d'adaptation P_k qui évolue pendant le déroulement de l'algorithme RLS et s'il y'a convergence, alors K_k tend vers z*éro*.

Pour que l'algorithme RLS soit rigoureusement équivalent à l'algorithme non récursif des moindres carrés, il devrait être démarré à l'instant $k_0 = dim\phi(k)$, car normalement $P^{-1}(k)$ donné par l'équation (4.34) pour $k=k_0$ devient inversible.

En pratique, on démarre l'algorithme à $k = 0$ en posant un *gain d'adaptation initial P(0)* tel que:

$$P(0) = \delta^{-1} I = G_0 . I \qquad \text{Avec } 0 \prec \delta \prec\prec 1 \tag{4.53}$$

Ceci suppose que l'on connaisse ou, à défaut, que l'on fasse un choix de *P(0)*. Ce dernier est choisi très grand (*P(0)>>1*). Il représente une mesure de la confiance dans l'estimation initiale $\hat{\theta}(0)$. Une valeur typique étant $\delta=0.001$, ainsi le gain $G_0=1000$. On remarque sur l'expression de $P^{-1}(k)$ donnée par l'équation (4.37), que l'influence de cette erreur initiale décroît avec le temps :

$$\min_{J}(k) = \sum_{i=1}^{k} \left[y(i) - \hat{\theta}^T(k).\phi(i-1) \right]^2 + \left[\theta - \hat{\theta}(0) \right]^T .P^{-1}(0).\left[\theta - \hat{\theta}(0) \right] \tag{4.54}$$

Une analyse rigoureuse (*à partir de la théorie de la stabilité*), montre néanmoins que pour tout *P(0)* définie positive [*P(0)>0*] :

$$\lim_{k \to \infty} \hat{\varepsilon}(k) = 0$$

L'algorithme RLS est stable quel que soit le gain d'adaptation initial *P(0)*. C'est un algorithme à gain d'adaptation décroissant. Ceci se voit très claire si l'on considère l'estimation d'un seul paramètre. Dans ce cas, *P(k)* et $\phi(k)$ sont des scalaires et l'équation (4.52) devient (4.55) :

$$P(k) = \frac{P(k-1)}{1 + \phi^2(k).P(k-1)} \leq P(k-1) \tag{4.55}$$

L'algorithme des moindres carrés récursifs RLS donne en fait, de moins en moins de poids aux nouvelles erreurs de prédiction, donc aux nouvelles mesures. En conséquence, ce type de variation du gain d'adaptation ne conviendra pas pour l'estimation des paramètres variables dans le temps. Il faudra donc considérer aussi d'autres profils de variation du gain d'adaptation.

Il existe deux importantes version de l'algorithme RLS pour identifier les paramètres du model ARMAX où seulement l'équation récursive du gain P_k est modifié, particulièrement une version permettant d'intégrer un facteur d'oubli adaptatif $\lambda(k)$ pour ne pas prendre en compte les premières itérations qui sont souvent peu significatives, et celui instrumental basés sur **l'algorithme Adaptatif RLS Etendu « Adaptive Extended RLS : AERLS » qu'on appliquera aux chapitres 6 et 7, respectivement pour l'identification en temps réel des paramètres du modèle ARMAX d'une phase de la MAS, puis celui d'un moteur DC respectivement.**

4.6 Conclusion

Les algorithmes d'identification récursifs ou non récursifs peuvent être utilisés pour l'estimation des paramètres d'un modèle à partir des données en entrée/sortie. La préférence a été donnée aux algorithmes récursifs RLS avec ses variantes d'adaptations AERLS, pour différentes raisons de capacité d'identification en temps réel, d'estimation des paramètres du modèle au fur et à mesure de l'évolution du procédé, d'économie de mémoire, de puissance de calcul, d'amélioration de leur convergence et de leur précision. Le cœur des méthodes d'identifications récursives est l'Algorithme d'Adaptation Paramétrique AAP.

Chapitre 5

Modélisation Dynamique de l'association convertisseur-machine asynchrone

A. Modélisation par phase des machines asynchrones (MAS)

5.1 Introduction

Les machines asynchrones (MAS) ou machines à induction « Induction Machine : IM » sont les plus utilisées dans l'industrie dans des applications diverses pour équiper des actionneurs de toute puissance tels que les machines outils, les robots et en variation de vitesse dans le cas de la propulsion navale, TGV, voitures électriques et autres,…. Ils sont en fait très fiables et demandent peu d'entretien, vue leur simplicité de construction, leur faible coût et la facilité de maintenance. Cette simplicité s'accompagne toutefois d'une grande complexité physique liée aux interactions électromagnétiques entre le stator et le rotor [75].

Ils tournent à vitesse constante de *0* à *n*, à fréquence *f* fixée au secteur. Par conséquent, mal adaptés aux variations de vitesse auparavant; il existe récemment des sources à fréquence *f* et à tension U_s variables, pour le réglage de la vitesse des MAS.

Par ailleurs, la modélisation sous forme de circuits équivalents de la MAS devient indispensable pour acquérir une meilleure connaissance de son comportement. Pour étudier une machine électrique, le but de l'électrotechnicien est d'élaborer un modèle aussi fin que possible qui puisse rendre compte de la réalité [76]. Donc la modélisation dynamique des machines électriques est une phase primordiale pour l'observation et l'analyse des différentes évolutions de ses grandeurs électromécaniques d'une part et d'autre part, pour l'élaboration des lois de commande.

L'étude numérique de la MAS s'appuie sur deux types de modèles qui possèdent chacun des avantages et des inconvénients :

Le premier utilise des grandeurs physiques, telles que les inductions et les densités de courant. Ce modèle complexe, intéresse de plus prés le concepteur de machines et nécessite pour sa mise en œuvre, un vaste programme de calcul du champ magnétique qui n'est pas accessible à l'utilisateur ordinaire de la machine.

Le deuxième type qui intéresse le concepteur des ensembles ″machine–convertisseur″, décrit la machine en termes de circuits électriques. C'est ce dernier type qui nous intéresse dans cette thèse.

Pour obtenir le modèle d'un système dynamique, trois tâches doivent être accomplies :

1. Choisir le modèle,
2. Déterminer ses paramètres,
3. Et enfin, vérifier sa validité [77].

Ils existent des méthodes qui conduisent à des équations nécessitant des calculs importants, mais qui rendent compte correctement de son comportement. On essai d'aborder une représentation simple, en considérant le cas d'une MAS à rotor bobiné triphasé alimenté sous un

système de tensions statoriques triphasé de valeur efficace constante et tournant à une vitesse constante. Le modèle de la MAS présenté, est un modèle en régime permanent (RP) : la machine est supposée fonctionner en régime établi. Ce modèle seul, devient non valable dans le cas où l'on veut faire le contrôle du couple moteur et de la vitesse. Pour cela, plusieurs stratégies de commande ont été développées suivant différents types de schémas qu'il faudra rajouter au modèle. Si la machine est alimentée par un onduleur triphasé commandé suivant un schéma de contrôle; dans ce cas la tension efficace d'alimentation de la MAS est variable, ainsi que la vitesse ($\Omega \neq cons\tan te$). On les traitera en détail chapitre 6.

Cette approche permet d'établir un modèle qui sera exposé tant en régime statique que dynamique (ou transitoire).

Dans la première partie de ce chapitre, on présente le modèle par phase [78] à cause de la parfaite symétrie de la MAS triphasée.

Dans la deuxième partie, on traite le modèle mathématique triphasé de la MAS et de sa transformation dans le système diphasé. Une représentation sous forme d'équations d'état sera élaborée à partir des lois physiques qui régissent son fonctionnement en alimentant la machine en tension pour sa commande.

Ensuite, on passe à la modélisation de l'alimentation constituée d'un redresseur triphasé à diodes, d'un filtre et d'un onduleur de tension triphasé à deux niveaux commandé. Puis, on traite la modélisation de l'association convertisseur – machine, où l'on présente un modèle général associant la MAS à son alimentation.

Finalement, on donne les résultats de simulation de la MAS alimentée directement par le réseau triphasé standard.

5.2 Généralités sur les MAS triphasées

5.2.1 Définition

Une MAS est une machine à courant alternatif dont la vitesse du rotor et la vitesse du champ magnétique tournant ne sont pas égales. Le rotor est toujours en retard par rapport à la vitesse du champ statorique.

La MAS est dite machine à induction car l'énergie transférée du stator au rotor, ou inversement, se fait par induction électromagnétique.

5.2.2 Organisation de la machine à induction

La MAS est formée de deux parties coaxiales : le stator et le rotor séparées par un entrefer e $(0{,}4mm \leq e \leq 4mm)$, dépendant de la puissance du rotor.

5.2.2.1 Le stator ou inducteur (partie fixe)

Le stator est un bobinage triphasé fixe, qui engendre, à l'origine de la conversion électromagnétique, un champ magnétique $\vec{B}_s$ tournant à la vitesse de synchronisme n_s. Pratiquement au stator, on peut mettre autant de jeux de bobines que l'on veut créer de paires de pôles p fictifs. Le couplage des enroulements peut être en étoile (Y) ou en triangle (Δ) portés par une armature cylindrique ferromagnétique feuilletée en tôles minces dont l'épaisseur varie de *0,35 mm* à *0,50 mm* isolées par une mine couche de vernis ou de silicate, dans le but de diminuer les pertes par courants de Foucault P_{CF} et d'augmenter le champ tournant, donc le couple moteur C_m.

Les conducteurs, formant le bobinage, sont placés dans des encoches (figure 5.1a). Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant leur circulation.

L'objectif est d'obtenir une répartition des forces magnétomotrices (f.m.m.) et du flux la plus sinusoïdale possible dans l'entrefer, pour limiter les oscillations du couple électromagnétique C_{em} qui peuvent provenir des harmoniques.

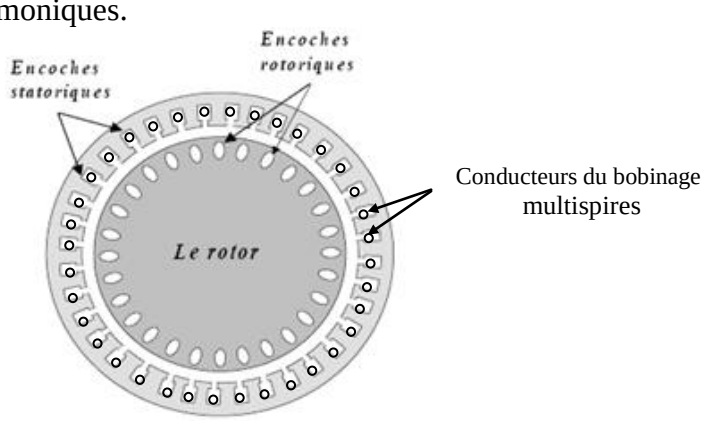


Figure 5.1a : Encoches du stator.

5.2.2.2 Le rotor ou induit (partie tournante)

Il existe deux types de bobinage :

- ***bobinage à cage***

Pour les petites puissances (usuellement $\leq 10\ kW$), le rotor est formé de tiges en cuivre ou en aluminium dont les extrémités sont réunies par deux couronnes (anneaux) de fortes sections et de résistances négligeables, formant ainsi un enroulement en court-circuit, donc non connecté, dit en "cage d'écureuil" non accessible (figure 5.1b). L'ensemble forme un cylindre solidaire simple, robuste et dépourvu de collecteur et de balais, mais il ne permet pas d'avoir un bon couple moteur et un courant de démarrage raisonnable. Sa vitesse de rotation dépend fortement de la charge appliquée sur l'axe. Son contrôle électronique de vitesse et de couple est complexe. Pour ces raisons, le bobinage à cage d'écureuil est utilisé seulement pour les petits moteurs de quelques kilowatt pour entraîner les ventilateurs, les pompes centrifuges, les machines outils ainsi que pour les gros moteurs n'ayant pas besoin de démarrer à pleine charges.

- ***bobinage triphasé***

Pour des puissances plus importantes, le rotor est formé d'un bobinage d'ordinaire triphasé en étoile (Y) pouvant comporter p jeux de trois bobines comme le stator, uniformément répartis sur les encoches des tôles du rotor lui même, non reliées à aucune source extérieure. Mais ils sont accessibles par l'intermédiaire d'un collecteur simplifié à trois bagues montées sur l'arbre du rotor. Trois balais en graphite permettent de relier les trois phases à trois résistances extérieures variables Rh (figure 5.1c) en série avec les enroulements pour limiter le courant d'appel au démarrage et les court-circuiter automatiquement en fonctionnement normal. Mais on peut aussi modifier les propriétés électromécaniques du moteur en agissant sur le rotor par ces connexions, c'est-à-dire, qu'on peut obtenir des variations de vitesse (réglage automatique) ou encore certaines caractéristiques de démarrage ou de freinage.

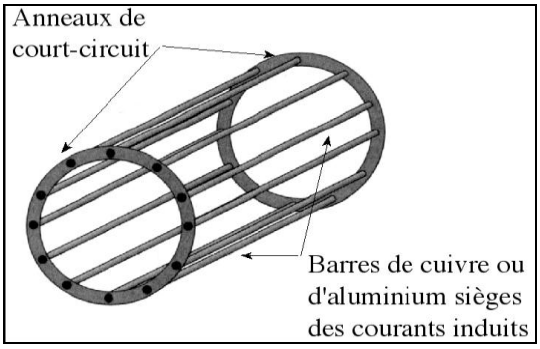


Figure 5.1b : Rotor de la MAS à cage d'écureuil.

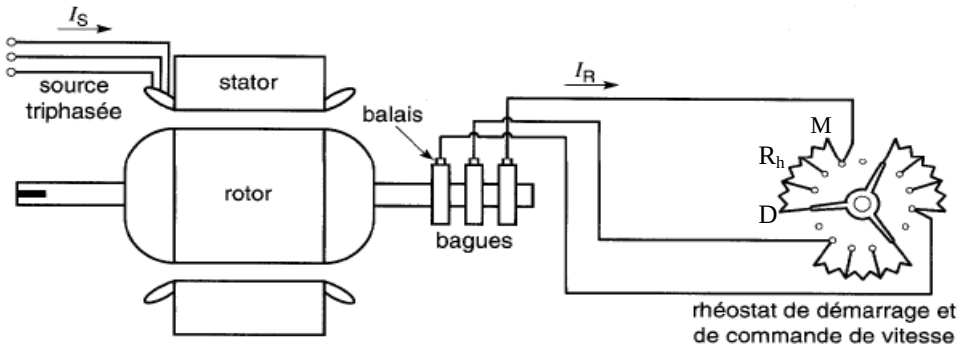


Figure 5.1c : Moteur asynchrone à rotor bobiné.

Dans la figure 5.1c ci dessus [79]:

- Au démarrage le rhéostat est à sa valeur maximale (position D, $Rh = Rh_{Max}$) pour limiter le courant d'appel $I_R = I_D$.
- Dans les conditions normales de fonctionnement (position M, $Rh = Rh_{min}$), les trois extrémités sont court-circuitées automatiquement par un procédé mécanique (forces centrifuges) ou électrique.

5.2.2.3 Les organes mécaniques

Ils permettent la rotation du rotor et le maintient des différents sous ensembles. La carcasse sert de support, elle joue le rôle d'enveloppe et assure la protection contre l'environnement extérieur. L'arbre est un organe de transmission. Il comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre sur lequel est fixé un demi-accouplement. Il est généralement constitué en acier moulé ou forgé. Son dimensionnement est fonction des efforts de flexion (force centrifuge qui s'exerce sur lui, attraction magnétique radiale, etc.…), des efforts radiaux et tangentiels dus aux forces centrifuges, des efforts de torsion (couple électromagnétique transmis en régimes permanent et transitoire). Il est supporté par un ou plusieurs paliers. Ces paliers soutiennent le rotor et assurent la libre rotation.

5.2.3 Principe de fonctionnement

Le branchement de la MAS est très simple, trois fils amènent le courant de ligne I_s à l'enroulement du stator, le rotor est en court circuit.

D'après le théorème de Ferraris, pour une machine bipolaire (*p* = 1 *paire de pôles)*, dès que le stator est alimenté par des courants triphasés de pulsation ω, l'ensemble de trois bobines placées à *120°* (*2π/3rd*) l'une de l'autre crée un champ résultant $\vec{B}_s$ tournant à la vitesse angulaire de synchronisme Ω_s telle qu'on a :

$$\boldsymbol{\Omega_s = \omega} \quad \text{et} \quad \boldsymbol{n_s = f}. \tag{5.1}$$

Si le bobinage statorique comprend *2p* pôles, ce champ tourne à la vitesse angulaire de synchronisme Ω_s, et la vitesse de rotation de synchronisme n_s, pour *f=50Hz*, est donc :

$$\Omega_s = \frac{\omega}{p} \qquad \text{Et} \qquad n_s = \frac{f}{p} = \frac{60\,f}{p} = \frac{3000}{p} \ [tr/mn] \tag{5.2}$$

Son rotor considéré comme un cylindre formés de conducteurs balayés par $\vec{B}_s$ sera soumis à des variations de flux ϕ, y induit dans ce dernier des f.é.m. données par la loi de Faraday (5.3) :

$$e = -\frac{d\phi}{dt} \tag{5.3}$$

Le rotor étant en court-circuit, ces f.é.m. produisent des courants induits (courants de Foucault $I_{CF} = I_{rotorique}$). Le champ tournant $\vec{B}_s$, en présence des courants rotoriques I_r sont le siège des forces de Laplace qui, comme dans un transformateur à champ tournant, forment un couple électromagnétique C_{em}. Le rotor étant libre, ce couple le fait tourner afin de s'opposer à la variation de flux. Ainsi, d'après la loi de Lenz, I_r vont s'opposer à la cause qui leur a donné naissance ($\vec{B}_s$) par la création d'un champ rotorique $\vec{B}_r$ tournant à Ω_s dans le même sens. Le rotor tourne alors pour rattraper le champ, mais n'atteint jamais sa vitesse Ω_s. Ainsi $\Omega < \Omega_s$ car le courant induit dans le rotor sera plus important que son couple résistant C_r est plus grand et la vitesse de rotation Ω est plus faible. De telles machines qui ne développent un couple que pour $\Omega \neq \Omega_s$ de synchronisme sont nommées machines asynchrones (ou à induction). Cependant, il ne peut tourner aussi vite, car il n'y aurait plus de déplacement du champ par rapport au rotor, donc plus de courants et plus de couple. En effet, s'il tourne à $\Omega = \Omega_s$, il n'y a plus de variation de flux (ϕ *=constante*), il n'y a plus de courants induits (I_r*=0A*), donc plus de couple (C_{em}*=0Nm*), le rotor a tendance à ralentir (Ω *diminue*). *D*'où la naissance d'un flux variable $\phi(t)$, créant de nouveau des courants induits, donc un couple $C_{em} \neq 0$, le rotor tourne à $\Omega < \Omega_s$.

Selon que $\Omega < \Omega_s$ (hypo synchrone) ou $\Omega > \Omega_s$ (hyper synchrone), la machine développe respectivement un couple moteur tendant à accroître Ω, ou un couple résistant freinant le rotor, tendant à réduire Ω, c'est un fonctionnement en génératrice. Il est évident que le couple électromagnétique s'annule à l'égalité de vitesses. L'échange énergétique avec le réseau donne le signe de l'écart ($\Omega_s - \Omega$).

Glissement g

On caractérise ainsi le fonctionnement asynchrone, par le glissement *g* de la rotation défini par le rapport de la vitesse angulaire de glissement Ω_g à la vitesse de synchronisme Ω_s :

$$g = \frac{\Omega_g}{\Omega_s} \quad \text{Avec} \quad \Omega_g = \Omega_s - \Omega$$

Sachant que : $\Omega_g = 2\pi n_g \ ; \ \Omega_s = 2\pi n_s$ et $\Omega = 2\pi n$

Alors $n_g = n_s - n \ ; \quad n_s = \frac{f}{p}$ *et* $n = (1-g)\, ns$

Ces derniers sont respectivement les vitesses de rotation de glissement, de synchronisme, et rotorique. D'où : $n = f(n_s, g)$

Le glissement g en % $$g = \frac{n_g}{n_s} = \frac{n_s - n}{n_s} \quad (5.4)$$

Tout se passe comme si le rotor étant fixe et $\vec{B}_s$ tourne à la vitesse $n_g = g.n_s$ par rapport au rotor. Il induit donc des courants à la pulsation électrique, indépendamment de p :

$$\omega_r = g.\omega_s \quad \text{Ou encore} \quad f_r = g.f_s \quad (5.4a)$$

La fréquence f_r est généralement faible car g est faible (quelques pourcents) entraînant des pertes fer rotoriques négligeables puisqu'ils sont proportionnels au carré de cette fréquence f_r ($P_{FerR} \approx 0w$).

Cas particuliers de fonctionnement

- g ≈ 0 à vide ($n \approx n_s$) : Au synchronisme ($g < 0,1\%$)
- $g = 1$ quand le rotor est bloqué ($n = 0$) : Au démarrage.
- $g < 0$ quand $n > n_s$: Génératrice.
- Dans les conditions nominales de fonctionnement de la machine en moteur, le glissement exprimé en pourcent est de quelques unités (g = *quelques %*).
  - Pour les GROS MOTEURS ($P \geq 1MW$) : $g \leq 0,5\%$
  - Pour les Petits MOTEURS ($P \leq 10kw$) : le plus souvent $g \leq 3\%$. Ils dépassent rarement les *3%*.

Une augmentation de la charge mécanique provoque une augmentation du glissement g et des pertes joules dans les enroulements statoriques et rotoriques.

Equation de fonctionnement

En général, les applications industrielles nécessitent un contrôle de vitesse ou de position. Dans ce cas, la relation fondamentale de la dynamique de rotation de Newton permet d'écrire l'équation (5.5) montrant que pour une vitesse variable mécanique $\Omega(t)$ (dépendant du temps t) un couple C_{em} variable :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r \quad (5.5)$$

Où:
C_{em} : Couple électromagnétique.
Ω : Vitesse angulaire de rotation.
C_r : Somme des couples résistants.
J : Moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes.

On obtient ainsi la vitesse en intégrant l'équation (5.5) du *DT* pour obtenir l'expression (5.6) :

$$\Omega(t) = \Omega_0 + \frac{1}{J}\int_0^t (C_{em} - C_r)dt \quad (5.6)$$

Par application de la TL, on passe au *DF* :

Sachant que : $$\dot{\theta} = \frac{d\theta}{dt} = \Omega \xrightarrow{TL} \theta = \frac{\Omega}{p} \quad (5.7)$$

De (5.6), on a : $$\Omega(p) = \Omega_0 + \frac{1}{p.J}(C_{em} - C_r) \quad (5.8)$$

A $t = 0$s, $\Omega_0 = 0$ *rd/s*, la machine est à l'arrêt.

La relation (5.8) montre que le contrôle de la vitesse mécanique $\Omega(p)$ (ou de la position θ, qui est la primitive de la vitesse Ω en (5.7)), passe par le contrôle du couple C_{em}.

5.2.4 Fonctionnement à vitesse variable

Lorsque le MAS est alimenté par un variateur de vitesse, le glissement g peut être constant ($g \approx cste$) alors que n varie car :

$$n = (1- g)\, n_s$$

n_s varie grâce au variateur car : $n_s = f / p$ [tr/s], ou encore : $n_s = 60 f / p$ [tr/mn].

Parmi les avantages sur le rotor à cage, on peut par action sur le rotor bobiné, obtenir des variations de vitesse n par un réglage automatique ou encore certaines caractéristiques de démarrage ou de freinage. Mais ce procédé produit une forte dissipation d'énergie par effet joule:

$$P_{PJ} = g.P_{tr}$$

Ce qui la rend non économique car le rendement η diminue.

De plus, pour une position du rhéostat R_h, n varie énormément si le couple résistant C_r varie. Par exemple, pour une MAS de puissance nominale :

$$P_N = 100\ kW\ (136ch),\ \text{à}\ n = 1800\ tr/m,$$

la puissance utile développée est seulement :

$$P_u = 40\ kW\ \text{à}\ n = 900\ tr/mn.$$

Pour les gros moteurs, les pertes deviennent insupportables.

Il existe d'autres moyens de régulation de la vitesse n :

1- Utilisation des rhéostats électrolytiques qui limitent l'augmentation de température et dont la vitesse n varie avec le niveau de l'électrolyte entourant les trois électrodes.

2- Pour les gros moteurs, on utilise les convertisseurs électroniques qui renvoient l'énergie du rotor vers la ligne triphasée du réseau au lieu qu'elle soit perdue.

5.3 Schémas équivalents par phase de la MAS

La littérature technique traitant les MAS, propose une multitude de schémas équivalents. C'est naturel que les chercheurs n'utilisent pas le même schéma puisqu'ils calculent tous une impédance équivalente Z_s vue du stator. Il nous faut un modèle de la MAS permettant de simuler son fonctionnement, pour déboucher sur une commande [80–81].

Il faut noter cependant qu'il existe trois approches concernant la modélisation des machines électriques :

• La modélisation de *Park* basée sur les équations électriques des machines avec certaines hypothèses simplificatrices notées par la suite en 5.3.2.1. **Ce modèle bien adapté à l'élaboration d'algorithmes de commande, sera utilisé aux chapitres 6A et 6C.**

• La modélisation par réseau de perméance, où le circuit magnétique est modélisé par un **circuit électrique équivalent qui sera utilisé au chapitre 6B**. Elle peut être utilisée pour tester la robustesse des algorithmes de commandes, comme elle peut contribuer à **l'estimation des paramètres de la MAS par les AE et ERLS Adaptatifs**.

• La modélisation par éléments finis est la modélisation la plus précise. Elle est surtout utilisée pour la conception et le dimensionnement des machines.

5.3.1 Modèle électrique par phase de la MAS idéale

La machine asynchrone est supposée idéale lorsqu' ils n'y a pas de fuites magnétiques (couplage serré, *k=1)*, les pertes fer sont nuls ($P_{Fer}=0w$) et la résistance R_s du stator est nulle ($R_s=0\Omega$) dont le modèle idéal est représenté par la figure 5.2 ci-dessous.

Contrairement la résistance R_r du rotor ne peut être nulle, puisqu'il faut des pertes joules au rotor pour que la transmission asynchrone puisse fonctionner, malgré que la machine soit supposée idéale.

La MAS est équivalente à un transformateur statique dont l'enroulement secondaire, représentant le rotor, est en rotation. Les courants induits I_r sont créés par les f.é.m. induites E_r dans le rotor par les courants inducteurs du stator de fréquence *f*. Ainsi :

$$E_r = g.E_{ro}$$

E_{ro} : f.é.m. induite, rotor à l'arrêt (en circuit ouvert).

Or, si le rotor est bloqué (g = 1) ; la MAS est équivalente à un transformateur statique de rapport de transformation *m* par phase qui vaut :

$$m = \frac{N_r}{N_s} = \frac{E_{ro}}{U_s}$$

Donc E_{ro} est proportionnelle à la tension d'alimentation U_s du stator.

Ainsi les tensions statorique et rotorique sont liées par la relation :

$$E_r = g.m.U_S$$

Nota : N_r représente la moitié des tiges d'une MAS à cage. M : Mutuelle inductance.

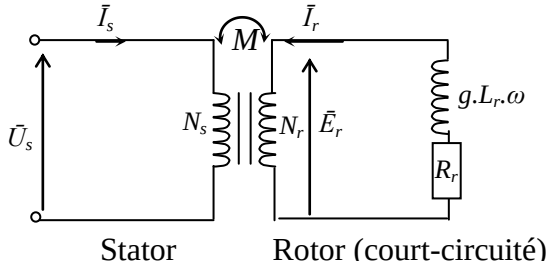


Figure 5.2 : Modèle idéal de la MAS.

5.3.2 Modèle électromagnétique par phase de la MAS réelle

Il est indispensable d'établir un ou plusieurs modèles équivalents de la MAS pour pouvoir déterminer son comportement en régimes transitoire et permanent.

Connaissant B_s dans l'entrefer de la MAS, on peut déduire les équations des tensions de fonctionnement. Puis à l'aide des courants I_i ou bien des flux Φ_i on peut trouver l'équation du couple électromagnétique $C_{em.}$ Ainsi, tout revient à faire le bilan des flux dans l'entrefer entre le rotor et le stator.

Selon la finesse de l'analyse, on aura un modèle plus ou moins proche de la réalité. Aussi performant que soit ce modèle, il n'est utile que si l'on sait évaluer ses paramètres et ses constantes. Il faut donc savoir les calculer, les mesurer ou les identifier. Dans le chapitre 6, on

définira ces derniers et on essayera de les identifier en utilisant des méthodes directes et indirectes. Ces paramètres permettent le contrôle précis des performances des divers actionneurs pour faciliter leur choix.

Pour faciliter sa compréhension et sa mise en équations, cette étude se fera sous certaines ***hypothèses*** de travail.

5.3.2.1 Hypothèses simplificatrices

La modélisation de la MAS est établie sous les hypothèses simplificatrices suivantes :

- On considère une MAS bipolaire à rotor bobiné. La MAS est formée de N_s et N_r spires par phase au stator et au rotor répartis de manière à donner des f.m.m. sinusoïdales lorsque la machine est alimentée par des courants sinusoïdaux (les harmoniques d'espace, dues à la disposition des bobines, sont négligées). On se place donc dans l'hypothèse du premier harmonique.

- On suppose qu'il n'y a pas de saturation, c'est à dire que le flux Φ d'induction est proportionnel au courant absorbé I. La machine travaille ainsi dans la zone linéaire de sa caractéristique. Ce qui signifie que sa réactance $X_s = L\omega = constante$.

- On néglige :
  - Le phénomène d'hystérésis, les courants de Foucault.
  - L'effet de peau qui augmente les résistances et réduit les inductances.
  - Les effets de la température sur la valeur des résistances.
  - Les couplages capacitifs entre enroulements.

- On alimente les trois bobines identiques, couplées en étoile puisqu'il demande moins d'isolation entre encoches, par un système de tension équilibré direct (pas de neutre : régime homopolaire nul) de pulsation électrique $\omega=2\pi f$, (f : fréquence réseau triphasé). Les bobines sont disposées à $120°$ l'une de l'autre pour former le stator multipolaire ($2p$ pôles) qui produit $\vec{B}_S$ tournant à $\boldsymbol{\Omega_s}$.
- Le stator et le rotor sont séparés par un entrefer dont la dimension e est supposée constante.
- Le rotor tourne à la vitesse angulaire constante : $\Omega = 2\pi n$
- Le système de courant rotorique est triphasé équilibré de pulsation électrique ω_r.
- Le nombre de paires de pôles est fixé à la construction tel que : $P_{Stator} = P_{Rotor}$ (5.9)

Ces hypothèses signifient que :

- Le bilan des flux est faisable.
- Les ***inductances propres*** $\boldsymbol{L_s}$, $\boldsymbol{L_r}$ et ***mutuelles*** $\boldsymbol{M_s}$, $\boldsymbol{M_r}$ respectivement du stator, du rotor et entre phases d'un même enroulement sont constantes et égales. (5.9a)
- La variation des ***inductances mutuelles*** $\boldsymbol{M_{SR}}$ ***entre enroulements statoriques et rotoriques*** est sinusoïdale dépendant de l'angle électrique $\boldsymbol{\theta}$ d'entre axes magnétiques. (5.9b)

Ceux là signifient que les comportements électriques et magnétiques de la machine à induction sont supposés linéaires. Elles permettent d'établir un modèle dynamique de la machine à induction qui dispose de trois modes de fonctionnement d'ordre de grandeurs très différents :

1) Electrique (rapide), 2) Mécanique (lent), 3) Thermique (très lent).

Ces divers modes correspondent aux évolutions des grandeurs du modèle :

Le mode thermique, très lent, est souvent négligé dans la modélisation, bien qu'il influe de manière sensible sur certains paramètres du modèle (résistances) en le rendant non stationnaire. En fait, un contrôle robuste avec une éventuelle identification en ligne de ces paramètres permet de pallier ce problème [82–83].

Les deux autres modes sont généralement considérés comme découplés, car leurs constantes de temps sont relativement éloignées ($\tau_{mécanique} >> \tau_{électrique}$). Ce découplage autorise une séparation du modèle en deux parties, ce qui amène une étude simplifiée et un contrôle séparé des grandeurs de chacun des sous-systèmes. Ces considérations permettent de développer des modèles relativement simples, pour le mode électrique et mécanique. Les fonctionnements choisis et les hypothèses considérées peuvent assurer, dans un certain sens, la linéarité du système global.

5.4 Bobines du stator et du rotor parcourues par des courants variables

5.4.1 Flux d'auto induction et d'induction mutuelle

On désigne par $\Phi_s(t)$ le flux par spire au stator et par $\Phi_r(t)$ le flux par spire au rotor.
Le flux résultant Φ est la superposition des flux créés par les courants statoriques :

$$i_{s1}(\omega t),\ i_{s2}(\omega t),\ i_{s3}(\omega t)$$

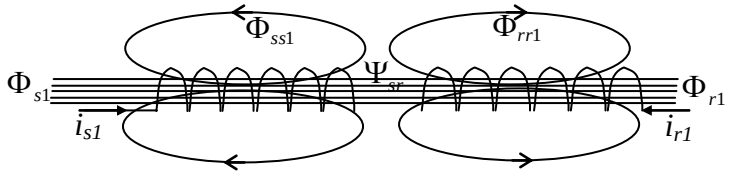
des trois bobines alimentées par un système de tensions triphasées de pulsation électrique ω telles que :

$$U_A = U_M \cos(\omega t)\ ;\ U_B = U_M \cos(\omega t - 2\pi/3);\ U_C = U_M \cos(\omega t - 4\pi/3) \quad (5.10)$$

D'autre part, une partie de ce flux Φ est créée par les courants rotoriques de pulsation électrique ω_r qui sont :

$$i_{r1}(\omega_r t),\quad i_{r2}(\omega_r t),\ i_{r3}(\omega_r t).$$

Pour cela, considérons tout d'abord le flux créé dans la bobine 1 du stator $\Phi_{s1}(t)$ et celui de la bobine 1 du rotor $\Phi_{r1}(t)$. Les enroulements du stator et du rotor sont orientés en convention récepteur. A l'instant initial $t = 0$, on suppose les axes rotorique et statorique des bobines 1 confondus. Les courants positifs créent des flux positifs selon la figure 5.3 suivante :



Bobine 1 stator (s) Bobine 1 rotor (r)

Figure 5.3 : Convention du flux.

$i_{s1}(\omega t)$ du stator crée le flux $\Phi_{s1}(t)$ dont une partie d'auto induction Φ_{ss1} traverse les N_s spires du stator, l'autre de mutuel Ψ_{sr1} embrasse les N_r spires de la bobine 1 du rotor :

$$\Phi_{s1}(t) = N_s \Phi_{ss1}(t) + N_r \Psi_{sr1}(t) \quad (5.11)$$

D'autre part la variation de $i_{r1}(\omega_r t)$ crée le flux Φ_{r1} dont une partie d'auto induction Φ_{rr1} traverse les N_r spires du rotor, l'autre mutuelle Ψ_{rs1} embrasse les N_s spires du stator :

$$\Phi_{r1}(t) = N_r \Phi_{rr1}(t) + N_s \Psi_{rs1}(t) \quad (5.12)$$

a) *Bilan des flux à travers la bobine* 1 *du stator*

Le flux Φ_{s1} dans la bobine 1 du stator résulte de Φ_{ss1} d'inductance propre L_{s1} et de Ψ_{rs1} d'inductance mutuelle M_{rs}. Ainsi :

$$\Phi_{s1}(t) = N_s[\Phi_{ss1}(t) + \Psi_{rs1}(t)] \quad (5.13)$$

b) *Bilan des flux à travers la bobine* 1 *du rotor*

Le flux Φ_{r1} dans la bobine 1 du rotor résulte de Φ_{rr1} d'inductance propre L_{r1} et de Ψ_{sr1} d'inductance mutuelle M_{sr}. Ainsi :

$$\Phi_{r1}(t) = N_r[\Phi_{rr1}(t) + \Psi_{sr1}(t)] \quad (5.14)$$

c) *Influence des flux statoriques sur sa bobine* 1 *stator*

Le flux $N_s\Phi_{ss1}(t)$ résulte du flux d'auto induction Φ_{s1s1} d'inductance propre L_{s1} créé par $i_{s1}(t)$ et des deux flux mutuels Φ_{s2s1}, Φ_{s3s1} d'inductances mutuelles $M_{s2} = M_{s3} = M_s$

$$\begin{aligned} N_s\Phi_{ss1} &= \Phi_{s1s1} + \Phi_{s2s1} + \Phi_{s3s1} \\ &= L_s.i_{s1}(\omega t) + M_s.i_{s2}(\omega t) + M_s.i_{s3}(\omega t) \end{aligned} \quad (5.15)$$

Le système est équilibré: $\boldsymbol{i_{s2} + i_{s3} = -i_{s1}}$

Alors $N_s\Phi_{ss1} = (\boldsymbol{L_s - M_s}).i_{s1}(\omega t) = \boldsymbol{\mathcal{L}_s}.\, i_{s1}(\omega t)$ (5.16)

$\boldsymbol{\mathcal{L}_s = L_s - M_s}$: ***Inductance cyclique du stator***. (5.16a)

Par symétrie et réciprocité, tous se passe de la même manière pour les deux autres bobines.

d) *Influence des flux rotoriques sur sa bobine* 1 *stator*

Le champ tournant $\vec{B}_s$ engendre des courants induits de pulsation électrique ω_r :

$$i_{r1}(\omega_r t),\ i_{r2}(\omega_r t),\ i_{r3}(\omega_r t)$$

Ces courants rotoriques créent un champ $\vec{B}_r$ tournant à la vitesse angulaire :

$$\Omega_g = g.\Omega_s \qquad \text{Ou encore} \qquad n_g = g.n_s$$

Par rapport au rotor, $\vec{B}_r$ tourne à Ω (c'est par rapport à son propre champ $\vec{B}_r$ que le rotor glisse à n_g). La vitesse de ce champ par rapport au stator :

$$\begin{aligned} B/stator &= B/rotor + Brotor/stator \\ &= g.\Omega_s + \Omega = g.\Omega_s + \Omega_s\,(1 - g) = \Omega_s \end{aligned}$$

On a donc exprimé que $\vec{B}_r$ est en synchronisme avec $\vec{B}_s$ tournant à Ω_s comme dans une machine synchrone où l'attraction mutuelle entre les pôles fictifs du stator et des pôles réels du rotor explique la rotation. Ils créent donc un couple moteur différent de zéro ($C_m \neq 0$) augmentant avec

la charge jusqu'à une valeur maximale de décrochage. En régime permanent, il ne peut y avoir couple que si les *2* champs tournent à la même vitesse.

Le couplage magnétique est aussi entre les trois bobines du rotor et 1 du stator, donc d'inductances mutuelles M_{11}, M_{21} et M_{31}. Le rotor tourne à Ω par rapport au stator, alors ces mutuelles ne sont pas constantes, mais varient sinusoïdalement.

Le flux rotorique à travers les trois bobines du stator :

$$N_s.\psi_{rs1} = M_{11}(\Omega t).i_{r1}(\omega_r t) + M_{21}(\Omega t).i_{r2}(\omega_r t) + M_{31}(\Omega t).i_{r3}(\omega_r t) \quad (5.17)$$

Avec $M_{11}(t) = M_{SR}\cos(\Omega t)$; $M_{21}(t) = M_{SR}\cos(\Omega t - 2\pi/3)$; $M_{31}(t) = M_{SR}\cos(\Omega t - 4\pi/3)$ (5.17a)

Et $i_{r1}(t) = I_{R\max}\cos(\omega_r t - \varphi_r)$; $i_{r2}(t) = I_{R\max}\cos(\omega_r t - \varphi_r - 2\pi/3)$; $i_{r3}(t) = I_{R\max}\cos(\omega_r t - \varphi_r - 4\pi/3)$ (5.17b)

φ_r : Phase initiale du flux rotor.

En remplaçant (5.17a) et (5.17b) par leurs valeurs dans (5.17), puis en utilisant les formules trigonométriques des produits de cosinus, on obtient (5.18) :

$$N_s.\psi_{rs1} = \frac{3}{2}M_{SR}I_{R\max}\cos[(\Omega + \omega_r)t - \varphi_r] \quad (5.18)$$

Puisque la MAS est supposée bipolaire, alors : $\Omega + \Omega_g = \Omega_s = \omega$

$$N_s\psi_{rs1}(\omega t) = \frac{3}{2}M_{SR}I_{R\max}\cos(\omega t - \varphi_r) \quad (5.19)$$

Soit $M = \frac{3}{2}M_{SR}$ **: *L'inductance cyclique mutuelle stator-rotor*.** (5.19a)

La pulsation ω du flux est celle des champs tournants $\vec{B}_s$ et $\vec{B}_r$.

5.4.2 Bilan des flux statoriques et rotoriques sur la bobine 1 stator

$$\begin{aligned}\Phi_{s1}(t) &= N_s[\Phi_{ss1}(t) + \Psi_{sr1}(t)] \\ &= \mathcal{L}_s.i_{s1}(\omega t) + M.I_{R\max}\cos(\omega t - \varphi_r) \\ \Phi_{s1}(t) &= \mathcal{L}_s.I_{s\max}\cos(\omega t - \varphi_s) + M.I_{R\max}\cos(\omega t - \varphi_r)\end{aligned}$$

φ_s : Phase initiale du flux stator.

Pour simplifier, passons à la notation complexe :

$$\overline{\Phi}_{S1}(\omega) = \mathcal{L}_S.\bar{I}_{S1}(\omega) + M.\bar{I}_r(\omega) \quad (5.20)$$

5.4.3 Bilan des flux à travers la bobine 1 rotor

En utilisant la relation (5.14), puis, en appliquant le principe de réciprocité, en inversant les rôles (inducteur $\leftrightarrow$ induit) ou encore (stator $\leftrightarrow$ rotor), par analogie avec l'expression du flux statorique $\overline{\Phi}_{s1}(\omega)$ de (5.20) et en remplaçant ω par ω_r, on peut écrire le flux rotorique en notation complexe induit dans la bobine 1 du rotor par ceux du stator comme suit :

$$\overline{\Phi}_{r1}(\omega_r) = \mathcal{L}_r.\bar{I}_{r1}(\omega_r) + M.\bar{I}_S(\omega_r) \quad (5.21)$$

Avec $\mathcal{L}_r = L_r - M_r$: ***Inductance cyclique du rotor***. (5.21a)

Où L_r, M_r : ***Inductances propre et mutuelle du rotor***.

Remarque

La relation ci dessus ressemble étroitement à celle obtenue pour le stator mais de pulsation ω_r.

5.4.4 Modèle dynamique de la MAS

5.4.4.1 Equations de fonctionnement

Par raison de symétrie des systèmes équilibrés, tout ce qui se passe dans la bobine 1 du stator est valable aux deux autres 2 et 3. Pour simplifier l'étude, on représente son modèle dynamique par phase.

Le flux statorique $\Phi_s(\omega t)$ induit une f.é.m. $e_s(\omega t)$ dans les enroulements du stator de résistance R_s parcourue par $i_s(\omega t)$ sous la tension d'alimentation $u_s(\omega t)$. En notation complexe, la loi de Faraday donne cette f.é.m. $\bar{E}_s$:

$$\bar{E}_s(\omega) = \frac{d\bar{\Phi}_s(\omega)}{dt} = jL_s\omega\bar{I}_s + jM\omega\bar{I}_r$$

La loi des mailles (LM) : $$\bar{U}_s = R_s\bar{I}_s + j\omega L_s\bar{I}_s + jM\omega\bar{I}_r \quad (5.22)$$

D'autre part, sachant que le rotor bobiné est en court-circuit en régime permanent ($\bar{U}_r = \bar{0}$), le flux rotorique $\Phi_r(\omega_r t)$ induit une f.é.m $e_r(\omega_r t)$ dans les enroulements du rotor de résistance R_r parcourue par $i_r(\omega_r t)$. De la même manière, en utilisant la loi de Faraday et celle des mailles en complexe on a :

$$R_r\bar{I}_r + \bar{E}_r = \bar{0}$$

Avec $$\bar{E}_r(\omega_r) = jL_r\omega_r\bar{I}_r + jM\omega_r\bar{I}_s$$

D'autre part, sachant que : $\omega_r = g.\omega$

Alors (5.23) devient : $$R_r\bar{I}_r + jL_rg\omega I_r + jMg\omega\bar{I}_s = \bar{0} \quad (5.23)$$

Pour plus de simplifications, on divise simplement par g (5.23) pour avoir ω la seule pulsation mise en jeu. D'où :

$$\frac{R_r}{g}\bar{I}_r + jL_r\omega I_r + jM\omega\bar{I}_s = \bar{0} \quad (5.24)$$

En résumé, on a obtenu les deux équations par phase (5.25a,b) de la MAS triphasée :

$$\begin{cases} \bar{U}_s = R_s\bar{I}_s + jL_s\omega I_s + jM\omega\bar{I}_r \\ \bar{0} = \dfrac{R_r}{g}\bar{I}_r + jL_r\omega\bar{I}_r + jM\omega\bar{I}_s \end{cases} \quad (5.25a,b)$$

On note que la variation des flux $\Phi_s(\omega t), \Phi_r(\omega_r t)$ embrassant les N_s spires du stator et celles N_r du rotor induisent des f.é.m. $\bar{E}_s$ et $\bar{E}_r$ en convention récepteur :

$$\begin{cases} \bar{E}_s = jL_s\omega\bar{I}_s + jM\omega\bar{I}_r \\ \bar{E}_r = jL_r\omega\bar{I}_r + jM\omega\bar{I}_s \end{cases} \quad (5.26a,b)$$

5.4.4.2 Modèle dynamique par phase de la MAS

Des systèmes d'équations (5.25) et (5.26), on déduit le modèle dynamique par phase de la MAS aux inductances propres L_s et L_r des enroulements du stator, du rotor et de leur mutuelle inductance M selon la figure 5.4 :

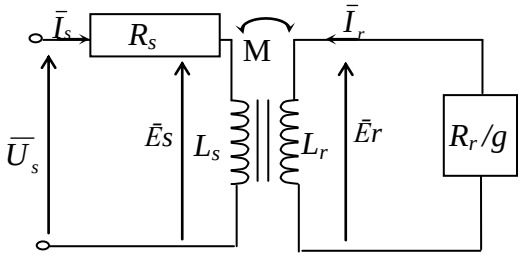


Figure 5.4 : Modèle dynamique par phase.

Cependant, l'introduction des réactances de fuites totales $\boldsymbol{X_f}$ et de magnétisation $\boldsymbol{X_m}$ permet d'aboutir à un modèle dynamique moyennant les pertes magnétiques.

Dans le référentiel fixe pris au stator, les champs tournants $\vec{B}_s$ et $\vec{B}_r$ sont observés à la vitesse $\Omega_s = \omega$ = *constante*. ω est la pulsation des courants I_s et I_r obtenus en régime permanent (I_s et I_r sont les valeurs finales).

5.4.4.3 Modèle dynamique aux inductances de fuites totalisées au rotor

Le modèle considéré précédemment ne tient pas compte des pertes fer au stator et au rotor. C'est un modèle sans pertes fer : $P_{Fer} = 0w$ car R_{Fer} est négligée.

5.4.4.3.1 Equation de fonctionnement au stator

Le courant I_s absorbé au stator, peut être déduit de la première équation (5.26a) du système comme suit :

$$\bar{I}_s = \frac{\bar{E}_s}{jL_s\omega} - \frac{M}{L_s}\bar{I}_r \qquad \text{Ou encore} \qquad \bar{I}_s = \frac{\bar{E}_s}{jX_m} - \frac{M}{L_s}\bar{I}_r \tag{5.27}$$

En utilisant la loi des nœuds (LN), (5.27) montrent que $\bar{I}_s$ se partage en un courant purement réactif $\bar{I}_m$ de magnétisation et un courant purement actif $\bar{I}_{tr}$ transmis au rotor.

$$\bar{I}_s = \bar{I}_m - \bar{I}_{tr} \tag{5.28a}$$

Ainsi

$$\bar{I}_{tr} = \frac{M}{L_s}\bar{I}_r \tag{5.28b}$$

La MAS consomme alors une puissance active P_{tr} nécessaire à la rotation et une puissance réactive Q_m magnétisante pour le maintient du flux mutuel Φ_m entre le stator et le rotor.

$$X_m = L_s.\omega$$

Avec $\boldsymbol{L_s}$ **: *Inductance magnétisante***.

X_m : *Réactance* représentant la perméabilité du noyau statorique telle que : $X_m = \frac{U_s^2}{Q_m}$

Le courant transmis au rotor représente P_{tr} nécessaire à sa rotation à la vitesse Ω pour le glissement quelconque g tel que : $\bar{E}_r = g\bar{E}_{ro}$

Dans le cas particulier où le glissement est nul ($g=0$), alors $\Omega=\Omega_s$: la MAS tourne à la vitesse de synchronisme et le courant rotorique est nul ($I_r=0A$) ;

D'où $P_{tr}=0w$: La MAS n'absorbe que de la puissance magnétisante Q_m.

La f.é.m. rotorique sera : $\bar{E}_r = \bar{0}V$

Donc le moteur tourne à vide à la vitesse $n = n_s$.

5.4.4.3.2 Equations de fonctionnement au rotor

En remplaçant $\bar{I}_s$ de (5.27) par sa valeur dans la deuxième équation (5.26b), la f.é.m. induite $\bar{E}_r$ au rotor, sera :

$$\bar{E}_r = \frac{M}{L_s}\bar{E}_s + jL_r\omega(1-\frac{M^2}{L_sL_r})\bar{I}_r \qquad (5.29)$$

L'équation (5.29) montre que $\bar{E}_r$, en utilisant la LM, puis l'homogénéité des équations, est la somme vectorielle d'une f.é.m. $\bar{E}'_r$ et du produit d'une réactance X_{fr} de fuite (ou de dispersion) par le courant I_r qui la parcourt.

Ainsi $$\bar{E}_r = \bar{E}'_r + jX_{fr}.\bar{I}_r \qquad (5.30a)$$

L'équation (5.30a) en complexe, montre l'orthogonalité des composantes de $\bar{E}_r$ résultant.

Avec $$\bar{E}'_r = \frac{M}{L_s}\bar{E}_s \qquad (5.30b)$$

Et $$X_{fr} = \sigma_r L_r.\omega \quad \text{où} \quad \sigma = 1-\frac{M^2}{L_sL_r} \qquad (5.30c)$$

σ : Coefficient de dispersion de Blondel.

σ représente les flux de fuite ramenés au rotor tel que : $L_{fr} = \sigma L_r$;

L_{fr} : ***Inductance de fuite ramenée au rotor***.

D'où $$\bar{E}_r = \bar{E}'_r + j\sigma L_r\omega.\bar{I}_r \qquad (5.31)$$

En considérant un couplage serré (*k=1*); il n'ya pas de fuites, alors : *σ = 0*.

Le rapport de transformation rotor/stator :

$$\frac{N_r}{N_s} = \frac{M}{L_s} = \frac{L_r}{M} = m_r \qquad \text{Alors} \qquad M = \sqrt{L_sL_r} \quad \text{et} \quad m_r^2 = \frac{L_r}{L_s}$$

De plus, des expressions (5.28b) et (5.30b), on peut déduire (5.32) :

$$\frac{\bar{E}'_r}{\bar{E}_s} = \frac{\bar{I}_{tr}}{\bar{I}_r} = m_r \qquad (5.32)$$

m_r : Rapport de transformation analogue à celui d'un TI secondaire/primaire.

5.4.4.3.3 Equations de fonctionnement de la MAS

En résumé, les équations de fonctionnement de la MAS s'écrivent donc en (5.33):

$$\begin{cases} \bar{U}_s = R_s\bar{I}_s + \bar{E}_s & (Stator) \\ avec \quad \bar{I}_s = \bar{I}_m - m_r\bar{I}_r & \\ et \quad m\bar{E}_s + jL_{fr}\omega\bar{I}_r + \dfrac{R_r}{g}\bar{I}_r = \bar{0} & (Rotor) \end{cases} \qquad (5.33)$$

Ces équations peuvent être traduites par le modèle dynamique par phase du type transformateur à fuites totalisées au rotor selon la figure 5.5 :

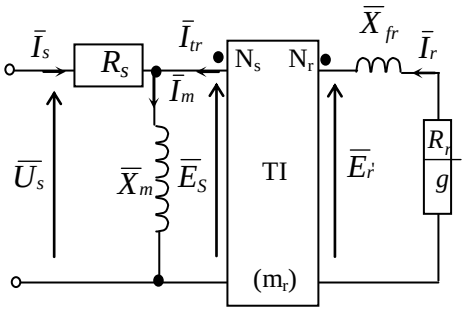


Figure 5.5: Modèle dynamique du type transformateur à fuites au rotor.

Induction maximale

En négligeant R_s (grosses machines à gros fils du stator), puis en appliquant la loi de Faraday on obtient la formule de Boucherot en complexe (5.34a) :

$$\bar{U}_s = \bar{E}_s = j\omega N_s \bar{\Phi}_s(\omega) \tag{5.34a}$$

Alors
$$\bar{\Phi}_s(\omega) = \frac{1}{N_s}\left(\frac{\bar{U}_s}{j\omega}\right) \tag{5.34b}$$

A $\bar{U}_s = cste$, de la formule de Boucherot $\bar{\Phi}_s$ est constant, on dit que la machine est à flux forcé par $\bar{U}_s$. $\bar{\Phi}_s$ est indépendant de la charge ; il est le même à vide qu'en charge.

5.4.4.4 Modèle avec pertes fer

Les pertes fer viennent des tôles constituant le stator. Celles du rotor sont généralement négligées car $f_r = g.f_s$ est très faible dans le fonctionnement nominal de la machine (g < 3%). Réellement le noyau ferromagnétique n'est pas de perméabilité μ_a infinie, mais $\mu_a \neq \infty$. Il est le siège de deux types de pertes :

- Les pertes par hystérésis : $p_H = k_1 \Phi_s^2 \omega = k_1 \frac{E_s^2}{\omega}$
- Les pertes par courant de Foucault : $p_{CF} = k_2 \Phi_s^2 \omega^2 = k_2 E_s^2$

Pour une fréquence secteur ($f = 50Hz$) de tension U_s ; on montre que les pertes fer :

$$p_{Fer} = p_H + p_{CF}$$

Ces derniers sont le siège d'une puissance perdue par échauffement du à la réluctance magnétique $R_m = R_{Fer} \neq 0$, exprimée par la loi de joule (5.35) :

$$R_{Fer} = \frac{U_s^2}{p_{Fer}} \quad \text{Alors } P_{Fer} = k.U_s^2 \tag{5.35}$$

Les p_{Fer} sont proportionnelles au carré de U_s constante.

Ces imperfections sont donc représentées par une dérivation (R_{Fer} // X_m) totalisant les pertes constantes ($p_{Fer} = cste$) au noyau ferromagnétique quel que soit la charge entraînée.

Le courant d'excitation $\bar{I}_0$ se partage entre deux branches :

- Un courant purement réactif $\bar{I}_m$ créant le flux mutuel Φ_m dans l'inductance magnétisante principale L_m tel que : $\bar{X}_m = jL_m\omega = jL_s\omega$
- Un courant purement actif $\bar{I}_a$ dans R_{Fer} .

Le schéma équivalent de la figure 5.6 est donc modélisé par un TI avec ses imperfections comme suit :

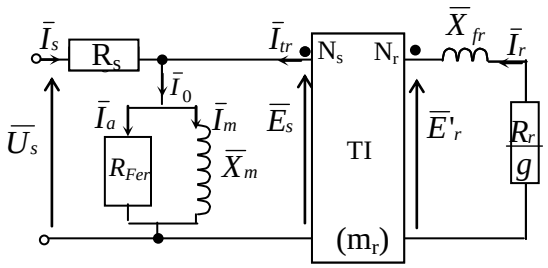


Figure 5.6 : Modèle dynamique avec P_{Fer} et réactance de fuite X_{fr} totalisée au rotor.

C'est donc un **modèle dynamique de la MAS réelle** en charge.

5.4.4.4.1 Modèle dynamique ramené au stator

Pour simplifier le modèle dynamique de la figure 5.6, on ramène les éléments rotoriques au stator. Comme pour les transformateurs réels, les éléments du rotor seront divisés par m_r^2 au stator.

Résistance rotorique R_r ramenée au stator : $$R = \frac{R_r}{m_r^2}$$

Réactance de fuite X_{fs} globalisée au stator : $$X_{fs} = \frac{X_{fr}}{m_r^2} = \frac{L_{fr}}{m_r^2}.\omega = N.\omega \quad \text{et} \quad \bar{X}_{fs} = jN\omega$$

D'où l'inductance totale de fuite ramenée au stator : $N = \frac{L_{fr}}{m_r^2}$

Le modèle dynamique identifiable de la MAS en régime permanent se réduit à celui de la figure 5.7 :

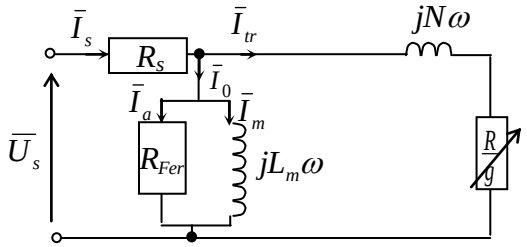


Figure 5.7 : Modèle dynamique au stator de la MAS.

***R/g* : Résistance motionnelle** ; cela veut dire que le rotor est en rotation accompagné d'un glissement g quelconque. C'est la raison pour laquelle ce rapport est variable. Elle est donc le siège des pertes joules au rotor : $$P_{JR} = \frac{R}{g} I_{tr}^2 \qquad (5.36)$$

Et des pertes de frottement mécaniques : P_{fm} ($g \neq 0$)

I_{tr} : Courant rotorique ramené au stator défini en (5.28b).

En RP, c'est avec **le modèle dynamique par phase de la MAS très important à identifier par les AE et ERLS Adaptatifs, qui sera utilisé au chapitre 6B,** dont les équations décrivant les performances deviennent plus simples, sans affecter de façon significative la précision des calculs.

5.4.4.4.2 Modèle dynamique au stator avec fuites magnétiques totales au rotor

De la même manière qu'en (5.4.4.3), on peut, à partir du schéma 5.5, établir le modèle équivalent pour lequel les fuites magnétiques caractérisées par $\overline{X}_m$ seront globalisées au rotor pour devenir $\overline{X}_{mr}$. Les pertes fer P_{FerR} caractérisées par R_{Fer} ramenée au rotor seront proportionnelles à f_r^2, donc négligeables $(R_{Fer} \approx 0)$. En utilisant la deuxième équation au rotor de (5.33), on peut exprimer $\bar{I}_r = f(\bar{I}_s)$:

$$\bar{I}_r = m_s \bar{I}_m - m_s \bar{I}_s = \bar{I}_{mr} - m_s \bar{I}_s$$

Où

$$m_s = \frac{1}{m_r} = \frac{N_s}{N_r} = \frac{L_s}{M} = \frac{M}{L_r} \qquad (5.37)$$

Comme pour les transformateurs réels, les éléments du stator ramenées au rotor seront multipliés par m_s^2 (m_s est le rapport de transformation stator/rotor).

Réactance magnétisante X_{mr} globalisée au rotor : $X_{mr} = m_s^2 X_m = m_s^2 L_m \omega = N'_r \omega$

Et $\overline{X}_{mr} = jN'_r \omega$

D'où l'inductance magnétisante ramenée au rotor : $N'_r = m_s^2 L_m = \dfrac{L_m}{m_r^2}$

Le modèle dynamique de la MAS en régime permanent se réduit à celui de la figure 5.8 :

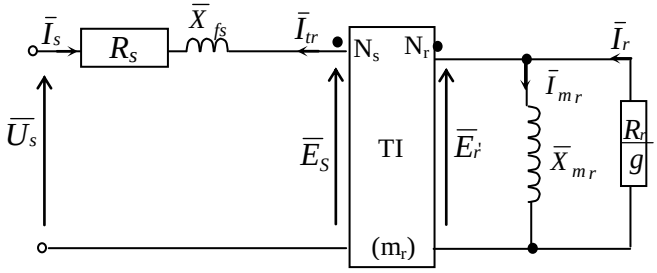


Figure 5.8: Modèle dynamique au stator avec inductance de fuites au rotor.

Deux éléments actif R_r/g et réactif $\overline{X}_{mr}$ représentent le rotor. Ainsi les courants $\bar{I}_r$ et $\bar{I}_{mr}$ en quadrature les parcourent.

- $\bar{I}_r$ dans R_r/g produit le couple moteur C_m.
- $\bar{I}_{mr}$ magnétisant rotorique circulant dans L_{mr} est générateur du flux de magnétisation, donc du champ magnétique d'excitation.

Interprétation

Il apparaît d'après cette étude que la MAS possède plusieurs modèles représentés ci dessus par les figures (5.4–5.8) précédentes, dont l'utilisateur peut choisir le modèle convenable.

En régime permanent, la quadrature de $\bar{I}_r$ avec $\bar{I}_{mr}$ traduit la quadrature de C_{em} et du champ d'excitation caractérisé par le courant d'excitation comme dans les machines DC dans lesquelles ces deux derniers sont indépendants.

On peut contrôler ces deux courants indépendamment dans la MAS : **C'est le principe de la *commande vectorielle FOC* qu'on présentera au chapitre 6.**

Dans ce chapitre nous avons donné les modèles dynamiques de la MAS. Le traitement des différents cas se fera à partir de l'un de ces modèles dynamiques équivalents soit à fuites totalisées au stator ou au rotor. Ainsi on peut passer de l'un à l'autre par les relations d'équivalence.

Le sixième chapitre sera consacré, aux différentes méthodes de commande de la MAS.

5.5 Utilisation du circuit équivalent de la MAS

En régime permanent, le circuit équivalent par phase de la figure 5.7 est très important pour évaluer les performances de la MAS. Il sera utilisé pour apprécier l'ordre de grandeur de ses paramètres. Pour cela, considérons deux moteurs industriels dont le petit est tétrapolaire et le grand est pentapolaire :

Un petit moteur : *P=3,75 kW (5ch)*

Un gros moteur : *P=3,75MW (5000ch)*

Le petit moteur est alimenté sous U_L *=380V, f=50Hz* dont la vitesse synchrone n_s*=1500tr/mn*

Leurs enroulements sont en étoile avec *m=1* et *p=2* paires de pôles; $U_{ph} = U_s = U_L / \sqrt{3} = 220V$

Le couple nominal à pleine charge : C_N *=20Nm*

Paramètres par phase

Petit moteur : R_s*=1,5Ω* R*=1,2Ω* R_{Fer}*=900Ω*

De réactances de fuite et magnétisante : X_{fr}*=5Ω,* X_m*=32Ω*

Alors N=0,0159H L_m*=0,2918H*

Le gros moteur est alimenté sous U_L *=6kV, f=50Hz* dont la vitesse synchrone n_s*=500tr/mn*

Leurs enroulements sont en étoile avec *m=1* et *p=6* paires de pôle ; $U_{ph} = U_s = U_L / \sqrt{3} = (6000/\sqrt{3})V$

Le couple nominal à pleine charge : C_N *=60kNm*

Le gros moteur développe un couple nominal *3000* fois supérieur à celui du petit moteur.

Paramètres par phase

Gros moteur : R_s*=0,083Ω* R*=0,08Ω* R_{Fer}*=600Ω*

De réactances de fuite et magnétisante : X_{fr}*=2,2Ω* X_m*=38Ω*

Alors N=0,007H L_m*=0,122H*

Il s'agit de deux MAS industrielles utilisées pour mettre en évidence le circuit équivalent par phase de la figure 5.7 et les différentes expressions des couples moteurs C_m, de démarrage et le glissement g_m pour lequel le couple est maximal C_{Max} [75], [79].

Résultats obtenus

Petit moteur : C_D *= 42.0307 Nm* ; C_{Max} *= 92.5273 Nm* ; g_m *= 0.2402*

Gros moteur : C_D *=13.838 kNm* ; C_{Max} *=190.450 kNm* ; g_m *= 0.0364*

5.6 Détermination des paramètres de fonctionnement à partir des grandeurs mesurables

A partir du schéma équivalent par phase de la figure 5.7; on peut déterminer les paramètres du modèle classique de Park basé sur les méthodes expérimentales telles que les essais à vide et celui à rotor bloqué. Pour cela, on utilise le circuit équivalent par phase de la MAS dont le stator est connecté en étoile. Tous ces essais doivent être effectué à chaud, à la température de fonctionnement. Cet essai doit être réalisé avec une alimentation statorique triphasée équilibrée à tension et fréquence nominales. On peut identifier ce modèle équivalent en réalisant trois essais :

1- Essai en continu 2- Essai au synchronisme 3- Essai à rotor bloqué.

5.6.1 Essai au synchronisme (à rotor ouvert ou à vide : $g = 0$)

Cet essai peut être réalisé avec la MAS entraînée à la vitesse synchrone n_s par une machine auxiliaire. Dans ce cas, le circuit équivalent par phase à glissement nul est représenté par la figure 5.8a.

Détermination de R_{Fer} et de l'inductance de magnétisation L_m

A vide, ($g=0$), alors ($R/g \to \infty$) : c'est un circuit à rotor ouvert. Le schéma équivalent (5.7) se réduit donc à :

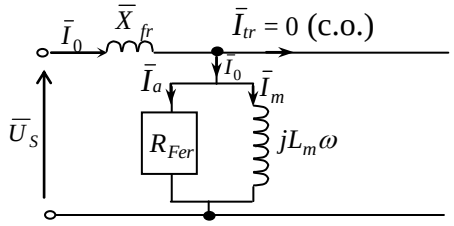


Figure 5.9a : Schéma équivalent à vide.

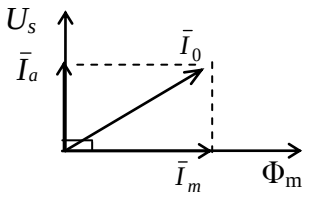


Figure 5.9b: DV des courants.

Le courant absorbé à vide est magnétisant : $\bar{I}_0 = \bar{I}_a + \bar{I}_m = \bar{I}_{Actif} + \bar{I}_{Réactif}$

Le circuit consomme alors une puissance active P_{FerS} et une autre réactive Q_0. En triphasé :

$$P_{FerS} = 3\frac{U_s^2}{R_{Fer}} \quad \text{Alors } R_{Fer} = 3\frac{U_S^2}{P_{FerS}} \tag{5.38a}$$

Il en est de même pour Q_0 :

$$Q_0 = 3\frac{U_s^2}{L_m\omega} \quad \text{Alors } L_m = 3\frac{U_s^2}{Q_0.\omega} \tag{5.38b}$$

Sachant que les P_{FerS} sont mesurées par la méthode des deux wattmètres, on peut obtenir Q_0 à partir de la puissance apparente S_0 en triphasé : $S_0 = 3U_s I_0$

Alors de la formule de Boucherot : $Q_0 = \sqrt{S_0^2 - P_{FerS}^2}$ (5.38c)

Les paramètres ($R_{Fer}= 900\Omega$; $L_m=0{,}2918H$) du petit moteur puis ceux ($R_{Fer}=600\Omega$; $L_m=0{,}122H$) du gros moteur sont obtenus à partir des relations (5.38a, b) de l'essai à vide.

5.6.2 Essai à rotor en court-circuit (ou bloqué : g =1)

En principe, les conditions adoptées doivent être proches de l'utilisation de la MAS. Si on s'intéresse aux performances de la MAS lors de sa mise sous tension, on doit choisir une

alimentation à fréquence et tension nominales, ce qui entraîne des valeurs élevées du courant. Par contre, si on veut étudier les performances des conditions normales, cet essai doit être effectué à tension réduite de façon à mieux tenir compte des effets liés aux problèmes de saturation et de profondeur de pénétration (effet de peau) des courants, cités dans les hypothèses simplificatrices en 5.3.2.1.

Pour le cas des MAS de puissance ne dépassant pas *P=11,25kW (15ch),* cas du petit moteur de *P= 3.75Kw* (*5ch*) utilisé; on peut effectuer cet essai à tension réduite et fréquence nominale.

Détermination de la résistance R et de l'inductance de fuite N ramenées au rotor

Lorsque le rotor est court-circuité, le courant au démarrage direct I_D est évidemment important causant des pertes joules P_{JR} qui sont, d'après la loi de Joule proportionnels à I_D^2; donc de *(25 à 36)* P_{JN}. Au courant nominal $I_{N,}$ rotor en court-circuit, la tension d'essai doit être réduite U_{cc} = (*5 à 10%*).U_N entraînant des P_{Fer} négligeables puisqu'on a montré qu'elles sont proportionnelles à U_{cc}^2. Cet essai mesure pratiquement les $P_{JR} >> P_{Fer}$. Dans cet essai, où les courants rotoriques sont importants, la branche d'excitation (R_{Fer} // $L_m.\omega$) peut être supprimée pour obtenir le schéma équivalent réduit de la figure 5.10a dont l'impédance : $\overline{Z}_r = R + jN\omega$

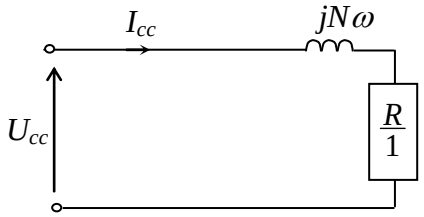


Figure 5.10a : Schéma équivalent rotor bloqué.

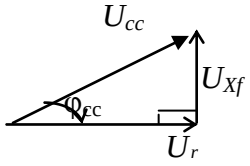


Figure 5.10b : DV des tensions.

Le circuit de la figure 5.10a ci-dessus, consomme alors de la puissance active P_{cc} due aux conducteurs de cuivre de *R* et une puissance réactive Q_{cc} attribuée à $jN\omega$. Notre système est triphasé, on a : $P_{cc} = 3U_{cc}I_{cc}\cos\varphi_{cc}$ Et $Q_{cc} = 3U_{cc}I_{cc}\sin\varphi_{cc}$ (5.39a)

Les puissances mesurées sont totalement consommées au rotor :

$$P_{tr} = P_{cc} \;;\; Q_{tr} = Q_{cc} \quad \text{Avec} \quad I_{tr} = I_{cc}$$

La loi de Joule donne : $P_{cc} = 3RI_{cc}^2$ alors $R = \dfrac{P_{cc}}{3I_{cc}^2}$ (5.39b)

P_{cc} est mesurée par la méthode des deux wattmètres lors de l'essai en court-circuit.

De même : $Q_{cc} = 3(N\omega)I_{cc}^2$ alors $N = \dfrac{Q_{cc}}{3I_{cc}^2\omega}$ (5.39c)

Où $Q_{cc} = \sqrt{S_{cc}^2 - P_{cc}^2} = \sqrt{(3U_{cc}I_{cc})^2 - P_{cc}^2} = (N\omega)I_{cc}^2$ (5.39d)

Le rotor est bloqué (*g*=1), alors il est à l'arrêt. Malgré que P_m*=0W,* le moteur développe un couple moteur important C_m*= (1,5 à 3).*C_N. C'est pourquoi la MAS peut démarrer en charge car :

$$C_m \geq C_N \qquad (5.39e)$$

La plupart de la puissance développée est réactive car le *FP* $cos\varphi_{cc}$ est très petit ($cos\varphi_{cc}$*=0,4*: petits moteurs et $cos\varphi_{cc}$*=0,1*: gros moteurs). Q_{cc} est nécessaire pour compenser les fuites magnétiques dans les enroulements du stator et du rotor.

Les paramètres (*R=1,2*Ω ; *N=0,0159H*) du petit moteur puis ceux (*R=0,08*Ω ; *N=0,007H*) du gros moteur sont obtenus à partir des relations (5.39b, c) de l'essai en court-circuit.

5.6.3 Essai en charge de la MAS

Lorsque la MAS est chargée, elle entraîne une génératrice débitant dans un rhéostat, une pompe centrifuge, une machine outil,…, . Le courant d'excitation et la puissance réactive correspondantes gardent les mêmes valeurs qu'à vide, indépendamment de la charge entraînée, puisque : $\overline{U}_s = \overline{U}_N = cste$ Alors $\Phi_{ex} = cste$ (de la formule de Boucherot)

Cet essai est effectué dans le cas où celui en court-circuit n'est pas facilement réalisable à tension d'alimentation réduite pour la pulsation ω.

Il s'agit de déterminer les puissances actives P et réactive Q consommées au rotor pour pouvoir appliquer les relations des puissances transmises P_{tr} et Q_{tr} correspondantes :

$$\begin{cases} P_{tr} = \dfrac{3R}{g} I_{tr}^2 \\ Q_{tr} = 3N\omega I_{tr}^2 \end{cases} \quad (5.40a)$$

Lorsque la charge augmente, le courant I_{tr} croît et de même que la puissance P_{tr} entraînant l'augmentation du FP cosφ $(0{,}7 \le \cos\varphi \le 0{,}9)$ des petites aux grosses machines.

Le schéma réel de la MAS chargée reste sans simplification, comme représenté dans la figure 5.7 précédente.

Bilan des puissances

$$P_a = P_{tr} + P_{JS} + P_{FerS} + P_{fm} \quad (5.40b)$$

Alors

$$P_{tr} = P_a - \frac{3}{2} R_{eq} I_s^2 - (P_{FerS} + P_{fm}) \text{ et } P_{tr} = P_a - \frac{3}{2} R_{eq} I_s^2 - P_0 \quad (5.40c)$$

$$P_0 = P_{FerS} + P_{fm} \quad (5.40d)$$

La puissance P_0 est mesurée à vide par la méthode des deux wattmètres.

De même : $$Q_{tr} = Q - Q_0 = \sqrt{S_{tr}^2 - P_{tr}^2} \quad (5.40e)$$

Pour une tension d'alimentation U_s de la MAS, le courant I_{tr} est calculable par le théorème de Boucherot en triphasé: $S_{tr} = \sqrt{P_{tr}^2 + Q_{tr}^2} = 3U_s I_{tr}$ Alors $I_{tr} = \dfrac{S_{tr}}{3U_s}$ (5.40f)

Une fois que P_{tr}, Q_{tr}, et I_{tr} sont calculés, on peut trouver la résistance rotorique R ramenée au stator et la réactance de fuite $X=N\omega$ globalisée au stator en appliquant les relations :

$$R = g\frac{P_{tr}}{3I_{tr}^2} \quad \text{Et} \quad N\omega = \frac{Q_{tr}}{3I_{tr}^2} \quad (5.40g)$$

En charge nominale, le rendement η est nettement élevé surtout pour les très grosses machines. Il peut atteindre $\eta = 98\%$.

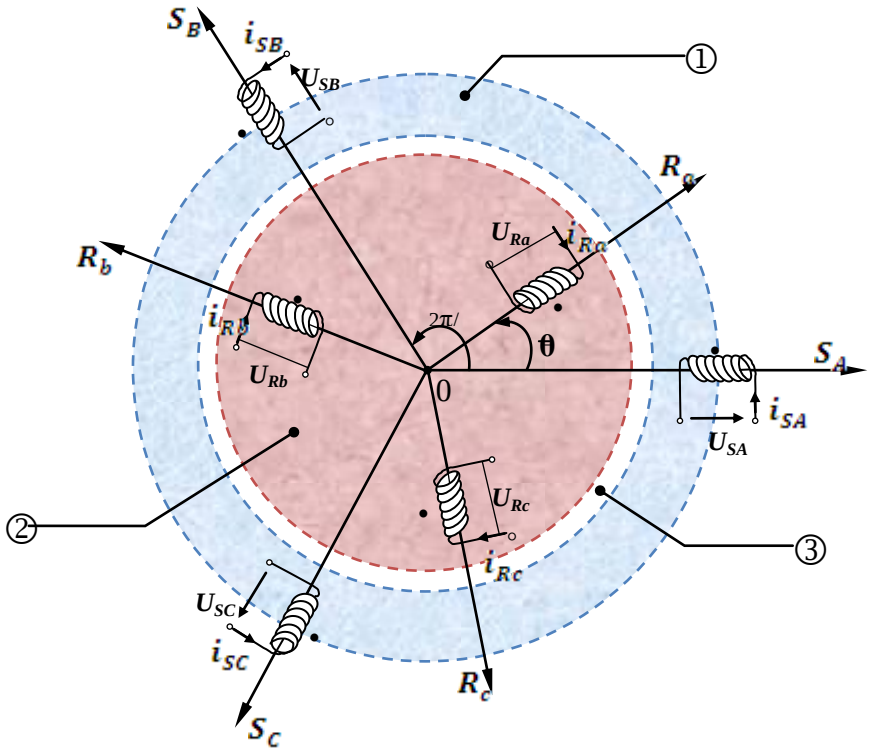
5.7 Modélisation dynamique électromagnétique de la MAS triphasée

La MAS est constituée de circuits couplés électromagnétiquement. La figure 5.11, montre son stator formé de trois enroulements identiques fixes S_A, S_B et S_C alimentés par un système de tensions triphasées équilibré U_{SA}, U_{SB} et U_{SC} décalées dans l'espace de *120°*, traversés par trois courants variables i_{SA}, i_{SB} et i_{SC}. Le rotor peut être schématisé par trois enroulements identiques R_a, R_b et R_c décalés dans l'espace de *120°*. Ces enroulements, traversés par trois courants variables i_{Ra}, i_{Rb} et i_{Rc}, sont court-circuités en régime permanent dont la tension à leurs bornes est nulle :

$$U_{Ra} = U_{Rb} = U_{Rc} = 0V$$

On supposera que le modèle est valable pour les machines à cage, dont la technologie et l'utilisation est la plus populaire.

Soit $\boldsymbol{\theta}$ l'angle électrique, variable avec le temps *t*, définissant la position relative instantanée entre les axes magnétiques des phases statorique $\boldsymbol{S_A}$ et rotorique $\boldsymbol{R_a}$ choisis comme référence.



① Partie fixe : Stator. ② Partie mobile : Rotor bobiné. ③ Entrefer

Figure 5.11 : Représentation schématique d'une MAS triphasée.

5.8 Equations générales de la MAS

Pour obtenir un modèle de la MAS à rotor bobiné triphasé au stator et au rotor, chaque phase est représentée par son schéma équivalent vu du stator, analogue à celui d'un transformateur [84]. La machine possède six enroulements couplés magnétiquement, chacun d'eux peut être représenté par le circuit de la figure 5.12 :

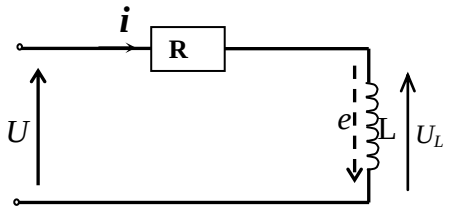


Figure 5.12 : Modèle électrique d'une phase de la MAS.

En utilisant les LM, de Lenz et de Faraday dans ce circuit, on peut écrire l'équation (5.41) :

$$U = R.i - e = R.i + \frac{d\Phi}{dt} \tag{5.41}$$

On déduit ainsi l'ensemble des équations électriques, magnétiques et mécaniques de la machine comme suit :

a) Equations électriques

En tenant compte des hypothèses simplificatrices précédentes, citées au paragraphe 5.3.2.1, l'étude physique conduit aux équations de tensions des trois phases statoriques écrites dans un référentiel stationnaire lié au stator, régissant le fonctionnement de la MAS qui peuvent être exprimées sous forme matricielle [85] :

$$[U_S] = [R_S].[I_S] + \frac{d}{dt}[\Phi_S] \tag{5.41a}$$

Il en est de même pour les tensions rotoriques, écrites dans un référentiel tournant lié au rotor, qui peuvent être exprimées sous forme matricielle :

$$[U_r] = [R_r].[I_r] + \frac{d}{dt}[\Phi r] \tag{5.41b}$$

Où :

$$[U_s] = [U_{SA}\ U_{SB}\ U_{SC}]^T;\ [I_s] = [I_{SA}\ I_{SB}\ I_{SC}]^T;\ [\Phi_S] = [\Phi_{SA}\ \Phi_{SB}\ \Phi_{SC}]^T;\ [R_S] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_S \end{bmatrix} \tag{5.41c}$$

$$[U_R] = [U_{Ra}\ U_{Rb}\ U_{Rc}]^T;\ [I_R] = [I_{Ra}\ I_{Rb}\ I_{Rc}]^T;\ [\Phi_R] = [\Phi_{Ra}\ \Phi_{Rb}\ \Phi_{Rc}]^T;\ [Rr] = \begin{bmatrix} Rr & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \tag{5.41d}$$

Avec $[U_s]$, $[I_s]$, $[\Phi_S]$ et $[U_R]$, $[I_R]$, $[\Phi_R]$: Vecteurs colonnes tensions, courants, flux statoriques et rotoriques..

$[R_S]$, $[R_r]$: Matrices diagonales des résistances statoriques et rotoriques.

b) Equations magnétiques

En généralisant (5.20) et (5.21), les relations des flux totalisés Φ_S et Φ_R des phases statoriques et rotoriques en fonction des courants (I_S, I_R), s'écrivent sous forme matricielle :

$$[\Phi_S] = [L_{SS}].[I_S] + [M_{RS}].[I_R] \tag{5.42a}$$

$$[\Phi_R] = [L_{rr}].[I_R] + [M_{RS}].[I_S] \tag{5.42b}$$

L'isotropie et la symétrie de construction de la MAS triphasée, font que les inductances propres et mutuelles entre phases d'un même enroulement statorique sont constantes et égales. Il en est de même pour celles du rotor. Les équations magnétiques (5.42a) et (5.42b) s'écrivent :

Pour le stator

$$\begin{bmatrix}\Phi_{SA}\\ \Phi_{SB}\\ \Phi_{SC}\end{bmatrix}=\begin{pmatrix} L_S & M_S & M_S & M\cos\theta & M\cos(\theta+\frac{2\pi}{3}) & M\cos(\theta-\frac{2\pi}{3})\\ M_S & L_S & M_S & M\cos(\theta-\frac{2\pi}{3}) & M\cos\theta & M\cos(\theta+\frac{2\pi}{3})\\ M_S & M_S & L_S & M\cos(\theta+\frac{2\pi}{3}) & M\cos(\theta-\frac{2\pi}{3}) & M\cos\theta \end{pmatrix}\begin{bmatrix} i_{SA}\\ i_{SB}\\ i_{SC}\\ i_{Ra}\\ i_{Rb}\\ i_{Rc}\end{bmatrix} \qquad (5.43a)$$

Pour le rotor

$$\begin{bmatrix}\Phi_{Ra}\\ \Phi_{Rb}\\ \Phi_{Rc}\end{bmatrix}=\begin{pmatrix} M\cos\theta & M\cos(\theta+\frac{2\pi}{3}) & M\cos(\theta-\frac{2\pi}{3}) & L_r & M_r & M_r\\ M\cos(\theta-\frac{2\pi}{3}) & M\cos\theta & M\cos(\theta+\frac{2\pi}{3}) & M_r & L_r & M_r\\ M\cos(\theta+\frac{2\pi}{3}) & M\cos(\theta-\frac{2\pi}{3}) & M\cos\theta & M_r & M_r & L_r \end{pmatrix}\begin{bmatrix} i_{SA}\\ i_{SB}\\ i_{SC}\\ i_{Ra}\\ i_{Rb}\\ i_{Rc}\end{bmatrix} \qquad (5.43b)$$

Par concaténation des deux formes matricielles, on obtient le système suivant :

$$\begin{bmatrix}\Phi_S\\ \Phi_R\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}[L_{ss}] & [L_{sr}]\\ [L_{sr}] & [L_{rr}]\end{bmatrix}\begin{bmatrix}[I_S]\\ [I_R]\end{bmatrix}$$

Où :

$$[L_{ss}]=\begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s\\ M_s & L_s & M_s\\ M_s & M_s & L_s\end{bmatrix};\quad [L_{rr}]=\begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r\\ M_r & L_r & M_r\\ M_r & M_r & L_r\end{bmatrix};\quad [M_{SR}]=M_{sr}\begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta+\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta-\frac{2\pi}{3}\right)\\ \cos\left(\theta-\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta+\frac{2\pi}{3}\right)\\ \cos\left(\theta+\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta-\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta\end{bmatrix}$$

M_{sr} : Inductance mutuelle entre phases statorique et rotorique lorsque leurs axes coïncident (c'est le maximum de sa valeur).

En remplaçant les expressions des flux (5.42a) et (5.42b) dans, respectivement, les équations de tensions (5.41a) et (5.41b), on obtient :

Pour le stator : $$[U_s]=[R_s][I_S]+\frac{d}{dt}\left\{\,[L_{ss}][I_S]+[M_{SR}][I_R]\,\right\} \qquad (5.44a)$$

Pour le rotor : $$[U_r]=[R_r][I_R]+\frac{d}{dt}\left\{\,[L_{rr}][I_R]+[M_{SR}][I_S]\,\right\} \qquad (5.44b)$$

c) Equations mécaniques

Pour avoir un modèle complet de la MAS, il est nécessaire d'adjoindre les paramètres mécaniques (couple, vitesse,…).

- La loi de l'évolution de la vitesse de rotation Ω d'un groupe machine - charge mécanique est régie par le principe fondamental de la dynamique dont l'équation du mouvement est donnée par la loi de Newton de rotation (LNR) (5.45) :

$$J_T\frac{d\Omega}{dt}=C_{em}-C_r-C_{fm} \qquad (5.45)$$

C_{em} : Couple électromagnétique moteur [$N.m$].
Ω : Vitesse angulaire de rotation rotor [rd/s].
C_r : Couple de charge résistant [$N.m$].
$C_{fm} = f_r.\Omega$: Couple de frottement mécanique [$N.m$].
(f_r est le coefficient de frottement visqueux rotor)
J_T : Moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes (moteur, charge) [kg.m^2].
$J\frac{d\Omega}{dt} = C_I$: Couple d'inertie rotor [$N.m$].

- Le couple électromagnétique C_{em} peut être obtenu à l'aide d'un bilan de puissance mécanique P_{mec} tel que :

$$C_{em} = \frac{P_{mec}}{\Omega} = p\frac{P_{mec}}{\omega} \tag{5.46}$$

p : nombre de paire de pôles.
$\omega = d\theta/dt = \dot{\theta}$: Pulsation électrique.

5.9 Transformations

a) Utilité d'ordre général : On utilise les transformations pour deux raisons :

- Une meilleure représentation des valeurs dans le nouveau système de coordonnées (petites valeurs, mot très court).
- Une concentration des points.

En général, on s'attend à une concentration de l'énergie du processus. Le reste est supprimé (filtré).

***Avantages* :**

1. L'erreur est répartie (non visible).
2. Toute la puissance est conservée dans certaines cases de la matrice de transformation, les autres sont des zéros (à ne pas transmettre). D'où la transformation est optimale.

b) Objectif

Il s'agit de déterminer les expressions des matrices de changement de repère. Les grandeurs triphasées (I, U, Φ) rencontrées dans le modèle de la MAS peuvent être représentées par un vecteur tournant dans un repère (a, b, c). Cette dernière est ainsi représentée par ces trois vecteurs de norme 1 et décalés de $120°$.

L'idée des transformations de CLARKE et de CONCORDIA est de représenter le même vecteur tournant dans un repère orthonormé (α, β) fixe, mais tournant pour celle de PARK par rapport à celui (a, b, c).

c) Intérêt

Les équations différentielles de tensions statorique et rotorique (5.44a), (5.44b) précédentes sont non linéaires (paramètres variables). Ce modèle est très difficile à résoudre analytiquement, vu la dimension élevée et la variation de ses paramètres avec le temps, particulièrement lors de l'étude des phénomènes transitoires.

Pour surmonter cette difficulté, on change de référentiel de projection des grandeurs électriques et électromagnétiques (tension, courant, flux) en utilisant les transformations. Ce qui

conduit à des relations indépendantes de la position θ, donc du temps t, pour obtenir un système d'équations différentielles à coefficients constants, facile à résoudre.

Les transformations utilisées doivent conserver la puissance instantanée ainsi que la réciprocité des inductances mutuelles. Ceci, permet d'établir une expression du couple électromagnétique C_{em} dans le repère correspondant au système transformé qui reste valable pour la machine réelle [86].

Parmi les transformations utilisées, on cite celles de Clarke, Concordia, Concordia inverse, Park (conservation des puissances) et de Park modifiée, puis leurs inverses mentionnés en ANNEXE A1.

5.9.1 Transformation triphasée - diphasée

La théorie unifiée (ou généralisée) des machines électriques est basée sur la transformation de Park qui rapporte les équations électriques statoriques et rotoriques à deux axes perpendiculaires électriquement appelés direct (d) et en quadrature (q).

On admet que la modélisation de PARK, basée sur les équations électriques des machines, utilise les hypothèses simplificatrices notées précédemment en 5.3.2.1.

1) *Position du problème*

Il s'agit de l'introduction des différentes transformations qui nous conduisent au modèle diphasé tournant, à partir de celui triphasé.

Matrice de CLARKE

L'homothétie est réalisée sur le vecteur obtenu dans le nouveau repère pour *conserver les amplitudes des grandeurs de départ*. *Elle ne permet pas d'avoir l'égalité de l'expression de puissance* dans les deux repères (triphasé et diphasé). D'où l'introduction de la matrice de CONCORDIA.

Finalement, la commande vectorielle utilise un repère diphasé *tournant*, ce qui conduit à déterminer la matrice de transformation de PARK.

2) *Hypothèses*

On considère les différents types de repères :

a) Repère triphasé bien connu en électricité.

b) Repère diphasé.

c) Repère diphasé tournant.

5.9.2 Transformation de Park

Les projections des équations du modèle dans le référentiel tournant (T), sur ses deux axes **(d, q)** est appelée transformation de Park. Elle peut être obtenue directement en appliquant aux équations matricielles (5.44a), (5.44b), la matrice de transformation de Park ou bien à partir des composantes de Concordia **(α, β)** en leurs faisant une rotation de l'angle θ_p. Ce passage **(α, β)** vers **(d, q)** est décrit dans l'ANNEXE A1.

5.9.2.1 Principe de la transformation de Park

La dynamique de la MAS est complexe à cause du couplage entre le stator et le rotor, surtout lorsque les coefficients de couplage magnétique varient avec la position θ du rotor.

La transformation de Park liée au référentiel (***d, q***) est utilisée pour l'analyse des associations convertisseur - machine. Dans ce dernier référentiel, les paramètres sont représentés suivant deux axes mutuellement découplés.

Elle consiste à appliquer aux courants, tensions et flux un changement de variable faisant intervenir l'angle entre l'axe des enroulements et les axes ***d*** et ***q***. C'est la substitution, aux enroulements réels, des enroulements fictifs (d_s , q_s , d_r , q_r) dont les axes magnétiques sont liés au référentiel (***o, d, q***) selon la figure 5.13 :

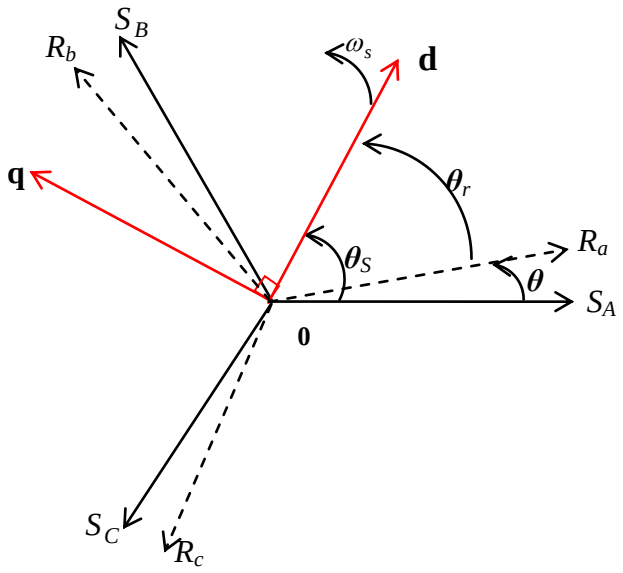


Figure 5.13 : Passage du repère triphasé (***a, b, c***) au repère diphasé (***d***, ***q***).

Où
θ_S : l'angle entre l'axe direct et l'axe statorique.
θ_r : l'angle entre l'axe direct et l'axe rotorique.
θ : l'angle entre l'axe de référence statorique et rotorique.

Physiquement, l'application de la transformation de Park à la MAS correspond à une transformation de trois bobines statoriques et rotoriques à deux bobines équivalentes reprenant les mêmes considérations ou aspects en terme de tensions, de courants et de flux ou du moins une image qui leur sera parfaitement proportionnelle, donc on peut avoir un système d'équations à coefficients constants, donc linéaires.

Le changement de variable de trois vers deux ($3 \rightarrow 2axes$) avec une composante homopolaire, correspondant à la tension, au courant et flux sont définis par la transformation de l'enroulement triphasé *a, b, c* en trois enroulements orthogonaux *d, q, 0* dénommés :

- Axe direct (*d*) - Axe quadratique (*q*) - Axe homopolaire (*0*) qui suivent l'équation (5.47a) :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_o \end{bmatrix} = \left[P(\theta_p)\right] \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad \text{Ou encore} \quad [X]_{dqo} = \left[P(\theta_p)\right] [X]_{abc} \qquad (5.47a)$$

La transformation inverse se fait par (5.47b) :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \left[P(\theta_p)\right]^{-1} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_o \end{bmatrix} \quad \text{Ou encore} \quad [X]_{abc} = \left[P(\theta_p)\right]^{-1}[X]_{dq0} \tag{5.47b}$$

Tels que :

$$[U_s] = [U_{SA}\ U_{SB}\ U_{SC}]^{T};\ [I_s] = [I_{SA}\ I_{SB}\ I_{SC}]^{T};\ [\Phi_S] = [\Phi_{SA}\ \Phi_{SB}\ \Phi_{SC}]^{T}$$

$[X]$: Peut être les vecteurs de tensions $[U_s]$, $[U_R]$, de courants $[I_s]$, $[I_R]$, ou de flux $[\Phi_S]$, $[\Phi_R]$.
$[P(\theta_p)]$: Matrice de transformation modifiée orthogonale.
$[P(\theta_p)]^{-1}$: Matrice de transformation inverse.
θ_p : Position angulaire du système d'axes (d, q) par rapport au système d'axes réels (a, b, c).

La composante homopolaire est de valeur nulle, puisque le système triphasé est considéré équilibré et symétrique. Le neutre de la MAS est inutile.

La matrice de Park s'écrit (5.48a) :

$$\left[P(\theta_p)\right] = \sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix} \cos\theta_p & \cos\left(\theta_p - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_p + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin\theta_p & -\sin\left(\theta_p - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_p + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \tag{5.48a}$$

Et son inverse (5.48b) :

$$\left[P(\theta_p)\right]^{-1} = \left[P(\theta_p)\right]^{T} = \sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix} \cos\theta_p & -\sin\theta_p & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_p - \frac{2\pi}{3}) & -\sin\left(\theta_p - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_p + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_p + \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \tag{5.48b}$$

5.9.2.2 Modélisation en complexe

Les équations précédentes seront définies dans le repère (d, q) orthogonal. Leur transcription complexe est obtenue en associant un plan complexe à ce repère. Cette écriture complexe plus compacte possède un sens de formulation vectorielle des équations de la machine, en les groupant en deux séries d'équations. Ainsi, on pose pour la tension complexe $\overline{U}$ quelque soit le repère :

$$\overline{U} = U_d + jU_q \tag{5.49a}$$

On fera de même pour les autres grandeurs complexes : courants $\overline{I}$ et flux $\overline{\Phi}$.

Cette tension complexe en (5.49a) est l'image du champ tournant produit par le système triphasé des bobines. Le vecteur tension $\overline{U}(t)$ définit le phaseur complexe, qui est un vecteur dans le plan (d,q) tournant à la vitesse ω, donné en (5.49b):

$$\overline{U} = K(U_A + aU_B + a^2U_C) \tag{5.49b}$$

$a = 1.e^{j2\pi/3}$: Opérateur complexe triphasé de la transformation de Fortescue de rotation de $120°$;
K : Coefficient au choix de l'utilisateur qui peut prendre différentes valeurs.
$K=2/3$: Pour une représentation vectorielle conservant les amplitudes (Clarke);
$K = \sqrt{\frac{2}{3}}$: Pour une représentation vectorielle conservant la puissance (Concordia);

L'expression (5.49a) permet la transformation des équations matricielles des tensions $[U_s]$ et $[U_r]$ précédentes (5.44a) et (5.44b) pour les ramener à deux équations complexes seulement sur les deux axes (*d, q*). Il en est de même pour les courants $\bar{I}$ et les flux $\overline{\Phi}$.

5.9.2.3 Application de la Transformation de Park à la MAS

On applique la transformation de Park d'angle θ_s aux grandeurs statoriques et d'angle θ_r aux grandeurs rotoriques représentés sur la figure 5.14. On effectue donc, un changement de variables aux grandeurs statoriques et rotoriques de leurs bobinages triphasés par leurs bobinages diphasés équivalents. On aboutit à la MAS équivalente à quatre enroulements seulement dont deux selon ***d*** et les deux autres selon ***q***. Ils ont des inductances cycliques :

Au stator $L_{sd} = L_{sq} = \mathcal{L}_s$

Au rotor $L_{rd} = L_{rq} = \mathcal{L}_r$

Il en est de même pour les inductances mutuelles stator - rotor *M* selon les axes *d* et *q*.

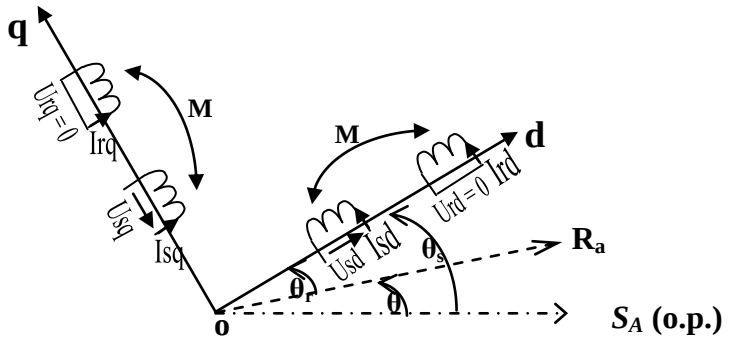


Figure 5.14 : Modèle diphasé de la MAS dans le repère de Park.

L'axe S_A est choisi comme origine des phases (**o.p.**).

La position du système d'axes perpendiculaires (*0, d, q*) peut être quelconque dans le système, vue l'isotropie du stator et du rotor de la MAS. L'angle θ de la figure 5.13 caractérise la position angulaire du rotor par rapport au stator tel que : $\theta = \theta_s - \theta_r$

La vitesse angulaire de rotation ω du moteur est donc :

$$\omega = \frac{d\theta}{dt} = \frac{d\theta_s}{dt} - \frac{d\theta_r}{dt}$$

$$\omega = \omega_s - \omega_{gl}$$

ω_s et ω_{gl} : Vitesses angulaires de synchronisme et de glissement des axes ***d*** et ***q*** statorique et rotorique.

Le modèle obtenu s'exprime en deux séries d'équations magnétiques aux flux et électriques aux tensions.

a) Equations magnétiques

Les flux statoriques et rotoriques dans le repère (***d, q***) en régime équilibré s'écrivent :

Pour le stator

$$\Phi_{sd} = \mathcal{L}_s.i_{sd} + M.i_{rd} \quad (5.50a)$$

$$\Phi_{sq} = \mathcal{L}_s.i_{sq} + M.i_{rq} \quad (5.50b)$$

Pour le rotor

$$\Phi_{rd} = \mathcal{L}_r.i_{rd} + M.i_{sd} \quad (5.51a)$$

$$\Phi_{rq} = \mathcal{L}_r.i_{rq} + M.i_{sq} \quad (5.51b)$$

En adoptant la modélisation complexe de 5.3.2.2, on définit le flux complexe :

$$\overline{\Phi} = \Phi_d(t) + j\Phi_q(t)$$

On obtient ainsi les équations aux flux pour le stator et pour le rotor :

.

$$\overline{\Phi}_s = \Phi_{sd}(t) + j\Phi_{sq}(t) = \mathcal{L}_s.\bar{I}_s + M.\bar{I}_r \quad (5.52a)$$

$$\overline{\Phi}_r = \Phi_{rd}(t) + j\Phi_{rq}(t) = \mathcal{L}_r.\bar{I}_r + M.\bar{I}_s \quad (5.52b)$$

Il est facile de remarquer que ces expressions applicables en régime équilibré quelconque sont identiques à celles (5.20) et (5.21) établies pour les flux à travers une phase en régime permanent sinusoïdal.

A partir de ces expressions (5.52a) et (5.52b), on peut passer aux équations de tensions électriques comme suit :

b) Equations de tensions électriques

L'application de la transformation de Park aux équations de tensions électriques (5.41a) et (5.41b) statoriques et rotoriques, donne les équations du modèle dynamique de la MAS alimentée en tension dans le système diphasé (***d, q***) tournant synchrone dont la démonstration est en ANNEXE A2 :

Pour le stator

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\Phi_{sd}}{dt} - \omega_s \Phi_{sq} \quad (5.53a)$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} + \omega_s \Phi_{sd} \quad (5.53b)$$

Pour le rotor

$$V_{rd} = 0 = R_r i_{rd} + \frac{d\Phi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega_{gl})\Phi_{rq} \quad (5.54a)$$

$$V_{rq} = 0 = R_r i_{rq} + \frac{d\Phi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega_{gl})\Phi_{rd} \quad (5.54b)$$

c) Expression de la puissance et du couple électromagnétique

On peut exprimer les puissances instantanées respectivement dans les repères triphasés ***(a, b, c)*** et diphasé ***(0, d, q)*.**

c.1 Puissance instantanée P_{abc}

Par définition, la puissance instantanée dans le système triphasé s'écrit :

$$P(t) = \vec{U}_{abc}.\vec{I}_{abc} = U_{sa}.i_{sa} + U_{sb}.i_{sb} + U_{sc}.i_{sc} \quad (5.55)$$

c.2 Puissance instantanée P_{odq}

Il en est de même, la puissance instantanée dans le système diphasé s'écrit :

$$P(t) = \vec{U}_{0dq}.\vec{I}_{0dq} = V_{sd}.i_{sd} + V_{sq}.i_{sq} + U_{so}.i_{so} \qquad (5.55b)$$

Puisque le système est équilibré (terme homopolaire nul), on a :

$$P(t) = V_{sd}.i_{sd} + V_{sq}.i_{sq} \qquad (5.55c)$$

Sachant que la transformation de Park conserve la puissance *P(t)* dans les deux repères, en remplaçant les expressions (5.53a, b) de U_{sd} et U_{sq} par leurs valeurs dans (5.55c), on obtient :

$$P(t) = \left[R_s.i_{sd}^2(t) + R_s.i_{sq}^2(t)\right] + \left[\frac{d\Phi_{sd}(t)}{dt}.i_{sd}(t) + \frac{d\Phi_{sq}(t)}{dt}.i_{sq}(t)\right] + \left[\omega_s(\Phi_{sd}(t).i_{sq} - \Phi_{sq}(t).i_{sd}(t)\right] \quad (5.56)$$

On remarque que la puissance est décomposée respectivement de trois termes :

$$P(t) = P_J + P_{em} + P_{mec}$$

Tels que :

$P_J = R_s.i_{sd}^2 + R_s.i_{sq}^2$: Puissance dissipée par effet Joule.

$P_{em} = \frac{d\Phi_{sd}}{dt}.i_{sd} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt}.i_{sq}$: Puissance électromagnétique d'échange avec la source.

Le troisième terme représente la puissance mécanique, convertie d'une fraction de la puissance électrique, transférée du stator au rotor à travers l'entrefer, notée :

$$P_{mec} = \omega_s\left(\Phi_{sd}(t).i_{sq}(t) - \Phi_{sq}(t).i_{sd}(t)\right) \qquad (5.57)$$

Sachant qu'en régime sinusoïdal : $\omega = \omega_s$ et $\omega_r = g.\omega$

Puis, en utilisant la relation (5.46) de la puissance mécanique, on déduit le couple électromagnétique en régime transitoire quelconque dans le repère (*d, q*) :

$$C_{em}(t) = p\left(\Phi_{sd}(t).i_{sq}(t) - \Phi_{sq}(t).i_{sd}(t)\right) \qquad (5.58a)$$

Diverses manipulations de l'équation fondamentale (5.58a), procédant d'un choix d'élimination de certaines variables des expressions des flux (5.50a–5.51b) conduisent à l'établissement d'autres expressions du couple en fonction du produit croisé :

- Des courants seuls :

$$C_{em} = P.M\left(i_{rd}.i_{sq} - i_{rq}.i_{sd}\right) \qquad (5.58b)$$

- Des flux seuls :

$$C_{em} = \left(\frac{1-\sigma}{\sigma.M}\right)\left(\Phi_{rd}.\Phi_{sq} - \Phi_{rq}.\Phi_{sd}\right) \qquad (5.58c)$$

- Des courants et des flux :

$$C_{em} = p\frac{M}{\mathcal{L}_r}\left(\Phi_{rd}.i_{sq} - \Phi_{rq}.i_{sd}\right) \qquad (5.58d)$$

$$C_{em} = p\frac{M}{\mathcal{L}_s}\left(\Phi_{sq}.i_{rd} - \Phi_{sd}.i_{rq}\right) \qquad (5.58e)$$

L'examen de ces expressions ci-dessus, du couple électromagnétique C_{em} de la MAS, montre qu'elles résultent d'une différence de produits de deux composantes en quadrature, d'un flux et

d'un courant, de courants, de flux en interaction en (5.58a–5.58e) présentant un couplage complexe entre les grandeurs physiques de la machine. Le problème est que l'on ne dispose pas de deux variables indépendantes pour les contrôler séparément comme dans la MCC.

Le principe de la commande vectorielle permet de découpler les variables flux et courant pour les contrôler séparément.

Les expressions (5.58a–5.58e) mènent à différentes stratégies de commande de la MAS. La plus utilisée industriellement, qu'on étudiera au chapitre 6, est la commande vectorielle à flux rotorique orienté (FOC), dont le choix est porté sur l'équation (5.58d) où figurent les composantes du flux rotorique avec celles du courant statorique. On remarque que si on élimine le deuxième produit ($\Phi_{rq}.i_{sd}=0$), alors le couple ressemblerait étroitement à celui d'une MCC.

5.9.2.4 Equation de PARK de la MAS exprimée dans différents référentiels

L'étude du fonctionnement de la MAS à l'aide des composantes de Park, nécessite l'utilisation de référentiels pour simplifier au mieux les expressions analytiques.

En pratique trois référentiels intéressants concernent le choix de l'orientation du repère d'axes (***d, q***) dépendant des objectifs de l'application :

a) Repère lié au stator, $\theta_s = 0°$: étude des grandeurs statoriques.

b) Repère lié au rotor, $\theta_r = 0°$: étude des grandeurs rotoriques.

c) Repère lié au champ tournant : étude de la commande.

La conception du contrôle vectoriel par orientation du flux, nécessite le choix du repère lié au champ tournant, mais les modèles d'action dépendent de la position du repère par rapport aux divers axes du flux.

5.9.2.4.1 Référentiel lié au stator

Ce référentiel est immobile par rapport au stator amenant la condition : $\omega_s = 0$ et $\omega_r = -\omega$
Avec $\omega = p\Omega$: la pulsation de rotation mécanique en [*rd/s*].

Dans ce cas $\theta_s = 0$, les repères de Concordia **(α, β)** sont confondus avec celles de Park **(*d, q*)**. Les systèmes d'équations de tensions électriques pour le stator (5.53a,b) et pour le rotor (5.54a, b) prennent la nouvelle forme en (5.59a,b), (5.60a,b) :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\Phi_{sd}}{dt} \quad (5.59a)$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} \quad (5.59b)$$

$$V_{rd} = 0 = R_r i_{rd} + \frac{d\Phi_{rd}}{dt} + p\Omega.\Phi_{rq} \quad (5.60a)$$

$$V_{rq} = 0 = R_r . i_{rq} + \frac{d\Phi_{rq}}{dt} - p\Omega.\Phi_{rd} \quad (5.60b)$$

C'est le référentiel le mieux adapté pour travailler avec les grandeurs instantanées. Ses courants et ses tensions sont réels. Il est choisi lorsqu'on désire étudier les variations simultanées de la fréquence d'alimentation et de la vitesse angulaire de rotation Ω provenant du changement du repère des grandeurs du rotor. Ce référentiel est nécessaire lors des études de variations importantes de la vitesse de rotation, tels que le démarrage et freinage des machines à courant alternatif avec branchement des résistances.

5.9.2.4.2 Référentiel lié au rotor

Ce référentiel est immobile par rapport au rotor amenant la condition: $\omega_r = 0$ et donc :

$$\omega_s = \omega = p\Omega.$$

Le système d'équations de tensions électriques pour le stator (5.53a,b) et pour le rotor (5.54a,b) se réduisent à (5.61a,b), (5.62a,b) :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\Phi_{sd}}{dt} - \omega.\Phi_{sq} \quad (5.61a)$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} + \omega.\Phi_{sd} \quad (5.61b)$$

$$V_{rd} = 0 = R_r i_{rd} + \frac{d\Phi_{rd}}{dt} \quad (5.62a)$$

$$V_{rq} = 0 = R_r i_{rq} + \frac{d\Phi_{rq}}{dt} \quad (5.62b)$$

Ce référentiel immobile par rapport au rotor, est intéressant dans les problèmes où la vitesse de rotation est considérée comme constante. Il est utilisé pour l'étude des régimes transitoires dans les machines asynchrones et synchrones.

5.9.2.4.3 Référentiel lié au champ tournant

Dans ce cas, la vitesse de rotation du repère diphasé (***d, q***) est celle de synchronisme ω_s. C'est la condition où la vitesse de glissement : $\omega_r = \omega_s - \omega$

Le système d'équations de tensions pour le stator (5.53a,b) et pour le rotor (5.54a,b) n'introduit pas de simplifications dans la formulation des équations électriques (5.63a,b), (5.64a,b):

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\Phi_{sd}}{dt} - \omega_s.\Phi_{sq} \quad (5.63a)$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} + \omega_s.\Phi_{sd} \quad (5.63b)$$

$$V_{rd} = 0 = R_r i_{rd} + \frac{d\Phi_{rd}}{dt} - \omega_r.\Phi_{rq} \quad (5.64a)$$

$$V_{rq} = 0 = R_r i_{rq} + \frac{d\Phi_{rq}}{dt} + \omega_r.\Phi_{rd} \quad (5.64b)$$

L'avantage d'utiliser ce référentiel, c'est qu'il fait correspondre des grandeurs continues à des grandeurs sinusoïdales en régime permanent. Il est cependant, avantageux dans les problèmes où la fréquence d'alimentation est constante. Ce qui simplifie considérablement la conduite des calculs car les grandeurs transformées dans les axes *d* et *q* deviennent des constantes (indépendantes du temps). De plus, si la vitesse de glissement ω_r est supposée constante (charge à inertie infinie), la dynamique électrique de la machine est donnée par un système d'équations linéaires d'ordre *4*. Ce dernier est utilisé pour réaliser le contrôle vectoriel du fait que les grandeurs de réglage deviennent continues en régime permanent pour en faire facilement la régulation, qu'on développera au chapitre 6.

5.9.3 Modèle d'état de la MAS dans le repère (d, q) lié au champ tournant

Il est nécessaire de représenter le modèle dynamique non linéaire de la MAS sous forme d'équations d'état utilisant le système (5.63a,b–5.64a,b) en plus de celles des flux (5.50a,b–5.51a,b) dont les variables décrivent le fonctionnement du système et son évolution.

IL existe plusieurs possibilités de choix du vecteur d'état dépendant de l'objectif. Elles permettent de concevoir une représentation d'état pour le système à contrôler, en choisissant deux variables d'état parmi les quatre suivantes : $\left[\bar{I}_s, \bar{I}_r, \overline{\Phi}_s, \overline{\Phi}_r\right]$

Les états utilisés sont ceux donnés au moins par une mesure d'état $\left(\bar{I}_s\right)$ tels que $\left(\bar{I}_s, \overline{\Phi}_r\right)$, $\left(\bar{I}_s, \overline{\Phi}_s\right)$ et $\left(\bar{I}_s, \bar{I}_r\right)$ [87].

Pour le modèle de la machine dans le repère (*d, q*) lié au champ tournant, on choisit le vecteur d'état :

$$[X] = [i_{sd}, i_{sq}, \Phi_{rd}, \Phi_{rq}]^T$$

5.9.3.1 Modèle d'état de la MAS alimentée en tension

Pour une MAS alimentée en tension, les variables de commande sont les tensions statoriques V_{sd} et V_{sq}. Puis, on considère les courants statoriques i_{sd} et i_{sq}, les flux rotoriques Φ_{rd} et Φ_{rq}, auxquels il faudra rajouter la pulsation mécanique Ω comme variables d'état.

Ce modèle permet la mesure des courants statoriques i_{sd} et i_{sq} en sortie pour la commande de l'onduleur. Les flux rotoriques Φ_{rd} et Φ_{rq} qu'on doit orienter, sont utilisés pour contrôler le couple C_{em} instantanément.

Dans le cas d'un *repère lié au champ tournant* ($\omega_r = \omega_s - \omega$), les équations du modèle de la MAS sont données d'une manière générale par le système d'équations (5.65) :

$$\frac{d}{dt}[X] = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s}\left(R_s + \frac{M^2}{L_r \tau_r}\right) & \omega_s & \frac{M}{\sigma L_s L_r}\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & \frac{M}{\sigma L_s L_r} p\Omega \\ -\omega_s & -\frac{1}{\sigma L_s}\left(R_s + \frac{M^2}{L_r \tau_r}\right) & -\frac{M}{\sigma L_s L_r} p\Omega & \frac{M}{\sigma L_s L_r}\left(\frac{1}{\tau_r}\right) \\ M\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & 0 & -\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & \left(\omega_s - p\Omega\right) \\ 0 & M\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & -\left(\omega_s - p\Omega\right) & -\left(\frac{1}{\tau_r}\right) \end{bmatrix} [X] + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} \quad (5.65)$$

Afin de concevoir le modèle complet d'ordre 5, il faudra rajouter la vitesse angulaire Ω du moteur, traitée comme variable d'état dans l'équation mécanique (5.66) caractérisant le mode lent de la machine :

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J}\left(p\frac{M}{L_r}(\Phi_{rd}.i_{sq} - \Phi_{rq}.i_{sd}) - C_r - f_r.\Omega\right) \quad (5.66)$$

Avec :

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}, \quad \tau_s = \frac{L_s}{R_s} \qquad \tau_r = \frac{L_r}{R_r} \quad (5.67)$$

σ : Coefficient de dispersion (ou de fuite totale).

τ_s, τ_r : Constantes de temps statorique et rotorique.

L_s, L_r *et* M apparaissent ici, comme étant les ***inductances cycliques*** propres au stator (rotor) et ***mutuelle***.

Remarque

La vitesse angulaire $\boldsymbol{\Omega}$ de la machine dans le système (5.65) ne peut normalement être traitée comme constante puisqu'elle est liée au couple $\boldsymbol{C_{em}}$ par l'équation mécanique (5.68) obtenue en utilisant les équations précédentes (5.58d) et (5.66) :

$$C_{em} = J\frac{d\Omega}{dt} + C_r + f_r.\Omega \tag{5.68}$$

5.9.4 Forme d'état du modèle de la MAS dans le repère (α,β) lié au stator

Les phénomènes transitoires dans les MAS peuvent être étudiés à partir du modèle global dans un référentiel lié au stator. Pour l'observation d'état de la MAS, le modèle de la machine dans le repère (α, β) lié au stator, le vecteur d'état choisi est : $\boldsymbol{[X] = [i_{s\alpha}, i_{s\beta}, \Phi_{r\alpha}, \Phi_{r\beta}]^T}$

En rajoutant l'équation mécanique au système d'équations (5.59a, b) et (5.60a, b), après réarrangement pour faire apparaître le vecteur d'état $\boldsymbol{[X]}$; on obtient le modèle (5.69) de la MAS :

$$\frac{d}{dt}[X] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\tau_r} - \frac{1}{\sigma}\left(\frac{1}{\tau_s}+\frac{1}{\tau_r}\right) & 0 & \frac{1}{\sigma\mathcal{L}_s\mathcal{L}_r}\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & \frac{M}{\sigma\mathcal{L}_s\mathcal{L}_r}p\Omega \\ 0 & \frac{1}{\tau_r} - \frac{1}{\sigma}\left(\frac{1}{\tau_s}+\frac{1}{\tau_r}\right) & -\frac{M}{\sigma\mathcal{L}_s\mathcal{L}_r}p\Omega & \frac{M}{\sigma\mathcal{L}_s\mathcal{L}_r}\left(\frac{1}{\tau_r}\right) \\ M\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & 0 & -\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & -p\Omega \\ 0 & M\left(\frac{1}{\tau_r}\right) & p\Omega & -\left(\frac{1}{\tau_r}\right) \end{bmatrix}[X] + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma\mathcal{L}_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma\mathcal{L}_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} \tag{5.69}$$

Et la même équation mécanique qu'en (5.66) avec les mêmes paramètres définit en (5.67).

Chapitre 5

B- Modélisation dynamique de l'association convertisseur- Machine Asynchrone triphasée

5.1 Modélisation de l'alimentation

On ne peut appliquer la commande de la MAS utilisée dans les systèmes d'entrainement à vitesses variables sans que l'on discute du convertisseur qu'on doit lui associer, de son alimentation et de sa commande.

La figure 5.15 montre le schéma global de l'alimentation composé de l'association (Redresseur triphasé PD3 + Filtre passe bas LC + Onduleur de tension commandé par la technique « Sinusoïdal Pulse Width Modulation : SPWM ».

L'équipement d'alimentation de la MAS est constitué des éléments suivants :

- Une source électrique triphasée équilibrée de tension et de fréquence constante;
- Un redresseur triphasé double alternance à diodes (PD3) ;
- Un filtre passe bas de tension (*LC*) ;
- Un onduleur de tension, généralement à transistors bipolaires à porte isolée « Insulated Gate Bipolar Transistors : IGBT».

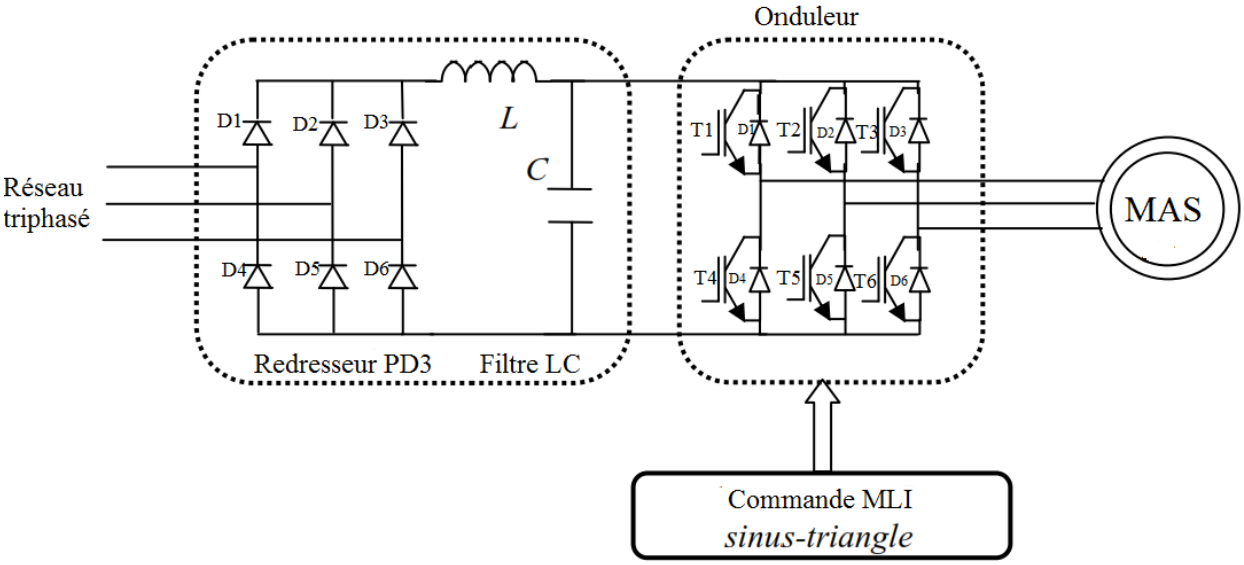


Figure 5.15 : Schéma global de l'alimentation de la MAS triphasée**.**

Le but d'un redresseur est de délivrer une tension continue U_{dc} pour une puissance donnée P_{dc} caractérisant ses performances. Le redresseur triphasé double alternance en pont à diodes PD3 est utilisé pour des applications de fortes puissances. Le premier groupe de diodes du haut (D_1, D_2, D_3) est à cathode commune dont chacune conduit lorsque le potentiel de son anode est le plus positif. Le deuxième groupe de diodes (D_4, D_5, D_6) est à anode commune dont chacune conduit lorsque le potentiel de sa cathode est le plus négatif.

Si on néglige l'effet d'empiètement, la valeur instantanée de la tension redressée $U_d(t)$ est obtenue en faisant à chaque instant, la différence entre la tension d'alimentation de phase la plus positive et celle de phase la plus négative par rapport à la tension de référence $V_N=0V$ tel que :

$$U_d(t) = \text{Max}\,[U_a(t), U_b(t), U_c(t)] - \text{Min}\,[U_a(t), U_b(t), U_c(t)] \tag{5.71}$$

Les paramètres importants, caractéristiques des performances du redresseur PD3 [90], peuvent être mentionnés ci-dessous en (5.72-5.77) :
En utilisant les définitions, le calcul de la valeur moyenne et efficace donne respectivement :

$$U_{d\,moy} = \frac{3\sqrt{3}}{\pi} U_m = 1{,}654.U_m \tag{5.72}$$

$$U_{d.eff} = U_m \sqrt{\frac{3}{2} + \frac{9\sqrt{3}}{4.\pi}} = 1{,}6554.U_m \tag{5.73}$$

Le facteur de forme : $FF=U_{d.eff}/\,U_{d.moy} = 1{,}0008$ (5.74)

Le facteur de distorsion : $DF = \frac{U_{ond.eff}}{U_{d.moy}} = \sqrt{FF^2 - 1} = 0.04$ (5.75)

Le rendement : $\eta=P_{dc}/P_{ac}= 99{,}8\%$ (5.76)

Fréquence d'ondulation de la tension de sortie : $f_0=6.f$ (5.77)

Ces paramètres montrent que le redresseur PD3 est très utilisé puisqu'il possède un très bon rendement de presque *100%* et de très faible ondulation. En effet, il est caractérisé par un $FF \to 1$ et un $DF \to 0$.

Afin d'avoir une tension légèrement ondulée à l'entrée de l'onduleur, et un courant redressé relativement lisse, on place un filtre *LC*, de FT en (5.78), entre les deux convertisseurs statiques, pour filtrer les harmoniques engendrés par le pont redresseur ainsi que ceux engendrés par l'onduleur. Les redresseurs génèrent des harmoniques dans la charge qui peuvent être éliminés par ces filtres pour un bon lissage pour assurer une tension continue à l'entrée de l'onduleur.

$$F(p) = \frac{U_f(p)}{U_d(p)} = \frac{1}{1 + \left(\sqrt{LC}\,p\right)^2} \tag{5.78}$$

C'est un filtre de deuxième ordre avec une fréquence de coupure f_c en (5.79) :

$$f_c = \frac{1}{2\pi\sqrt{LC}} \tag{5.79}$$

Pour déterminer ***L*** et ***C***, on impose une fréquence de coupure inférieure à la fréquence du premier harmonique dominant à éliminer (*6* fois la fréquence du réseau d'alimentation de *f=50 Hz* dans ce cas, c'est-à-dire, $f_0 = 300Hz$).

5.1.1 Technique de modulation de largeur d'impulsion PWM

La tension délivrée par un onduleur idéal doit être sinusoïdale. Cependant les formes d'ondes des onduleurs pratiques sont non sinusoïdales dont l'analyse est une part essentielle de l'étude des onduleurs. Elles renferment donc certains harmoniques entrainant des pertes dans le réseau (Transfo. : P_{Fer}, dans la ligne et le convertisseur, dans la machine tournante chargée : P_J). De plus, elles génèrent des oscillations du C_{em} provoquant une fatigue mécanique, bruits acoustiques et usure prématurée des différents éléments du banc d'essai. Elles injectent du bruit sur la

commande et introduisent des NL qui peuvent déstabiliser le système. Il faudra donc minimiser ces harmoniques. Les tensions carrées délivrées à la charge inductive sont acceptables pour des applications de faibles et de moyennes puissances. Mais, pour des applications de fortes puissances, des tensions sinusoïdales faiblement déformées sont exigées. Dans les MAS et MS, les harmoniques sont sources d'échauffement supplémentaires.

Les techniques modernes, utilisant les semi-conducteurs de puissance à vitesse de commutation élevée, arrivent à réduire énormément les harmoniques de la tension délivrée à la charge inductive, amenant une très bonne réponse dynamique, à faible niveau d'ondulation du couple. Ceci est faisable grâce aux techniques PWM pour obtenir des tensions presque sinusoïdales. Depuis longtemps, la commande PWM a fait l'objet de nombreuses publications [88–89], vue l'amélioration apportée sur les composants électroniques de puissance et les innovations sur les onduleurs multi-niveaux afin de diminuer les ondulations des courants dans la machine tournante et à étendre sa commande à des domaines de puissance supérieurs à 2MW.

Il existe plusieurs techniques de commandes des onduleurs permettant d'imposer aux machines AC des ondes de tension à amplitudes et fréquences variables à partir d'un réseau triphasé standard *220V/380V, f=50Hz*.

- Commande NL par PWM à bande d'hystérésis :

  Les états de commutation des interrupteurs IGBT de l'onduleur, utilisent les erreurs entre les courants mesurés et de références, comparées à une bande d'hystérésis ΔH prédéfinie, choisie de façon à ne pas dépasser la fréquence de commutation des interrupteurs et à minimiser les harmoniques de courant.

- Commande par PWM sinus dents de scie la plus classique.

- Commande par PWM sinus triangle ou PWM sinusoïdale SPWM :
  C'est la plus utilisée, effectuant la comparaison d'un signal de référence à une porteuse, en général triangulaire. C'est la plus facile à implanter.

- La modulation précalculée « Selected Harmonic Elimination : SHE » pour laquelle les angles de commutation sont calculées hors ligne, pour annuler certaines composantes du spectre de la PWM.

- Commande par PWM vectorielle « Space Vector PWModulation : SVPWM » ou modulation postcalculée dans laquelle les angles de commutation sont calculées en ligne par 8 états des interrupteurs, utilisant trois signaux logiques $S_i(i = A, B, C)$ pour commander les six interrupteurs de l'onduleur, sachant que deux interrupteurs de chaque bras sont commandés de manière complémentaire, pour l'obtention de six vecteurs $V_{1\text{-}6}$ (1,0,0), (1,1,0), (0,1,0), (0,1,1), (0,0,1), (1,0,1) actifs principaux de tensions, appliqués à la charge inductive, déphasés de π/3 formant six secteurs triangulaires et deux vecteurs $V_{7\text{-}8}$ (1,1,1), (0,0,0) de roues libres inactifs (pas de tension de charge).

- La modulation stochastique pour laquelle l'objectif fixé est le blanchiment sur l'ensemble du spectre (bruit constant et minimal). Les largeurs d'impulsions sont réparties suivant une densité de probabilité représentant la loi de commande, c.-à-d., la probabilité d'occurrence de l'état H est proportionnel à la valeur de la variable codée : réalisation en CI « PWM Application Specific Integrated Circuit : ASIC »; demandent des fréquences d'échantillonnage f_{Ech} élevées incompatibles avec $P_{Com} > Kw$.

- La technique particulière de modulation delta « Delta Modulation : DM », connue aussi sous le nom de modulation à hystérésis où la tension triangulaire de sortie mesurée oscille à l'intérieur d'une bande d'hystérésis ΔH prédéfinie, autour d'une tension sinusoïdale de référence pour générer la fonction de commutation PWM à partir des sommets de l'onde triangulaire, les modulations, trapézoïdale, en escalier, en échelons, peuvent être aussi utilisées, menant à des performances améliorées.

Le choix d'une technique de commande dépend de la gamme de puissance, des interrupteurs à transistors ou à thyristors de l'onduleur utilisé et de la facilité d'implantation de l'algorithme. Il est évident que le choix d'une meilleure stratégie de commande de l'onduleur, alimentant la MAS triphasée à cage, améliore considérablement les performances qui se résument en l'indice de modulation, le taux de distorsion harmonique total « Total Harmonic Distortion : THD » et les pertes à la commutation dues aux harmoniques de courant. Finalement, les critères de coût et de performances déterminent ce choix.

5.1.2 Modélisation de l'onduleur de tension à PWM

5.1.2.1 Principe de la commande par PWM

La commande PWM est basée sur le principe de faire varier les temps de conduction des interrupteurs qui nécessite de faire varier la largeur des impulsions de commande basée sur la modulation d'un signal porteuse de fréquence élevée f_p à un signal de référence nettement inférieure f_r. Ceci pour obtenir des tensions presque sinusoïdales.

Dans le cadre de cette thèse, on utilise la PWM régulière symétrique à deux niveaux de tension pilotant en vitesse variable des MAS de moyenne et grande puissances permettant d'améliorer sensiblement les performances. Dans ce cas, une porteuse délivrant un signal triangulaire alternatif généralement de haute fréquence pouvant atteindre *20KHz*, fixant la fréquence de commutation des interrupteurs de l'onduleur de tension. Ce signal triangulaire d'amplitude crête fixée, est comparé à trois tensions instantanées de référence V_{ref} (signal modulant de basse fréquence). Les intersections de ces deux signaux génèrent directement les ordres de commande des bras de l'onduleur.

5.1.2.2 Modélisation simplifiée de l'onduleur à deux niveaux de tensions triphasées en pont

L'onduleur de tension est un convertisseur statique qui permet d'imposer à la machine des ondes de tensions à amplitudes et fréquences variables à partir d'un réseau triphasé standard *220/380V, f=50Hz*, assurant ainsi la conversion continu−alternatif. Il est normalement alimenté à partir d'une source de tension continue d'amplitude *V* modélisée comme étant idéale, sans pertes et de valeur constante. La source continue *V* accompagnée de condensateurs *C* de grande valeur en parallèle, ne peut subir de discontinuité de tension, impose la tension à l'entrée de l'onduleur : c'est un onduleur de tension.

La puissance maximale transmise reste déterminée par les caractéristiques propres du récepteur, dans notre cas, c'est la MAS à cage. Dans l'ouvrage [88], nous pouvons trouver plusieurs structures d'onduleurs de tensions existantes, chacune adaptée à une application ou à un cahier des charges spécifique.

Les principaux interrupteurs peuvent être réalisés, suivant la puissance à contrôler et la fréquence de commutation désirée, généralement à transistors à effet de champ à grille-métal oxyde « Metal Oxyde Field Effect Transistor : MOSFET », IGBT, ou à thyristors à commande intégrée « Integrated Gate Commutated Thyristor : IGCT », thyristor blocable par la gachette « Gate Turn Off : GTO » classés par ordre croissant des grandes puissances et décroissant de fréquence.

Les convertisseurs multi-niveaux, basés sur le principe d'une combinaison parallèle/série des composants de puissance, assurent une alimentation de haute tension des actionneurs électriques de moyennes et fortes puissances utilisés surtout dans la propulsion navale.

Pour des systèmes du type servo-entraînement à vitesse variable « variable speed ac drives » et de faible puissance inférieure à *500Kw*, des moteurs AC synchrones et asynchrones, l'onduleur de tension est normalement constitué des interrupteurs de type IGBT, dont la fréquence de commutation peut attendre *20KHz* pour les dispositifs modernes.

Dans notre étude, nous privilégions l'emploi d'un onduleur de tension triphasé classique à deux niveaux d'interrupteurs, utilisé aussi bien dans le domaine industriel que dans le domaine de la recherche. Il est constitué de trois bras utilisant deux interrupteurs chacun, bidirectionnels en courant et commandés à l'amorçage et au blocage.

Après redressement, la tension filtrée ***V*** est appliquée à l'onduleur en pont triphasé qui est le cœur de l'organe de commande de la MAS. Il peut être considéré comme un amplificateur de puissance. Un onduleur de tension triphasé à deux niveaux de tension ($+V$; $-V$) est constitué de trois bras avec deux interrupteurs en série pour chaque bras. Chaque interrupteur est monté en antiparallèle avec une diode de récupération pour obtenir la réversibilité en courant et la protection des transistors de puissance représenté en figure 5.16.

Les états des six interrupteurs, supposés parfaits à commutation instantanée (aux temps morts négligées), sont imposés par la commande PWM sachant que deux interrupteurs de chaque bras (K_1, K_1'), (K_2, K_2'), (K_3, K_3') sont commandés de manière complémentaire pour assurer la continuité des courants alternatifs de charge I_A, I_B, I_C de sortie d'une part et pour éviter le court circuit de la source d'autre part : Lorsque le transistor du haut (K_1) est commandé en conduction, celui du bas (K_1'), est commandé en blocage et vice-versa $\left(K_1^{'} = \overline{K}_1\right)$.

Le schéma structurel d'un tel onduleur en pont triphasé utilisant un diviseur capacitif commun, est illustré par la figure 5.16 :

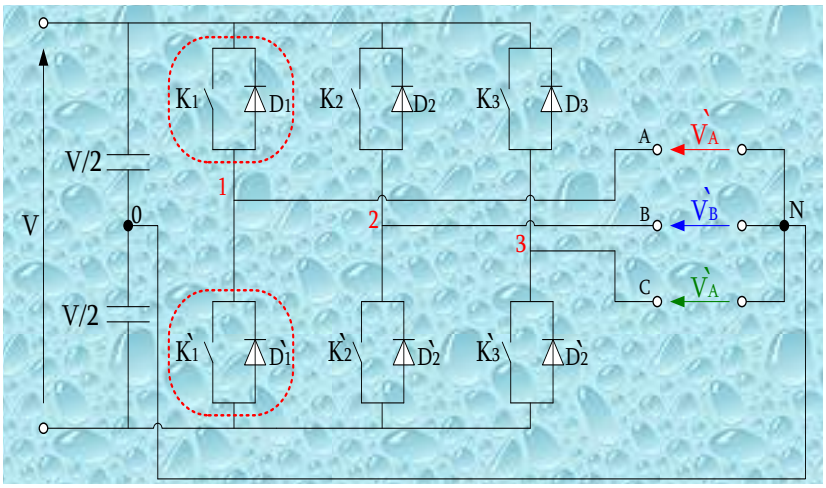


Figure 5.16: Modélisation simplifiée de l'onduleur en pont triphasé associé à la MAS.

C'est l'un des montages à commande symétrique à 180° les plus répondus qui se déduisent du montage en pont monophasé par l'adjonction d'une troisième branche identique. Trois des six transistors IGBT sont simultanément passants à tous moment. Les trois autres sont bloqués. Deux transistors d'un même bras sont commandés en complémentarité par leurs gâchettes à 180° de décalage du signal de commande de la PWM monophasée.

Principe de conversion DC-AC à commande symétrique à 180°

Pour la mise en œuvre de la conversion DC-AC, la cellule du premier bras (K_1, K_1') de la figure 5.16, est une structure minimale ne permettant que l'obtention que de deux valeurs *0* et *V* de la tension d'entrée U_{A0} de l'onduleur de la figure 5.17. Lorsque le transistor K_1 du haut est passant, la borne de sortie A est au potentiel $+V$ de la source de tension DC (K_1'du bas étant ouvert). Lorsque K_1' est passant, la borne de sortie A est au potentiel négatif $-V$.

Pourque les tensions de phase de sortie $V_A^{`}, V_B^{`}, V_C^{`}$ de l'onduleur soient identiques, décalées l'une par rapport à l'autre d'un tiers de la période $T_\theta = 2\pi$ de leur fonctionnement près, il faudra commander chaque branche (bras) avec un retard de $T_\theta / 3 = 2\pi / 3$ sur le précédent (c'est un système triphasé). Il y'a ainsi six séquences par période T_θ, chaque interrupteur électronique *K* est passant durant une demi-période $T_\theta / 2 = \pi = 180°$: C'est la commande à 180° préférée à celle à 120° car elle délivre des tensions avec moins d'harmoniques.

D'autre part, on fait l'hypothèse que la charge de l'onduleur est en étoile équilibrée. Ceci suppose que la machine AC possède trois armatures identiques. L'équilibre des courants, impose alors celui des tensions de phases statoriques :

$$I_A + I_B + I_C = 0 \Rightarrow V_{AN} + V_{BN} + V_{CN} = 0 \tag{5.80}$$

Aucun courant ne circule dans le conducteur de liaison entre le point neutre N et celui du diviseur capacitif fictif d'entrée 0 ; rendant cette connexion inutile, ainsi que le diviseur capacitif. Sans que le régime de tensions et de courants de sorties ne soient modifié, la suppression du conducteur de liaison 0-N est non seulement possible mais devient bénéfique, permettant ainsi la suppression des harmoniques impairs (multiples de 3) : 3, 9,… des courants et tensions de phase V_{AN}, V_{BN}, V_{CN}. En observant la figure 5.16 précédente, de (5.80), on peut écrire du coté machine les tensions d'entrée (5.81) de l'onduleur :

$$\begin{aligned} V_{AO} &= V_{AN} + V_{NO} \\ V_{BO} &= V_{BN} + V_{NO} \\ V_{CO} &= V_{CN} + V_{NO} \end{aligned} \tag{5.81}$$

V_{NO} : Tension fictive entre le neutre N de la MAS et le point fictif d'indice 0.
V_{AO}, V_{BO}, V_{CO} : Tensions d'entrée de l'onduleur.

La somme des trois équations de (5.81) donne (5.82) :

$$V_{AO} + V_{BO} + V_{CO} = V_{AN} + V_{BN} + V_{CN} + 3V_{NO} \tag{5.82}$$

En utilisant (5.80) dans (5.82), on a : $V_{NO} = \frac{1}{3}(V_{AO} + V_{BO} + V_{CO})$ (5.83)

En remplaçant V_{AO} de (5.81) par sa valeur dans (5.83) on obtient (5.84) :

$$V_{NO} = \frac{1}{3}(V_{AN} + V_{NO} + V_{BO} + V_{CO}) \tag{5.84}$$

On déduit ainsi la tension de la première phase V_{AN} en (5.85) :

$$V_{AN} = \frac{1}{3}(2V_{AO} - V_{BO} - V_{CO}) \tag{5.85}$$

Par permutation circulaire, on obtient de même V_{BN} et V_{CN} par décalage de phase $2\pi/3 . 4\pi/3$.

Sachant que le système triphasé couplé en étoile est équilibré (sans neutre), on peut exprimer la tension de phase de chaque branche par rapport au neutre de la charge en fonction des états de conduction :

$$\begin{aligned} V_{AN} &= \frac{2}{3}V_{AO} - \frac{1}{3}V_{AO} - \frac{1}{3}V_{CO} \\ V_{BN} &= -\frac{1}{3}V_{AO} + \frac{2}{3}V_{BO} - \frac{1}{3}V_{CO} \\ V_{CN} &= -\frac{1}{3}V_{AO} - \frac{1}{3}V_{BO} + \frac{2}{3}V_{CO} \end{aligned} \tag{5.86}$$

V_{AN}, V_{BN}, V_{CN} : Tensions de phase de sortie de l'onduleur de valeurs alternatives.

La forme de tensions d'entrée U_{AO}, de phase $U_A^{"}$ et fictive U_{NO} de l'onduleur triphasé avec charge RL montée en étoile est illustrée en figure 5.17 :

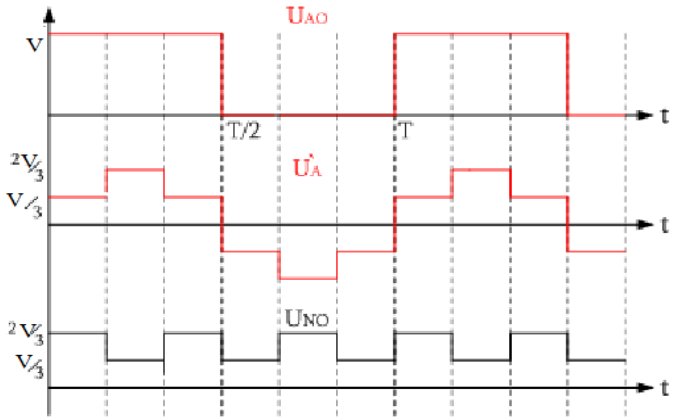


Figure 5.17 : Forme de tensions de l'onduleur triphasé avec charge RL monté en étoile.

Dans la commande à 180° décalée de $\pi/3$, il y'a trois modes par demi-période π, chacun de durée $\pi/3$. Ainsi, dans une période 2π, il y'aura six modes. Les formes d'onde des tensions de sortie de phase et de ligne se déduisent des six séquences de commande S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 et S_6. L'ouverture et la fermeture des six interrupteurs K_1, K_2, K_3, K_1', K_2', K_3', conduit à distinguer huit états possibles permettant d'établir les tensions de phase et de ligne. Dans cet onduleur triphasé, les 2^3 = 8 états des interrupteurs peuvent être définit par la combinaison des trois grandeurs logiques de commande $S_i(i = A, B, C)$ qui peuvent prendre chacune :

$S_i = 1$: L'interrupteur du haut est fermé, par complémentarité celui du bas est ouvert (fig. 5.16).

$S_i = 0$: Inversement, l'interrupteur de haut est ouvert et celui du bas est fermé.

Dans les conditions ci-dessus pour chacun des six modes, on peut écrire successivement les tensions de phase de sortie V_{iN} en (5.87) en tenant compte du point fictif 0 , puis celles de ligne de l'onduleur, en fonction des signaux de commande S_i, construites à partir de la valeur de V :

$$V_{iN} = V\left(S_i - \frac{1}{2}\right) \tag{5.87}$$

L'expression ci-dessus, permet d'établir les tensions de phase instantanées en fonction des grandeurs de commande écrite sous forme matricielle en (5.88) :

$$\begin{bmatrix} V_{AN} \\ V_{BN} \\ V_{CN} \end{bmatrix} = \frac{V}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_A \\ S_B \\ S_C \end{bmatrix} \quad (5.88)$$

N étant le point neutre du coté MAS (alternatif), de (5.88), on obtient facilement les trois tensions de ligne :

$$\boldsymbol{U_{AB}} = V_{AN} - V_{BN} \; ; \; \boldsymbol{U_{BC}} = V_{BN} - V_{CN} \; ; \; \boldsymbol{U_{CA}} = V_{CN} - V_{AN}$$

Ainsi, la relation entre le vecteur $[S_A \quad S_B \quad S_C]^T$ et le vecteur des tensions de ligne $[U_{AB} \quad U_{BC} \quad S_{CA}]^T$ est donnée sous forme matricielle par (5.89) :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ V_{BC} \\ V_{CA} \end{bmatrix} = V \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_A \\ S_B \\ S_C \end{bmatrix} \quad (5.89)$$

5.1.2.3 Commande SPWM

La commande SPWM, appelée aussi commande à modulation naturelle, est réalisée par comparaison d'une onde modulante de basse fréquence (tension de référence modulable en amplitude et en fréquence, image de la sinusoïde qu'on désire avoir à la sortie de l'onduleur) à une onde porteuse de haute fréquence de forme triangulaire définissant la cadence de la commutation des interrupteurs. Le **taux de modulation m** est défini en (5.90) comme le rapport entre l'amplitude V_1 du fondamental de la tension de sortie et la tension constante d'alimentation V de l'onduleur :

$$m = \frac{V_1}{V} \quad (5.90)$$

Les instants de commutation des interrupteurs sont déterminés par les points d'intersection entre la porteuse et la modulante (référence) représentés en figure 5.18. La fréquence de commutation des interrupteurs est fixée par la porteuse.

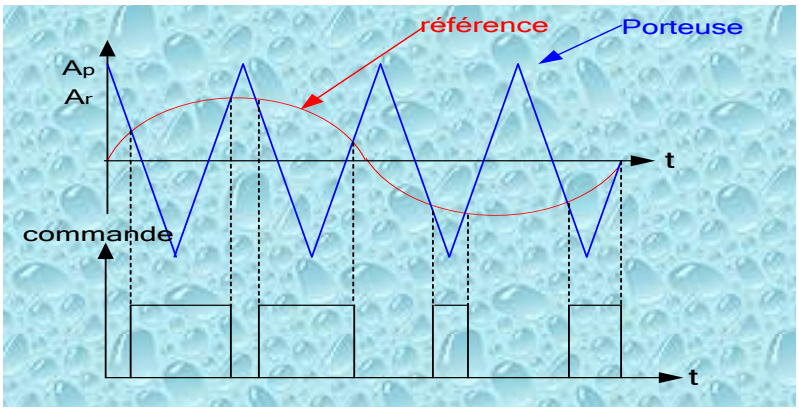


Figure 5.18 : Commande PWM sinus-triangle.

Caractéristiques de la technique SPWM

Pour une tension de référence sinusoïdale, deux paramètres caractérisent cette technique de commande SPWM :

- ***L'indice de modulation d'amplitude m_a***

On définit **l'indice de modulation d'amplitude m_a** en (5.91), ou coefficient de réglage, par **le rapport de l'amplitude de la tension de référence A_{ref}** à la **valeur de crête A_p de la porteuse :**

$$m_a = \frac{A_{référence}}{A_{porteuse}} \qquad Avec\ 0 < m_a < 1 \tag{5.91}$$

Car on ne pourra jamais faire fonctionner l'onduleur avec $m_a = 1$, car il faudra toujours laisser une durée suffisante aux intervalles de conduction et de blocage des interrupteurs d'un même bras. Pour cela $m_a < 1$ toujours.

Pratiquement, il faudra toujours s'arranger à utiliser un indice de modulation d'amplitude inférieur à l'unité pour éviter les ratés de commutation qui peuvent entrainer des discontinuités de fonctionnement particulièrement dans les applications à vitesse variable où l'on fait varier l'amplitude A_{ref} de la tension de référence.

Si $m_a > 1$, alors $A_r > A_p$ indéfiniment, la PWM est constamment à un seul état, on obtient donc une surmodulation.

- ***L'indice de modulation de fréquence m_f***

On définit **l'indice de modulation de fréquence m_f** en (5.92) par le rapport entre les fréquences de la **porteuse f_p** et de la **référence f_r** :

$$m_f = \frac{f_{porteuse}}{f_{référence}} \tag{5.92}$$

Pour obtenir la valeur optimale de m_f , il faudra trouver un compromis entre un bon rejet des harmoniques et un meilleur rendement de l'onduleur qui se détériore à cause des pertes de commutation. En effet, l'augmentation de m_f rejette les premiers harmoniques non nuls vers les fréquences élevées. Mais m_f est limité par les temps de commutation des interrupteurs IGBT de l'onduleur par la largeur minimale des impulsions.

On choisit m_f impair, car le signal de sortie est symétrique et ne comporte que des harmoniques impairs menant à sa meilleur qualité ; les alternances positive et négative de l'onde de sortie sont identiques.

Si m_f pair, il n'ya pas de symétrie de l'onde de sortie : composante continue, harmoniques pair et impairs.

- ***L'angle de calage ξ pour la PWM synchrone***

En pratique, on choisit toujours m_f impair car le développement en série de Fourier de la tension de sortie de l'onduleur ne comporte que des harmoniques impairs, l'angle de calage est optimal de la modulation par rapport à la référence. Contrairement, si m_f est pair, le développement en série de Fourier comporte une composante continue et des harmoniques pairs et impaires

La modulation est **synchrone** si **m_f est entier**. La tension de sortie est périodique et a bien une période $1/f_r$. La modulation est **asynchrone** dans le cas contraire (**m_f** est **quelconque ≠ d'un entier** et la tension de sortie ne sera jamais périodique).

L'augmentation de m_f rejette les premiers harmoniques non nuls vers les fréquences élevées. Mais m_f est limité par les temps de commutation des interrupteurs du convertisseur et donc par la largeur minimale des impulsions.

Pour la modulation asynchrone, la minimisation des sous - harmoniques implique un indice de modulation élevé. Donc l'adoption d'une commande est sans inconvénient.

Par action sur m_a, on peut théoriquement faire croître l'amplitude du fondamental de zéro jusqu'à la valeur maximale de la tension de phase à la sortie de l'onduleur : $V_{max} = m_a . V/2$.

Pour le choix des valeurs de m_a et m_f, on procède à un compromis entre la neutralisation des harmoniques et le rendement de l'onduleur considéré.

On peut faire découler la commande PWM des onduleurs de tensions alternatives triphasées en pont de celle des onduleurs monophasés, en générant de manière indépendante les signaux de commande des interrupteurs K_1, K_2, K_3 de chacun des trois demi-ponts, représentés en figure 5.19.

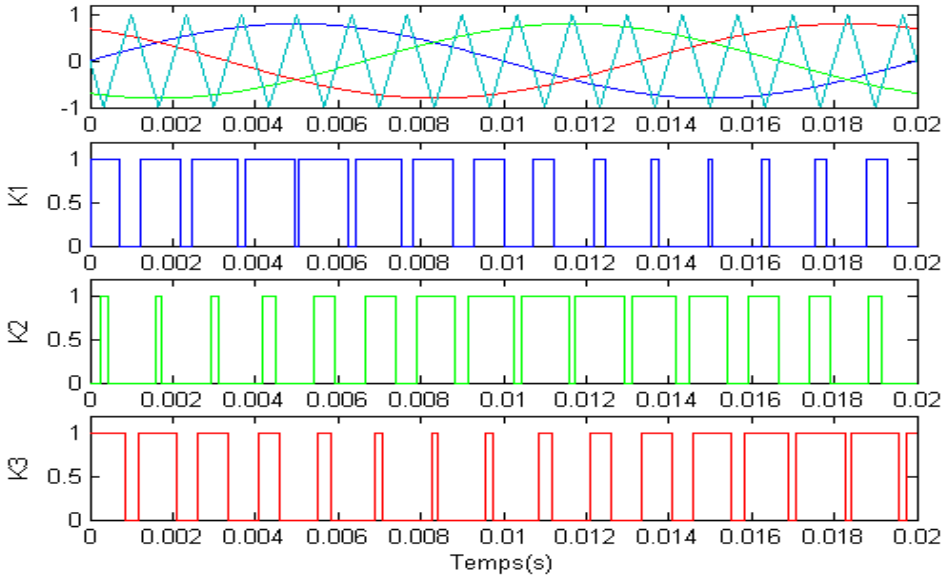


Figure 5.19: Commande PWM sinus- triangle pour onduleur triphasé en pont.

5.1.2.4 Simulation de l'association convertisseur-MAS

L'étude des performances et la validation du modèle dynamique adopté de l'association convertisseurs-machine asynchrone avec régulateurs PI classique et PI optimisé par AG sera traité au chapitre 6. Pour cela, on procède à leur simulation pour l'analyse de son comportement et l'observation de la vitesse, du couple, du courant et du flux, lorsqu'elle est alimentée à travers l'onduleur de tension commandé par la technique SPWM.

5.1.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait la modélisation de l'onduleur de tension associé à la MAS qui est basée sur la théorie de Park. L'intérêt primordial de cette transformation est de simplifier le problème du modèle triphasé pour le ramener à un modèle diphasé.

On a formulé le modèle en tension pour la machine triphasée associée à sa source d'alimentation.

Dans les ouvrages cités, on montre que toutes les techniques de commandes des onduleurs présentent des avantages et des inconvénients. On a opté pour la méthode SPWM, car c'est la

plus populaire et la plus facile à implanter pratiquement menant à de bonnes performances dynamiques.

Les résultats de simulation seront développés au chapitre 6, pour un fonctionnement de la MAS à vide, puis en charge pour caractériser le comportement classique de la machine, et démontrer ainsi la validité du modèle développé.

Chapitre 6

COMMANDE DES SYSTEMES DE PUISSANCE AC

A- Stratégies de commande de la Machine Asynchrone pour le réglage de sa vitesse et du couple

Résumé :

L'élaboration des lois de commande robuste et de haute performance dynamique de la machine asynchrone (MAS), nécessite une connaissance assez fine de ses paramètres. Dans cette thèse, on présente une étude détaillée d'une méthode numérique utilisant l'algorithme adaptatif des moindres carrés récursifs extensifs (AERLS) pour leur estimation en temps réel. On ferra une application de cet algorithme avec ses différentes extensions pour identifier les principaux paramètres du modèle discret Auto Régressif à Moyenne Ajustée eXogène (ARMAX) associé à la MAS. Cette méthode est basée sur la minimisation de critères quadratiques et de facteurs d'oublis. Comme technique avancée, on essaye d'identifier les paramètres de ce modèle par l'application des Algorithmes Génétiques (AG) avec des estimations biaisées pour la régulation de vitesse de hautes performances dynamiques. Une comparaison des deux approximations pour la modélisation ARMAX à trois et à quatre paramètres de la MAS confirme l'efficacité de ces derniers.

6.1 Introduction

Les techniques anciennes de la MAS du point de vue vitesse, présentaient l'inconvénient du manque de valeurs de vitesse et l'impossibilité de son réglage de façon économique pour les rotors bobinés et l'impossibilité totale pour les autres types malgré que son principal avantage réside dans l'absence de contacts électriques glissant. Pour ces raisons, les machines à courant continu ont régné en maître jusqu'à ces dernières années car, bien que le coût de fabrication soit assez élevé, les possibilités de réglage basé essentiellement sur le découplage naturel entre le courant dans l'induit et le flux inducteur sont simples à mettre en œuvre et faisaient la différence même si la maintenance pose le problème des contacts électriques glissants entre balais et collecteur.

Aujourd'hui, que les sciences de l'électronique de puissance et de la micro-informatique se sont bien développées grâce à la mise au point de calculateurs temps réel, rapides tels que les DSP « Digital Signal Processors » et les microcontrôleurs [91–92] comme organe de commande des variateurs, les chercheurs essaient d'utiliser la MAS dans le domaine des grandes puissances dont la gamme de vitesse est très étendue, auparavant réservés aux machines asynchrones, synchrones et celles à courant continu dans les applications de faibles puissances et de très grandes précisions en robotique et pour les servomoteurs. Il s'agit de contrôler, avec une énergie réduite, la vitesse de rotation de la MAS de grande puissance pour commander des actionneurs industriels et même pour le positionnement à pleine charge.

Ce travail a pour but la commande des moteurs asynchrones pour de meilleures performances dynamiques pour le réglage de la vitesse puisqu'ils sont très utilisés dans l'industrie vue leur simplicité et robustesse, leur faible coût et la facilité de maintenance.

Le moteur asynchrone est une machine à courant alternatif triphasé pour lequel il existe deux structures de bobinage du rotor : le bobinage triphasé et celui à cage d'écureuil.

Généralement, la MAS concernée par la variation est la machine à cage puisqu'elle est simple, moins coûteuse et présente une meilleure robustesse d'un point de vue mécanique. La plupart des structures de commande assurant la variation de vitesse sont appliqués à cette dernière pour sa mise en œuvre malgré qu'elle présente l'inconvénient de la complexité de l'algorithme de commande pour de meilleures performances, car son modèle analytique est non linéaire et fortement couplé, ce qui est à l'opposé de sa simplicité structurelle. Mais, depuis plus d'une trentaine d'années, des commandes assez laborieuses ont été mises au point pour pouvoir réaliser un contrôle découplé de la machine à induction par l'utilisation de repères appropriés. Elles sont appelées commandes vectorielles, celles-ci assurent des performances dynamiques équivalentes à celles obtenues par la machine à courant continu [93]. Cependant, l'expérience a mis en valeur quelques faiblesses de cette méthode face aux perturbations dues aux incertitudes paramétriques, qu'ils soient mesurés, comme la vitesse des moteurs, ou qu'ils varient au cours du fonctionnement, comme les résistances du rotor et du stator. Il devient important d'utiliser des méthodes de commande robuste, linéaires ou non linéaires pour immuniser le système contre les variations des paramètres du modèle de la machine à induction et aux effets de la charge.

Généralement les techniques de la machine à induction peuvent être divisées en commandes scalaires et commandes vectorielles. Parmi les commandes vectorielles NL, il y'a la commande vectorielle par orientation du flux FOC, la commande directe du couple DTC, celle basée sur les structures variables à mode glissant CMG, commandes non linéaire (CNL) par retour d'état, par l'approche du backstepping, méthode récursive multi-étapes basée sur le principe de stabilité de Lyapunov, développée par Kokotovic en 1992,…ect.

Récemment, les variateurs de vitesse intègrent plusieurs stratégies de commande :

- La commande scalaire,
- La commande vectorielle par orientation du flux FOC « Field Orientation Control » [93–94],
- Le contrôle direct du couple DTC « Direct Torque Control » [95–97],
- La commande non linéaire « CNL » [98–99],
- La commande par mode glissant « CMG » [100–103],

Toutefois un premier dispositif, la cascade hyposynchrone, a permis de faire varier la vitesse d'un moteur AC.

6.2 Historique et principe des commandes de la MAS

L'étude de la MAS est d'intérêt majeur par rapport aux autres types de machines par ses qualités de robustesse, son faible coût de fabrication et d'entretien. Pour que l'intérêt principal de la MAS reste une force et qu'elle soit utilisable dans des régimes de fonctionnement très variés, elle doit être commandée par un processus externe qui permet d'ajuster au mieux la tension d'alimentation de manière à répondre aux variations de consigne de vitesse et de couple de charge. Une autre exigence concerne la stabilité en régime permanent que l'on doit assurer.

Sur le plan spécifique des algorithmes de commande de la MAS, la communauté associée des électrotechniciens et des automaticiens a donné un essor appréciable et un succès avéré aux commandes de la MAS cités en introduction 6.1.

La commande en boucle fermée est exigée pour satisfaire les caractéristiques de performance en régimes transitoire et permanent pour l'entraînement des machines AC. La stratégie de commande peut être implémentée par :

- La commande scalaire où les variables de commande sont des quantités DC, hormis la fréquence statorique variable asservie à la vitesse du rotor, seule l'amplitude d'une grandeur est contrôlée.
- Le contrôle vectoriel où l'ensemble amplitude et phase des variables de commande sont contrôlées.
- Le contrôle adaptatif où les paramètres du contrôleur varient continuellement pour s'adapter aux variations des grandeurs de sortie.

En outre, les techniques avancées tels que les algorithmes évolutionnaires et ceux de l'intelligence artificielle, exceptionnellement les **algorithmes génétiques** et la logique floue, peuvent être, s'il y a lieu, appliquées aux différentes stratégies de commande cités en 6.1, dans le but d'apporter un certain degré de perfectionnement exigé par les cahiers de charges en regard du degré de complexité qui peut être engendré sur le système.

6.2.1 La cascade hyposynchrone

C'est une technique plus ancienne que celles utilisées dans les variateurs de vitesse qui laisse progressivement sa place aux dispositifs plus récents cités en 6.1.

La cascade hyposynchrone « Double Fed Induction Machine : DFIM », littéralement Machine Asynchrone à Double Alimentation : MADA, est seulement envisageable pour une machine à rotor bobiné qui est généralement utilisée pour des applications de fortes puissances (gros moteurs de puissance supérieure à 500kW), certaines pompes, ventilateurs et surtout les éoliennes, nécessitant qu'une plage de vitesses limitée. Elle ne permet que d'abaisser la vitesse (hypo), mais ce montage a l'avantage de conserver le rendement.

Elles sont dans l'ensemble moins chères pour leur utilisation en mode de commande par courant d'induit qui peut être fournit par une source à énergie réduite. Ainsi pour agir sur la vitesse, on doit modifier le courant rotorique I_R par l'intermédiaire d'un ensemble ***redresseur onduleur triphasé***. Le redresseur prélève une partie de l'énergie transmise au rotor, ce qui a pour conséquence d'augmenter le glissement *g*. La quantité d'énergie prélevée est réglée par l'onduleur non autonome qui la réinjecte sur le réseau permettant ainsi d'obtenir un bon rendement global.

6.2.1.1 Principe de fonctionnement

La cascade *hyposynchrone* est basée sur le principe de récupération de l'énergie importante perdue par effet joule dans les enroulements et rhéostat rotoriques pour la modifier. Elle offre ainsi l'avantage d'éviter la perte importante de puissance électrique. De plus le glissement *g*, nul à vide, ne devient réglable dans ces conditions de fonctionnement pour pouvoir prédéterminer les caractéristiques du couple moteur.

En utilisant les relations concernant le bilan de puissances mises en jeu des machines à inductions, le principe de fonctionnement de la technique *hyposynchrone* est basé sur la relation qui lie les pertes joule au rotor P_{JR} à la puissance transmise P_{tr} :

$$P_{JR} = g.P_{tr} = g.C_{tr}.\Omega_s \tag{6.1}$$

On pourra prédéterminer les nouvelles caractéristiques du couple moteur C_m en fonction du glissement *g* qui apparaît avec l'existence des courants rotoriques causant les P_{JR} [104–106].

6.2.2 Commande scalaire des MAS

Cette deuxième méthode de commande, l'une des plus anciennes, équipe un grand nombre de variateurs de vitesse à dynamique relativement lente, ne nécessitant pas de fonctionner à très basse vitesse avec un fort couple, tels que le ventilateur, le compresseur, le climatiseur et la pompe, ou n'exigeant pas des performances dynamiques très élevées (temps de réponse, rejection des perturbations,…) [107] et la précision garantie par des méthodes dites vectorielles [108–111].

Il existe plusieurs types de commandes scalaires selon que l'on agit sur la tension ou sur le courant. Elles dépendent surtout de la topologie de l'actionneur utilisé (onduleur de tension ou de courant). Récemment, l'onduleur de tension est le plus utilisé en petite et moyenne puissances. Le dispositif est réalisé par une loi de commande appelée **commande scalaire**; c'est à dire que le rapport de la tension statorique à sa fréquence doit être imposé constant (***Us / f = constante***).

Malgré leur simplicité de mise en œuvre, elles restent complexes puisqu'elle utilise un microprocesseur. De nos jours, il est naturel de penser que ce mode de contrôle a des limitations puisqu'il ne peut pas garantir du couple à l'arrêt au niveau de charge, ni d'assurer une stabilité en

régime permanent dus principalement aux changements de régime de fonctionnement. Pour des consignes de vitesse, le flux peut osciller avec de grandes amplitudes.

6.2.2.1 Loi de commande en (U_s/f)

La commande en ***U_s/f*** permet de contrôler la vitesse d'une MAS de façon simple et économique. Le principe de cette commande est fondé sur la modélisation en régime permanent, dont le schéma équivalent ramené au stator de cette machine est en figure 5.7 du **paragraphe 5.4.4.4.1**.

L'idée de cette stratégie de contrôle est de **maintenir *U_s / f = constante*;** ce qui revient à imposer le flux d'excitation ***Φ_{ex}=constante*** dans la machine et de faire varier la vitesse de rotation ***n*** en modifiant dans le même rapport la fréquence *f* et la tension statorique U_s. Il évite la lourdeur du montage de la commande hyposynchrone et ne se limite pas aux seules machines à rotor bobiné. En revanche, il ne gère pas correctement les transitoires de vitesse. En effet, pour piloter convenablement un régime transitoire (RT) de vitesse, il est nécessaire de contrôler le couple moteur : $C_m = f(I_s, \omega_r)$

Alors le fonctionnement est à couple constant si la pulsation rotorique ω_r est constante. En cherchant à maximiser les capacités de couple (C_m=C_{Max}), le flux doit être maintenu, dans une large plage de la vitesse, égale à sa valeur nominale correspondant au maintien du rapport : ***U_s / f = constante***

De part son fondement, cette technique est sensible dans les phases transitoires aux variations paramétriques à savoir la résistance statorique R_s [109–111].

Le flux total $\phi_s = \phi_m + \phi_{f1}$ est celui embrassé par les N_s spires du stator. Il induit une tension U_s mise en évidence dans les schémas équivalents de la machine en RP du chapitre 5, donnée par la formule de Boucherot (6.2) :

$$U_s = 4.44 N_s f S B_s = k.\omega_s.\phi_s \qquad (6.2)$$

Alors $$\frac{U_s}{f} = k.\phi_s = cons\tan te \qquad (6.3)$$

Avec $$k = \frac{1}{1{,}44.N_s}$$

L'équation (6.3) montre que, pour un nombre de spires N_s; le flux total dépend directement du rapport (U_s / *f*). Tant que ce rapport est constant, le flux total ϕ_s est maintenu constant. Donc, pour maintenir un flux constant avec une fréquence *f* variable, on doit diminuer ou augmenter la tension U_s dans les mêmes proportions que *f*, c'est à dire, si la fréquence double on doit doubler U_s.

Dans la commande scalaire, ce rapport (U_s / *f*) joue un rôle très important dans la description des caractéristiques (*couple – glissement*) et (*couple – vitesse*) en fonction de *f* d'une MAS. Il constitue aussi une façon simple d'exprimer l'amplitude du flux dans une machine tournante.

6.2.3 Commande vectorielle des MAS

Pour palier aux limitations de la commande scalaire, la commande vectorielle de la MAS a été introduite dans le milieu industriel pour subvenir aux applications de moyennes et hautes performances statiques et dynamiques, du moins comparables à celle de la MCC.

Les entraînements électriques modernes doivent satisfaire de nombreuses exigences et offrent, en particulier, une excellente dynamique dans une large gamme de vitesse des machines. Quelque soit le type de machine, les performances dynamiques sont très conditionnés en terme de commande par la qualité du découplage entre le flux magnétique et le couple électromagnétique. Certes, ce découplage s'obtient sans problème dans le cas d'une machine à courant continu (MCC) malgré les inconvénients qui lui sont associés, c'est-à-dire, sa complexité constructive et sa maintenance coûteuse. C'est la raison essentielle pour laquelle plusieurs stratégies de commande ont été développées afin de conférer une dynamique concurrentielle aux MAS qui sont beaucoup plus robustes, fiables et nettement moins coûteuses.

Les stratégies des commandes vectorielles par orientation du flux « Field Orientation Control : FOC, en anglo-saxon » sont particulièrement performantes. En effet, la commande vectorielle, introduite par Blaschke en 1972 [93], fut la première stratégie capable de doter la MAS de nouvelles performances du moins comparables à celle de la MCC. Cette méthode a été développée à la fin des années 1980 au sein de Siemens. Cependant elle n'a pu être implantée et réalisée, dans les secteurs de la vitesse variable et du contrôle rapide du couple, qu'après les avancées technologiques de la microélectronique et de l'électronique de puissance. C'est une évolution d'une commande scalaire avec maintien des performances en RT. Elle est basée sur le maintien d'un flux d'excitation constant permettant d'avoir une meilleure disponibilité du couple aux basses vitesses.

Diverses études proposent un contrôle de l'un des trois flux de la machine (Flux statorique, rotorique ou mutuel) dans un repère lié à cette variable. Ce repère tournant bidimensionnel (**d, q**) permet un découplage du couple et du flux. L'orientation du flux rotorique est souvent utilisée comme grandeur à maîtriser en commande vectorielle, car elle assure une meilleure dynamique pour le couple et offre un algorithme de contrôle assez simple.

La commande de la MAS nécessite la connaissance de la position exacte du flux à orienter à tout instant pour la faire coïncider avec l'axe directe ***d*** tournant à la vitesse du champ tournant.

Il existe deux approches **directe** et **indirecte,** selon la méthode de détermination de la ***phase*** ou ***angle d'orientation du flux*** :

- Une ***commande vectorielle directe*** où cet *angle d'orientation du flux est mesuré directement à partir des composantes biphasées du flux par un capteur physique ou estimé en utilisant un modèle dynamique*. Cette méthode de commande nécessite une bonne connaissance du module du flux et de sa phase qui doit être vérifiée quelque soit le régime de fonctionnement. Il existe deux possibilités suivant que l'on dispose ou non d'un capteur de flux :
    - La commande directe utilisant un capteur de flux.
    - La commande directe utilisant un estimateur de flux.
- ***Une commande indirecte*** où *l'angle en question devrait être calculé par l'intégrale de la pulsation du stator déduite à partir de la combinaison linéaire de la pulsation de glissement et la vitesse angulaire du rotor*.

On retiendra que les méthodes directes nécessitent un capteur de flux ou son estimation; alors que les méthodes indirectes nécessitent un capteur de vitesse ou son estimation.

Après avoir exposé la **modélisation de l'onduleur de tension** traité **au paragraphe 5.1.2**, lequel **est commandé en tension par la SPWM**, les techniques de commande vectorielle directe **«** Direct

Field Oriented Control : **DFOC »** et indirecte « Indirect Field Oriented Control : **IRFOC »** par orientation du flux rotorique et la modélisation de la MAS seront notamment détaillés pour pouvoir contrôler la machine alimentée par l'onduleur susmentionné.

6.2.3.1 Commande vectorielle par orientation du flux « FOC »

L'objectif de la commande vectorielle dite par orientation du flux FOC, introduite par Kovacs en 1959, est d'obtenir de la MAS des performances comparables à celle d'une MCC à excitation indépendante où le découplage entre le flux et le couple existe naturellement.

Cette approche est largement répandue chez les fabricants de variateurs de vitesse, depuis sa reprise par Blaschke en 1972 [93]. Elle donne des performances bien meilleures en régime dynamique, et a permis à la commande de la MAS de connaître une véritable révolution, car jusque là, on n'utilisait que la commande scalaire [111].

Désormais, cette commande constitue aujourd'hui, la référence universelle et industrielle en matière de contrôle du couple électromagnétique des machines à courant alternatif [107]. De nombreuses études ont été menées autour de cette base de travail pour obtenir les structures de commande vectorielle [112−116].

Cette méthode se base sur la transformation des variables électriques dans un référentiel tournant avec le vecteur flux rotorique. Par conséquent, les dynamiques du flux rotorique sont linéaires, d'où l'utilisation d'un simple régulateur PI du flux. Lorsque les dynamiques du flux rotorique atteignent une consigne constante, la dynamique de vitesse devient linéaire et peut être régulée aussi par un PI [102].

Une stratégie de mise en œuvre de la commande FOC sera développée pour permettre de réduire le temps de calcul et de faciliter la synthèse des régulateurs de vitesse ou de position.

La commande vectorielle par orientation du flux rotorique a été rendue possible grâce au développement des technologies des semi-conducteurs dans les convertisseurs. En effet, l'apparition des thyristors GTO en 1980, des transistors IGBT en 1985, a permis le développement des onduleurs à PWM performants, fiables et proposés à un coût non prohibitif.

Le problème de l'alimentation étant pratiquement réglé, la commande vectorielle à flux orienté pourrait être implantée dans des conditions satisfaisantes. Elle est généralement utilisée pour la commande vectorielle des machines AC de faibles et de moyennes puissances. Pour les machines de fortes puissances, où l'effet de l'onduleur PWM devient sensible, on préfère les techniques de commande directe du couple DTC.

6.2.4 Commande directe du couple « DTC »

La commande directe du couple « Direct Torque Control : DTC en anglo-saxon », basée sur l'orientation du flux statorique ϕ_S, a été développée tout d'abord par les chercheurs Japonais et Allemands en 1971, pour la commande du couple des servo - moteurs de puissances élevées.

La structure de commande directe du couple DTC et l'approche « Direct Self Control : DSC » de la MAS ont été introduites respectivement par I. Takahashi [117] en 1985 et par M. Depenbrock [96] en 1988 pour concurrencer les méthodes classiques. Par la suite, de nombreux travaux ont été menés sur ce thème [97], [118−122] et ont permis une modélisation rigoureuse pour développer plus précisément la connaissance de cette commande.

La technique DTC permet de régler les grandeurs de commande qui sont le flux statorique et le couple électromagnétique à partir des mesures des variables de contrôle qui sont les courants statoriques sans utilisation de capteurs mécaniques.

L'approche DTC est traitée en détail dans la référence de C. Canudas [107] en 2000. Cette technique est basée sur l'orientation du vecteur flux statorique par l'action directe sur l'état des interrupteurs d'un onduleur de tension.

A l'opposé de la commande vectorielle, qui nécessite un découplage des courants par rapport aux tensions de commande, cette approche ne reproduit pas le comportement électromécanique de la machine à courant continu [93], mais elle a pour but d'exploiter les performances du flux statorique et du couple électromagnétique, en utilisant une alimentation par PWM qui consiste à chercher, à tout instant, la combinaison optimale des interrupteurs de l'onduleur de tension.

Les principaux avantages de la DTC sont la dynamique rapide de la réponse en couple, la robustesse contre les variations paramétriques et l'absence des transformations NL de coordonnées, ce qui simplifiera son algorithme de commande [123].

La commande DTC comparée à la commande vectorielle est plus simple à mettre en œuvre et ne nécessite pas de capteur de vitesse.

Dans les travaux publiés dans [118] par D. Casadei et al en 2002, une étude comparative entre le contrôle vectoriel FOC et la commande directe du couple DTC fut menée montrant une certaine difficulté dans la commande du couple et du flux à très basse vitesse, car elle présente des ondulations élevées du courant et l'existence des oscillations du couple dues à la variation de la fréquence de commutation, entrainant des bruits audibles.

Ainsi un certain nombre de stratégies ont été proposées pour pallier à ce problème donnant lieu à divers degrés de complexité.

La technique DTC est surtout utilisée en traction de forte puissance, telle que la traction ferroviaire.

6.2.5 Commande par retour d'état linéarisant (CNL)

La technique de linéarisation par retour d'état a été introduite depuis les années 1980, généralisant les commandes du type vectoriel, en assurant le découplage et la linéarisation des relations entre les entrées et les sorties. Elle a été utilisée pour la commande des systèmes non linéaires. Le but de cette approche, est de transformer le système, multi entrées NL en un système linéaire en utilisant un retour d'état linéarisant avec découplage entrée-sortie permettant l'application de la méthode des systèmes linéaires.

La linéarisation entrée-sortie par retour d'état est à l'origine de nombreux travaux. On peut citer le travail de Marino et de ces collègues [98] en 1993, qui ont proposé une commande non linéaire (**CNL**) détaillée, pour la linéarisation du comportement E/S d'un moteur à induction avec une adaptation du découplage d'entrée-sortie. L'application industrielle de la théorie du contrôle NL du moteur à induction est devenue possible grâce à l'utilisation du processeur de signal numérique « Digital System Processor : DSP » et au développement de contrôleurs robustes.

L'aspect pratique de cette approche NL est exposé par Von Raumer dans la référence [99] en 1994, où il a proposé le contrôle séparé du flux et du couple avec une limitation du courant statorique.

Dans la pratique, la linéarisation par retour d'état, faisant apparaitre des propriétés intéressantes quant au découplage couple/flux, au temps de réponse en couple et à la robustesse paramétrique, peut être utilisée pour y comprendre le contrôle des hélicoptères, des avions à hautes performances, des robots industriels et des appareils médicaux [121].

6.2.6 Commande par mode glissant (CMG)

Dans la conception des systèmes automatiques, surtout dans les applications industrielles, l'objectif est toujours l'amélioration des performances dynamiques et d'atteindre le plus rapidement possible le régime permanent. La technique de réglage par mode glissant « Sliding Mode Control : SLMC » est basée sur la théorie des systèmes à structure variable « Variable Structure System : VSS » système multi model, sur la base de la méthode du flux orienté. C'est un système de commande, dont la structure change pendant son fonctionnement, qui consiste à amener la trajectoire d'état, d'un système vers une surface de glissement, pour la faire commuter autour, à l'aide d'une logique de commutation appropriée jusqu'au point d'équilibre.

La commande de la MAS est réalisée, pour diriger la variable erreur respectivement en vitesse $\boldsymbol{\Omega}$, en flux $\boldsymbol{\Phi_r}$, vers une surface préalablement choisie maintenue sur cette dernière (mode de glissement) pour la faire glisser au point d'équilibre : $\boldsymbol{\Omega_{ref}}$, ϕ_{ref}, lorsque les deux surfaces de glissement sont nulles. Sa mise en œuvre nécessite :

- Le **choix de la surface de glissement**,
- ainsi que son **critère de convergence**,
- dans le but de générer une **loi de commande** (logique de commutation) **appropriée**.

La stratégie de commande à structure variable, utilisant les modes glissants a été développée par plusieurs études et recherches [100–103] pour la commande robuste des moteurs asynchrones, (Utkin 1993, Dunnigan 1998, Benchaib 1998 et Loukianov 2001) du point de vue variation paramétrique.

La théorie des modes glissants est devenue l'une des éventualités d'**assurer le contrôle des surfaces de glissement des variables à contrôler (flux rotorique $\boldsymbol{\Phi_r}$ et de la vitesse $\boldsymbol{\Omega}$)** de la machine à induction dont le modèle sous forme d'état utilisé est le modèle $\boldsymbol{(\alpha,\beta)}$ lié au stator, dont les variables de commande sont les tensions statoriques $\boldsymbol{V_{sd}}$ et $\boldsymbol{V_{sq}}$, traité **au paragraphe 5.8.4,** en raison de son insensibilité aux incertitudes et variations paramétriques (résistance rotorique), de son rejet de perturbations externes (variation et inversion de la vitesse, variation de la charge), de sa réponse dynamique rapide et, en particulier, de sa simplicité d'implémentation par les convertisseurs de puissance (redresseur, filtre et onduleur MLI) [100].

La commande par mode glissant **CMG** dont les grandeurs doivent satisfaire **la stabilité et l'invariance (blocs commande NL, commande équivalente)** et le bloc convertisseur de puissance, est basée sur une logique de commutation. Son objectif est de synthétiser une variété de surfaces telles que toutes les trajectoires du système obéissent à un comportement désiré de poursuite, de régulation et de stabilité.

Par la suite, on détermine **une loi de commande** (commutation) qui est capable d'attirer toutes les trajectoires d'état vers la surface de glissement et les maintenir sur cette surface en se basant sur la théorie de **stabilité** $\left(\dot{S}(X).S(X)<0\right)$ et d'**invariance** $\left(\dot{S}(X)=0\right)$de **Lyapunov** [100], avec **[*X*]**: vecteur d'état choisi en 5.8.4.

Malgré que cette technique de commande présente de hautes performances statiques et dynamiques offrant un bon découplage, une excellente poursuite ainsi qu'un rejet total de perturbations, toutefois, elle présente l'inconvénient de l'effet du broutement « chattering » qui a pu être surmonté par exemple dans les travaux présentés dans la référence [121].

6.3 **La commande vectorielle**

6.3.1 Principe de la commande vectorielle

La majeure difficulté dans la commande de la machine à courant alternatif réside dans le fait que le couple électromagnétique C_{em} et le flux Φ sont des variables fortement couplées et que toute action sur l'un se répercute sur l'autre. L'angle $(\vec{B}_s ; \vec{B}_r)$ entre le champ tournant du stator et celui du rotor varie avec la charge, il en résulte des interactions complexes et des réponses dynamiques oscillatoires. Par contre, ce problème est inexistant dans une MCC.

Dans la MCC à excitation séparée, ces deux variables sont naturellement découplées et ont une qualité qui permet un contrôle séparé du flux Φ_{ex} et du couple électromagnétique C_{em}. Ce qui explique la relative simplicité de sa commande. En effet, l'expression de son couple en (6.4) est :

$$C_{em} = K.\Phi_{ex}.I_a = K_t.I_f.I_a \tag{6.4}$$

Où Φ_{ex}: Le flux imposé par le courant d'excitation I_f indépendant du courant d'induit I_a puisque la réaction d'induit est supposée parfaitement compensée.

I_a : Courant absorbé par l'induit.
I_f : Courant d'excitation de l'inducteur.

On note qu'à flux inducteur constant Φ_{ex}, le couple C_{em} peut être réglé par le courant d'induit I_a. La production du couple et la réaction de flux sont indépendants. C'est l'objectif d'un pilotage vectoriel.

La méthode dite du champ orienté d'une MAS consiste à choisir un système d'axes et un type de commande qui permettent de découpler le flux et le couple de sorte que les deux composantes $\boldsymbol{i_{sd}}$ et $\boldsymbol{i_{sq}}$ du courant statorique vont être les variables d'entrée analogues à celles d'une MCC, qui contrôlent respectivement le flux et le couple électromagnétique comme le montre la figure 6.1 [110].

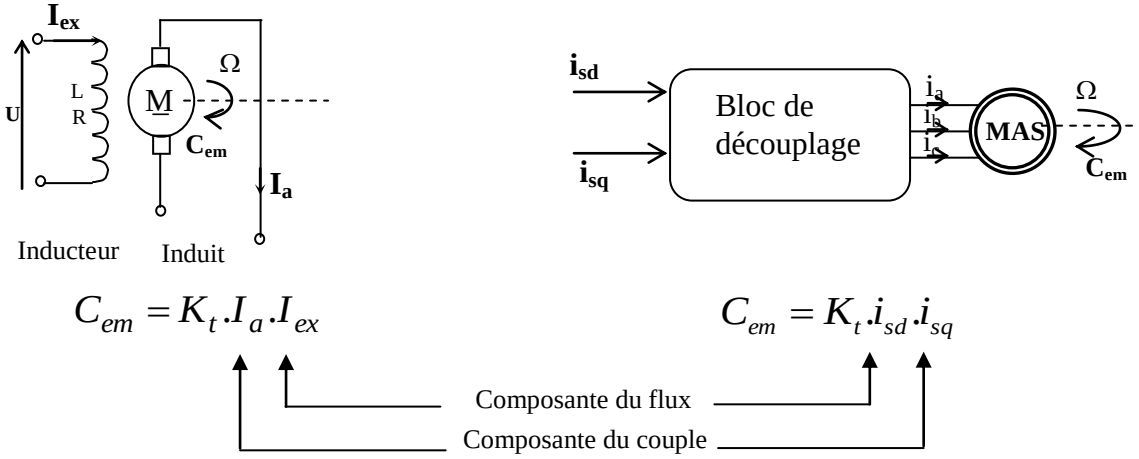


Figure 6.1. : Principe du découplage d'une MAS analogue à celle de la MCC.

i_{sd} : Composante du flux. i_{sq} : Composante du couple.

Dans ce chapitre, on introduit le principe de la commande vectorielle (CV) d'une MAS basée sur l'orientation du flux rotorique « Field Orientation Control : FOC ». L'application de cette technique, pour la commande précise de la vitesse et du couple du moteur à cage, aboutit à de meilleures performances dynamiques dans l'ensemble des régimes permanent et transitoire rapide, comparables à celles de la MCC [151].

6.3.2 La commande par orientation du flux (FOC)

a. Principe

Par ailleurs de (5.58d), le couple électromagnétique instantané C_{em} d'une MAS résulte d'une différence de produits de deux grandeurs scalaires, réalisés par exemple à partir des courants statoriques i_{sd} et i_{sq} producteurs des flux Φ_{rd} et Φ_{rq} correspondants. Ainsi, le simple choix du référentiel de Park formé d'axes orthogonaux crée un découplage naturel apparent des grandeurs (**d, q**) et permet de coïncider du point de vue de la conversion, la MAS comme l'association mécanique de deux moteurs DC. Dans le premier, Φ_{rd} joue le rôle du flux inducteur et i_{sq} celui du courant d'induit respectivement. Il en est de même pour Φ_{rq} et i_{sd} dans le second moteur DC.

L'équivalence précédente permet de mieux interpréter le problème. En effet, le réglage du couple de l'une des deux machines de cette équivalence est réalisé par une grandeur (i_{sq} par exemple) agissant sur le réglage du flux de l'autre Φ_{rd} (dans ce cas).

b. Choix du flux à orienter

En parlant d'orientation du flux, c'est plutôt le système d'axe (**d, q**) que l'on oriente de manière à ce que l'axe **d** soit en phase avec le flux.

La commande par orientation du flux consiste à régler le flux par une composante du courant statorique et le couple par l'autre composante. Pour cela, il faut choisir un système d'axe (**d, q**) adéquat et une loi de commande assurant le découplage du couple et du flux. Elle est basée sur le maintien d'un flux constant, donnant ainsi un bon rendement énergétique de la machine.

Le référentiel (**d, q**) de travail pour la commande est celui lié au champ tournant afin que l'axe **d** coïncide avec la direction désirée du flux, qui peut être statorique, rotorique ou d'entrefer. Ainsi, il est possible d'orienter les différents flux de la machine comme suit :

Généralement, la commande vectorielle peut être réalisée par l'orientation de l'un des trois flux existant dans la MAS, flux statorique Φ_s, rotorique Φ_r ou d'entrefer Φ_g en imposant les conditions :

- Commande par orientation du Flux statorique : $\Phi_{sd}=\Phi_s$ et $\Phi_{sq}=0$ (6.5)
- Commande par orientation du Flux rotorique : $\Phi_{rd}=\Phi_r$ et $\Phi_{rq}=0$ (6.6)
- Commande par orientation du Flux d'entrefer (ou magnétisant): $\Phi_{gd}=\Phi_g$ et $\Phi_{gq}=0$ (6.7)

Diverses études proposent un contrôle de l'un des trois flux dans un repère lié à cette variable [133–137], où certains auteurs ont effectué une comparaison entre l'orientation du flux statorique

SFOC et IRFOC rotorique, pour montrer que l'orientation du flux rotorique est influencée par la variation des inductances, ce qui n'est pas le cas de l'orientation par flux statorique. La méthode du flux orienté repose sur une détermination rigoureuse de l'angle de transformation entre (**d, q**) et (**α, β**). La mise en œuvre de cette transformation s'avère délicate et sensible. Elle nécessite des termes de compensation pour assurer un réel découplage entre le flux et le couple.

L'orientation du flux rotorique FOC est souvent utilisée comme grandeur à maîtriser en contrôle vectoriel, car elle assure la meilleure dynamique pour le couple et offre un algorithme de contrôle plus simple à égale qualité de découplage entre flux et couple dans le cas d'une alimentation en courant [134]. En revanche, le réglage du flux rotorique est sensible aux paramètres rotoriques relativement délicats à adapter. Le modèle de contrôle du flux d'entrefer est relativement complexes [138]. Enfin, le pilotage du flux statorique est moins perturbé par une variation paramétrique que celui du flux rotorique [139]. Il permet une structure de commande plus simple dans le cas d'une alimentation en tension [134], [139].

Le choix du flux rotorique est le seul qui permet un découplage caractérisé par une indépendance du flux et de la composante de courant en quadrature avec ce dernier. De plus, il permet d'avoir un couple de démarrage important avec une réponse très rapide.

La commande vectorielle indirecte IRFOC est la plus utilisée, car elle élimine l'influence des réactances de fuite rotorique et statorique et donnent de meilleurs performances que les méthodes basées sur l'orientation du flux statorique SFOC avec ses deux formes directe et indirecte, ou d'entrefer [140–141], qui ont été implémentées aussi avec succès [142–143], malgré qu'elles exigent des algorithmes plus compliqués et surtout la compensation au découplage très sensibles aux erreurs.

c. Commande vectorielle à flux rotorique orienté d'une MAS

Le but de la commande vectorielle est d'arriver à commander la MAS comme une MCC à excitation indépendante, où il y a un découplage naturel entre la grandeur commandant le flux, le courant d'excitation $\boldsymbol{I_{ex}}$ et celle liée au couple, le courant d'induit $\boldsymbol{I_a}$. Ce découplage permet d'obtenir une réponse très rapide du couple.

Principe du contrôle vectoriel à flux rotorique orienté

En RP sinusoïdal, le couple électromagnétique $\boldsymbol{C_{em}}$ est donné par le produit vectoriel de deux composantes en quadrature. Lorsque l'une des composantes du flux rotorique est gardée toujours nulle de sorte que l'autre soit entièrement portée sur l'axe direct (**d**) par le choix convenable de l'angle de rotation de Park, ce produit prend une forme scalaire simple. Ainsi, l'observation simultanée du DV de la figure 6.2 et des équations de la MAS munies de la contrainte $\boldsymbol{\Phi_{rq} = 0}$ débouchent sur les propriétés enchaînées suivantes [110] :

L'axe ***d*** est aligné systématiquement sur le vecteur flux rotorique ($\boldsymbol{\Phi_{rd} = \Phi_r}$) dans le repère lié au champ tournant de la figure 6.2, montrant le principe du contrôle vectoriel. La composante $\boldsymbol{i_{rd}}$ du courant rotorique est toujours nulle ($\boldsymbol{i_{rd} = 0}$) si le flux rotorique est constant. Pour tout régime, le flux et le courant rotorique restent en quadrature de sorte que l'évolution du couple suit celle de $\boldsymbol{i_{rq}}$ qui peut alors êtres contrôlé par $\boldsymbol{i_{sq}}$ puisque de (5.51b) on a (6.8) :

$$\Phi_{rq} = \mathcal{L}_r . i_{rq} + M . i_{sq} = 0 \tag{6.8}$$

Ce qui impose que :

$$i_{rq} = -\frac{M}{\mathcal{L}_r} i_{sq} \tag{6.9}$$

L'expression du couple électromagnétique C_{em} en (5.58d) se réduit à (6.10) :

$$C_{em} = p\frac{M}{\mathcal{L}_r}\Phi_{rd}.i_{sq} \tag{6.10}$$

On constate que l'équation (6.10) du couple de la MAS est analogue à celle du couple de la MCC à excitation indépendante. Un contrôle indépendant du couple et du flux doit être établi : il s'agit du découplage.

Le couple C_{em} est donc réglable par action sur i_{sq} lorsque le flux Φ_r est maintenu constant (Φ_r = ***constante***) par la valeur de la composante i_{sd} du courant statorique maintenue constante.

Alors, imposer $\Phi_{rq} = 0$ est une relation qui transforme les équations de la MAS dans le repère de PARK de telle sorte que le flux rotorique Φ_r et l'axe **d** prennent la même orientation. Ce qui explique l'appellation couramment utilisée "**à flux rotorique orienté**" pour ce type de commande.

La stratégie de la commande consiste à maintenir le flux rotorique constant pour pouvoir, par la suite, varier la vitesse ω en n'agissant que sur le couple électromagnétique C_{em}. On aura donc comme grandeurs de référence un couple électromagnétique et un flux rotorique prédéterminés.

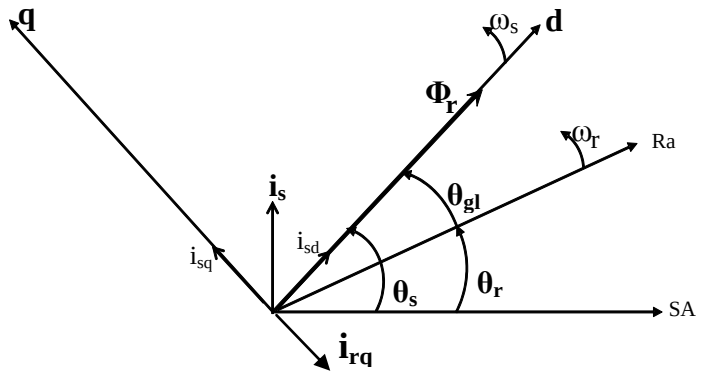


Figure 6.2 : Schéma de principe du contrôle vectoriel.

Avec
SA : Axe statorique comme Origine des Phases (o.p.).
θ_{gl} : Angle entre la phase rotorique ***Ra*** et l'axe ***d***.

La commande vectorielle, avec orientation du flux rotorique orienté, nécessite ainsi la condition :

$$\Phi_{rd} = \Phi_r \text{ et } \Phi_{rq} = 0$$

En substituant la condition ci-dessus dans le système d'équations lié au champ tournant (5.65), en utilisant (6.9) pour éliminer i_{rq}, après réarrangement et tenant compte de l'expression du couple électromagnétique (6.10), nous permet d'exprimer V_{sd}, V_{sq}, Φ_{rd}, ω_r et C_{em} en (6.11) :

$$\begin{cases} V_{sd} = \sigma.\mathcal{L}_s \dfrac{di_{sd}}{dt} + \left(R_s + \dfrac{M^2}{\mathcal{L}_r^{\,2}} R_r\right). i_{sd} - \sigma.\mathcal{L}_s \omega_s .i_{sq} - \dfrac{M.R_r}{\mathcal{L}_r^{\,2}} \Phi_{rd} \\ V_{sq} = \sigma.\mathcal{L}_s \dfrac{di_{sq}}{dt} + \left(R_s + \dfrac{M^2}{\mathcal{L}_r^{\,2}} R_r\right). i_{sq} + \sigma.\mathcal{L}_s \omega_s .i_{sd} + \dfrac{M.}{\mathcal{L}_r} \omega.\Phi_{rd} \\ \tau_r . \dfrac{d\Phi_{rd}}{dt} + \Phi_{rd} = M.i_{sd} \\ \dfrac{M}{\tau_r .\Phi_{rd}} .i_{sq} = \omega_r \\ C_{em} = p\left(\dfrac{M}{\mathcal{L}_r}\right).\Phi_{rd} ..i_{sq} \end{cases} \quad (6.11)$$

En tenant compte du choix de ce référentiel et de la troisième équation du système (6.11), l'évolution du flux rotorique Φ_{rd}, déterminé par $\boldsymbol{i_{sd}}$, fonction de la constante de temps rotorique τ_r, s'exprime dans ces conditions par (6.12) :

$$\tau_r \frac{d\Phi_{rd}}{dt} + \Phi_{rd} = M.i_{sd} \quad (6.12)$$

Les deux objectifs de la commande sont [128] :

- La composante directe $\boldsymbol{i_{sd}}$ de l'équation (6.12) issue de l'orientation du flux rotorique joue le rôle du courant d'excitation qui génère et contrôle le flux d'excitation pour le maintenir constant (objectif de régulation $d\Phi_{rd}/dt=0$). Ainsi en régime permanent (6.12) se réduit à (6.12a) :

$$\Phi_{rd} = \Phi_{r\text{-}ref} = M.i_{sd} \quad \text{avec } \boldsymbol{i_{sd}} \text{ constant} \quad (6.12a)$$

- La composante en quadrature $\boldsymbol{i_{sq}}$ de l'équation (6.10) joue le rôle du courant d'induit qui, à flux d'excitation $\boldsymbol{\Phi_r}$ maintenu constant, contrôle ce couple électromagnétique C_{em}. On aura alors une relation linéaire (6.13) sans délais entre le couple $\boldsymbol{C_{em}}$ et le courant $\boldsymbol{i_{sq}}$:

$$C_{em} = p\frac{M^2}{\mathcal{L}_r} i_{sd}.i_{sq} = K_m.i_{sd}.i_{sq} \quad (6.13)$$

Où $$K_m = p\frac{M^2}{\mathcal{L}_r}$$

Ainsi un découplage entre les deux grandeurs **flux** et **couple** est réalisé par la décomposition du courant statorique $\boldsymbol{i_s}$ en deux termes $\boldsymbol{i_{sd}}$ et $\boldsymbol{i_{sq}}$ correspondants, ce qui donne à la MAS une structure et des caractéristiques analogues à celle de la MCC à excitation séparée. On retrouve à partir de (6.13) la configuration des MCC constituant la base de la commande à flux rotorique orienté FOC.

Si $\boldsymbol{\Phi_{rq}= 0}$, les équations des tensions statoriques et rotoriques de la MAS dans la base de Park en régime non saturée dans le référentiel lié au champ tournant en (5.63a,b) et (5.64a,b) se simplifient de manière à donner les deux dernières équations de tensions rotoriques du système (6.14a,b) correspondent aux lois de commande représentant le fonctionnement lorsque le flux rotorique est orienté sur l'axe *d* pour devenir :

$$\begin{cases} V_{rd} = 0 = R_r.i_{rd} + \dfrac{d\Phi_{rd}}{dt} \\ V_{rq} = 0 = R_r.i_{rq} + \omega_r.\Phi_{rd} \end{cases} \quad (6.14a,b)$$

ω_r est la pulsation de glissement ω_{sl} ($\omega_{sliding}$ en anglo-saxon).

Pour un choix donné d'une expression du couple, l'orientation du référentiel, annulant la composante d'une grandeur sur l'axe *d*, conduit aux mêmes lois de commande si l'orientation annule la composante de cette même grandeur sur l'axe *q*.

Dans le développement que nous allons présenter dans la prochaine section, le choix $\Phi_{rq}=0$ ne modifie en rien les caractéristiques de réglage du couple alors obtenues en permutant les indices *d* et *q* dans les diverses expressions.

6.4 Différents modes de commande vectorielle

La commande vectorielle FOC est basée sur l'angle θ_s de la transformation de Park. Il existe principalement deux méthodes d'implémentation pour orienter le vecteur flux rotorique, p380 du chapitre 8– « Control and Estimation of Induction Motor Drives » [144] en 2002, par B. K. Bose :

Une méthode directe DFOC introduite par Kovacs en 1959, puis reprise par F. Blaschke [93] en 1972 et une autre indirecte IRFOC de K. Hasse en 1969.

- Dans la *commande directe* **DFOC**, l'angle de Park θ_s utilisé pour la transformation directe et inverse, est calculé directement à l'aide des grandeurs mesurées ou estimées du flux rotorique de la MAS, raison pour laquelle on s'intéresse aussi bien à sa position qu'à son module.
- En ce qui concerne la *commande indirecte* **IRFOC**, on ne s'intéresse qu'à la position du flux rotorique. L'angle de Park θ_s est calculé à partir de la pulsation statorique ω_s, elle-même reconstituée à l'aide de la vitesse de la machine ω et de la pulsation rotorique ω_r tel que : $\omega_s = \omega_r + \omega$.

6.4.1 Commande vectorielle directe DFOC

Dans la commande vectorielle directe **DFOC**, le vecteur flux rotorique est réglé par une boucle de contre réaction nécessitant la connaissance de ***son module*** Φ_r et de ***sa phase*** θ_s. Celle-ci doit être vérifiée quelque soit le régime transitoire effectué. On doit donc procéder à une série de mesures aux bornes du système. Ceci se fait rarement, pour des raisons qu'on citera par la suite. Cette méthode s'avère très difficile, car ces deux grandeurs ne sont pas facilement accessibles et mesurables directement.

Ce mode de commande vectorielle directe DFOC garantit un découplage correct entre le flux Φ_r et le couple C_{em} quelque soit le point de fonctionnement, puisqu'il dépend moins des variations des paramètres de la MAS, contrairement à la commande vectorielle indirecte IRFOC, plus sensible aux variations paramétriques [138]. Toutefois, la technique DFOC nécessite l'utilisation d'un moteur équipé de capteurs de flux ou des estimateurs, ce qui augmente considérablement le coût de sa fabrication et rend plus fragile son utilisation.

En effet pour déterminer Φ_r et θ_s, on utilise les deux procédés suivants :

6.4.1.1 Mesure directe du flux dans l'entrefer par des capteurs

Afin d'accéder au flux, on place dans l'entrefer de la MAS des capteurs qui peuvent être :

- Des capteurs à effet Hall placés sous les dents du stator, qui donnent des valeurs locales du flux.

- Des capteurs magnétiques à l'intérieur de la machine, qui consiste à placer deux bobines supplémentaires sur les pôles du stator donnant instantanément la valeur des deux composantes directe et transversale du flux ($\boldsymbol{\Phi_{r\alpha}}$, $\boldsymbol{\Phi_{r\beta}}$), dont le module et la phase sont donnés exactement par (6.15a, b) :

$$\Phi_r = \sqrt{{\Phi_{r\alpha}}^2 + {\Phi_{r\beta}}^2} \tag{6.15a}$$

$$\theta_s = arctg \frac{\Phi_{r\beta}}{\Phi_{r\alpha}} \tag{6.15b}$$

Cette méthode ne peut être utilisée à basse vitesse. La méthode de commande DFOC rend les machines fragiles et de volume élevé, c'est pourquoi on ne les utilise que pour des machines spéciales. Donc les avantages de la MAS de simplicité, robustesse et faible coût sont perdues. Pour cela, on utilise rarement des capteurs de flux, surtout aux basses vitesses, pour les inconvénients :

1) De non fiabilité de sa mesure :
   - Pour le problème de filtrage du signal mesuré, nécessitant un prétraitement mathématique compliqué pour l'extraction de l'information sur le flux capté.
   - Pour la précision médiocre de la mesure dont la tension de sortie de ces capteurs varie en fonction de la température par échauffement de la MAS et des vibrations en fonctionnement, en plus de sa saturation.

2) Du coût de fabrication élevé pouvant être si important que la machine même.

Remarque

Bien que généralement sensible aux bruits en basses fréquences, la commande vectorielle directe DFOC est convenable pour les applications à vitesses élevées [152], toutefois le défluxage s'impose. Son point fort remarquable, est son insensibilité aux variations de la résistance rotorique.

Pour que la MAS garde ses avantages, dans la grande majorité des cas, on a recours au développement de méthodes dynamiques du flux dont le module et la position sont obtenus à partir de la mesure des tensions et courants statoriques.

Il s'agit de la technique d'estimation du flux et d'observation de son amplitude et de sa position.

6.4.1.2 Modèle dynamique du flux

Pour palier les difficultés liées à l'utilisation des capteurs, des modèles dynamiques de flux ont été développés (estimateurs, observateurs), pour prévoir ou obtenir la position et le module du flux, généralement à partir de la mesure des courants statoriques et de la vitesse de rotation.

Plusieurs modèles dynamiques peuvent être obtenus, aussi bien pour le flux rotorique que pour les flux statoriques et magnétisant. L'utilisation d'un tel ou tel modèle dynamique de flux ne résout pas tous les problèmes du contrôle par orientation de flux. En effet, ces modèles ont un inconvénient majeur, c'est qu'ils dépendent fortement des paramètres internes de la machine.

6.4.2 Technique d'estimation et d'observation du flux rotorique et de la vitesse de la MAS

Introduction

Les performances du système de commande de la MAS, dépendent des informations recueillies à tout instant par des capteurs (vitesse, position, flux,…).

Cependant, la reconstruction de la vitesse de la machine à l'aide d'estimateur ou d'observateur à partir des grandeurs mesurables (courant, tension), permet une augmentation de la robustesse de la structure de commande. Une amélioration de cette qualité est obtenue par l'estimation du flux, généralement non mesurable.

Les méthodes de reconstruction indirectes du flux, utilisant uniquement les grandeurs accessibles à partir des terminaux du stator (courants statoriques) et le modèle de la machine, sont préférées aux méthodes de mesure directe (capteur à effet hall par exemple) pour leur fiabilité, leur faible coût d'entretien et leur faible sensibilité aux bruits de mesure [129]. Par conséquent, la reconstruction des grandeurs non observables (flux du stator, rotor ou d'entrefer) et/ou que l'on ne souhaite pas les mesurer (vitesse), représente actuellement la difficulté majeure dans le développement des commandes des machines [130–132].

6.4.2.1 Les estimateurs pour la commande vectorielle DFOC

Les grandeurs de sortie, utilisées pour l'élaboration des entraînements à vitesse variable à motorisation asynchrone, sont difficilement accessibles par des mesures pour des problèmes techniques. C'est le cas du flux, ou pour des raisons de coût prohibitif de fabrication de son capteur.

Les performances des lois de commande utilisées, dépendent du degré de précision dans la connaissance du module du flux et de sa position. En effet, les capteurs de flux sont relativement délicat (bruits de mesure dépendant de la vitesse) et réduisent la robustesse de l'ensemble. Ainsi, la reconstruction du flux ou de sa position par des estimateurs ou des observateurs devient un objectif principal, remplaçant le capteur physique par un autre du type algorithmique.

Le flux $\boldsymbol{\Phi_r}$ étant une grandeur difficilement mesurable, il peut être reconstitué par des estimateurs ou des observateurs utilisés en boucle ouverte.

Les estimateurs ou prédicteurs fonctionnent en boucle ouverte

Ces estimateurs reposent sur l'utilisation du modèle de Park de la MAS définie en régime permanent (estimateur statique) ou transitoire (estimateur dynamique). Ils sont obtenus par une résolution directe du système d'équations associées à ce modèle élaborée en (6.11). L'intérêt d'une telle approche conduit à la mise en œuvre d'algorithmes simples et donc rapides.

Toutefois, ils sont peu robustes aux variations paramétriques (résistance rotorique et statorique, mutuelle, ect…).

Calcul du flux estimé $\hat{\Phi}_r$

Pour que la vitesse angulaire estimée $\hat{\omega}_s$ du référentiel (**d, q**) soit effectivement celle du champ tournant, il convient d'assurer à tout instant la relation angulaire d'autopilotage (6.16):

$$\hat{\omega}_s = p\Omega + \hat{\omega}_r \tag{6.16}$$

Où $\hat{\omega}_r$ en (6.16) représente la valeur estimée de la vitesse relative du repère d'axe (**d, q**) dans les conditions d'orientation choisis pour le référentiel. Elle est donnée par la quatrième équation de (6.11) :

$$\hat{\omega}_r = \frac{M}{\tau_r.\hat{\Phi}_r} i_{sq} \tag{6.17}$$

Or, le flux rotorique $\boldsymbol{\Phi}_r$ n'est pas directement accessible. En revanche, il s'exprime en fonction des courants du rotor et stator de l'axe d , soit (6.18) :

$$\Phi_r = \Phi_{rd} = \mathcal{L}_r.\boldsymbol{i}_{rd} + M.\boldsymbol{i}_{sd} \tag{6.18}$$

En remplaçant $\boldsymbol{i_{rd}}$ par sa valeur de (6.14a), dans (6.18), après l'application de la TL, on obtient la relation (6.19) liant le flux rotorique estimé $\hat{\Phi}_r$ et le courant $\boldsymbol{i_{sd}}$ qui le contrôle :

$$\hat{\Phi}_r = \frac{M}{1+\tau_r.s} i_{sd} \tag{6.19}$$

Calcul de l'angle estimé $\hat{\theta}_s$

En utilisant la pulsation statorique estimée $\hat{\omega}_s$ en (6.16), puis en remplaçant $\hat{\omega}_r$ par sa valeur en (6.17), elle s'écrit alors en (6.20) comme suit :

$$\hat{\omega}_s = p.\Omega + \frac{M}{\tau_r.\hat{\Phi}_r} i_{sq} \tag{6.20}$$

Cette équation (6.20) n'est pas directement utilisable car le flux $\hat{\Phi}_r$ est nul au démarrage de la MAS. IL faudra donc ajouter un terme de très petite valeur $\varepsilon = 0.001$ pour éviter une indétermination de $\hat{\omega}_r$ donnée par (6.17). L'équation (6.20) s'écrit alors en (6.21) :

$$\hat{\omega}_s = p.\Omega + \frac{M}{\tau_r.\hat{\Phi}_r + \varepsilon} i_{sq} \tag{6.21}$$

En appliquant la TL, on obtient la position estimée (6.22) :

$$\hat{\theta}_s = \frac{\hat{\omega}_s}{s} \tag{6.22}$$

Calcul du couple estimé $\hat{C}_{em}$

A partir de la cinquième équation du système (6.11), on peut obtenir le couple estimé $\hat{C}_{em}$:

$$\hat{C}_{em} = p.\frac{M}{\mathcal{L}_r}.\hat{\Phi}_{rd}.i_{sq} \tag{6.23}$$

Les expressions (6.17) et (6.19) constituent des **estimateurs** de vitesse $\hat{\omega}_r$ et du flux $\hat{\Phi}_r$ rotoriques du référentiel dans le repère rotorique. On voit qu'ils dépendent principalement de deux paramètres : M et $\boldsymbol{\tau_r}$. Leurs précisions peuvent s'avérer très vite insuffisante. Il apparaît d'emblée que toute erreur relative sur la valeur de la constante de temps rotorique $\boldsymbol{\tau_r}$, dépendant des paramètres de la MAS, spécialement R_r très sensibles à la température (évolution de R_r), peut se répercuter directement sur les grandeurs estimées $\hat{\omega}_r$ et $\hat{\Phi}_r$. Alors une erreur sur ce paramètre se traduit surtout par une orientation incorrecte du repère (**d, q**) conduisant à une erreur sur $\boldsymbol{\theta_s}$ et sur l'amplitude $\boldsymbol{\Phi_r}$ du vecteur flux rotorique. Une surestimation ou une sous-estimation de la constante de temps rotorique $\boldsymbol{\tau_r}$ conduisent respectivement à une surexcitation ou une sous excitation de la machine.

Cette structure est donc peu robuste par rapport à la variation paramétrique nécessitant une adaptation de R_r pour éviter une dégradation des performances de la CV indirecte IRFOC de la machine. Cette dépendance, vis-à-vis des paramètres de la machine, peut être réduite en utilisant une commande directe DFOC.

Le réglage de l'amplitude du flux rotorique $\hat{\Phi}_r$ de (6.19) à sa valeur de $\Phi_{rd\text{-}ref}$ (ou $i_{\Phi ref}$: le courant de flux rotorique) est obtenu par action sur le courant $\boldsymbol{i_{sd}}$. La valeur de référence de ce courant peut être, soit le signal de commande fourni par un régulateur linéaire (commande vectorielle directe du flux DFOC), soit la commande indirecte du flux IRFOC qui consiste à supposer que le flux rotorique est toujours égal à sa référence $i_{\Phi ref}$. L'équation (6.17) signifie donc, que la pulsation de glissement $\hat{\omega}_r$ devient proportionnelle à $\boldsymbol{i_{sq}}$, qui est une composante naturelle proportionnelle au couple $\boldsymbol{C_{em}}$ en (6.10).

Remède

On peut améliorer la robustesse de la technique **DFOC** en utilisant des **observateurs d'état** dont les estimées sont peu sensibles aux variations paramétriques. D'où l'utilisation des observateurs d'état avec l'application de $\boldsymbol{\Phi_r}$ associé à la commande vectorielle **DFOC**.

Les observateurs corrigent en boucle fermée les variables estimées

Un observateur est un développement mathématique permettant de reconstituer les états internes d'un système à partir uniquement de données accessibles, les entrées imposées qui sont les tensions $\boldsymbol{V_{sd}}$, $\boldsymbol{V_{sq}}$ pour la commande, les sorties mesurées $\boldsymbol{i_{sd}}$, $\boldsymbol{i_{sq}}$ pour la commande de l'onduleur, les flux rotoriques $\boldsymbol{\Phi_{rd}}$, $\boldsymbol{\Phi_{rq}}$ qu'on doit orienter pour contrôler instantanément le couple $\boldsymbol{C_{em}}$.

6.4.3 Commande vectorielle indirecte IRFOC

La commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté « Indirect Rotorique Field Oriented Control : **IRFOC** » n'utilise pas l'amplitude du flux du rotor, il n'est donc ni mesuré ni reconstruit, mais on ne s'intéresse qu'à sa position $\boldsymbol{\theta_s}$. Ceci élimine la nécessité d'un capteur de flux (capteur physique ou modèle dynamique). Le flux rotorique est fixé en boucle ouverte. Un seul capteur de position ou de vitesse du rotor est exigé.

Dans le cas de la commande **IRFOC**, le flux du rotor n'est pas régulé. Il n'est donc ni mesuré ni estimé. Ce dernier est donné par la consigne et orienté à partir de l'angle $\boldsymbol{\theta_s}$ obtenu à partir de la ***pulsation statorique*** $\boldsymbol{\omega_s}$. Celle-ci est la somme de la pulsation ***rotorique*** $\boldsymbol{\omega_r}$ ***estimée*** et la ***pulsation de rotation mécanique*** $\boldsymbol{\omega = p\Omega}$ ***mesurée***.

La phase $\boldsymbol{\theta_s}$ du flux est alors déterminée par un modèle mathématique qui peut être intégré dans la structure de commande. On calcule d'habitude la position $\boldsymbol{\theta_s}$ du flux à orienter, en utilisant l'expression (6.24) :

$$\theta_s = \int_0^t (\omega + \omega_r).dt \tag{6.24}$$

$\boldsymbol{\omega_r}$: la vitesse de glissement est estimée par (6.17).

La commande vectorielle indirecte **IRFOC** n'exige pas l'utilisation d'un capteur de flux (capteur physique) ou d'un observateur du flux d'entrefer (modèle dynamique), mais nécessite l'utilisation d'un capteur de *position* (*vitesse*) du rotor, elle permet le contrôle de la vitesse par contre réaction et le contrôle du module de flux par réaction. La commande vectorielle est dite en boucle ouverte puisqu'il n'y a pas de régulation de flux [149].

Le flux $\boldsymbol{\Phi_r}$ est imposé. Il est maintenu constant, dans ce cas par $\boldsymbol{i_{sd}}$ de la relation (6.12a) montrant que le flux rotorique $\boldsymbol{\Phi_r}$ lui est directement proportionnel. De plus, la pulsation statorique $\hat{\omega}_s$ peut uniquement être estimée par la relation angulaire d'autopilotage (6.16).

Dans la version boucle fermée, cette pulsation $\hat{\omega}_s$ est estimée à partir de la valeur du flux rotorique $\hat{\Phi}_r$ ou du courant magnétisant $\boldsymbol{i_\Phi}$. Dans ce cas, d'après la relation (6.19) on tient compte de la constante de temps rotorique $\boldsymbol{\tau_r}$. On peut alors évaluer le courant $\boldsymbol{i_{sd}}$ nécessaire pour créer le flux $\boldsymbol{\Phi_r}$ et le courant $\boldsymbol{i_{sq}}$ pour produire le couple $\boldsymbol{C_{em}}$.

6.4.4 Le modèle électrique de la MAS

Pour une alimentation en tension de la MAS, la commande vectorielle par orientation du flux rotorique n'est pas tout à fait découplée. Elle nécessite un bloc de découplage entre les tensions $\boldsymbol{V_{sd}}$, $\boldsymbol{V_{sq}}$ permettant de contrôler, de manière indépendante, le flux rotorique par la composante $\boldsymbol{i_{sd}}$ et le couple par la composante $\boldsymbol{i_{sq}}$.

Comment réaliser le contrôle du couple à partir d'une seule grandeur de réglage tout en maintenant le flux à sa valeur de référence ?

L'idée est bien d'agir de façon instantanée sur la phase et l'amplitude de la tension statorique, de manière à régler le courant statorique $\boldsymbol{i_{sq}}$ sans modifier le courant $\boldsymbol{i_{sd}}$. Dans ces conditions, le flux est maintenu constant comme dans la MCC et l'évolution du couple ne dépend plus que d'une seule grandeur $\boldsymbol{i_{sq}}$. Il convient donc d'établir le modèle du processus électrique afin d'élaborer les algorithmes nécessaires à la définition des grandeurs de réglage $\boldsymbol{V_{sd}}$ et $\boldsymbol{V_{sq}}$ en fonction de l'objectif à atteindre, c'est-à-dire, le contrôle séparé du flux et du couple.

Pour $\boldsymbol{\Phi_{rq}} = 0$ dans (5.51b) et en remplaçant, dans les équations (5.50b) et (5.50a), les courants $\boldsymbol{i_{rq}}$ et $\boldsymbol{i_{rd}}$ en fonction des courants statoriques $\boldsymbol{i_{sq}}$, $\boldsymbol{i_{sd}}$, on obtient respectivement les flux statoriques $\boldsymbol{\Phi_{sq}}$ et $\boldsymbol{\Phi_{sd}}$ en (6.25) :

$$\begin{cases} \Phi_{sd} = \mathcal{L}_s \sigma . i_{sd} + \dfrac{M}{\mathcal{L}_r} . \Phi_r \\ \Phi_{sq} = \mathcal{L}_s \sigma . i_{sq} \end{cases} \tag{6.25}$$

Ces flux statoriques $\boldsymbol{\Phi_{sq}}$ et $\boldsymbol{\Phi_{sd}}$, remplacés par leurs valeurs dans les équations (5.63a,b) lié au champ tournant et en utilisant (6.12a) montrant que le module du flux direct orienté est supposé constant (hypothèse vérifiée expérimentalement et en simulation, puisqu'il ne varie que très lentement), on obtient les deux composantes de tensions statoriques $\boldsymbol{V_{sd}}$ et $\boldsymbol{V_{sq}}$, auxquelles on a appliqué la TL, pour exprimer les courants $\boldsymbol{i_{sd}}$ et $\boldsymbol{i_{sq}}$ en (6.26a,b) :

$$\begin{aligned} i_{sd} &= \frac{1}{R_s + + \sigma \mathcal{L}_s . s} \left(V_{sd} + \omega_s \mathcal{L}_s \sigma . i_{sq} \right) \\ i_{sq} &= \frac{1}{R_s + \sigma \mathcal{L}_s . s} \left(V_{sq} - \omega_s \left(\mathcal{L}_s \sigma . i_{sd} + \frac{M}{\mathcal{L}_r} \Phi_r \right) \right) \end{aligned} \tag{6.26a,b}$$

L'inconvénient majeur des expressions (6.26a,b) utilisées pour réaliser la CV est que les tensions $\boldsymbol{V_{sd}}$ et $\boldsymbol{V_{sq}}$ influent simultanément sur $\boldsymbol{i_{sq}}$ et $\boldsymbol{i_{sd}}$, donc sur le flux et le couple à la fois. Sous cette forme, cette partie électrique du modèle de la MAS apparaît comme deux processus mono variables couplés par les grandeurs de perturbation $\boldsymbol{e_{sd}}$ et $\boldsymbol{e_{sq}}$ en (6.27c,d) (ou de couplage entre les axes *d-q*) :

$$\begin{cases} V_{sd}^* = V_{sd} + e_{sd} \\ V_{sq}^* = V_{sq} + e_{sq} \end{cases} \tag{6.27a,b}$$

$$\text{Où} \begin{cases} e_{sd} = + \omega_s . \mathcal{L}_s . \sigma . i_{sq} \\ e_{sq} = -\omega_s \left(\mathcal{L}_s . \sigma . i_{sd} + \dfrac{M}{\mathcal{L}_r} \Phi_r \right) = -\mathcal{L}_s \omega_s \left(1 + \sigma . \tau_r \right) i_{sd} = -\mathcal{L}_s \omega_s \dfrac{1 + \sigma . \tau_r . s}{1 + \tau_r . s} . i_{sd} \end{cases} \tag{6.27c,d}$$

Les termes définis dans (6.27c,d), sont à compenser en temps réel, pour pouvoir découpler définitivement la commande en tension. Ce découplage par compensation sera traité au **paragraphe** 6.4.6.1.

Estimer le courant magnétisent i_Φ image du flux rotorique Φ_{rd} d'après la relation (6.12a) permet d'écrire (6.28) :

$$i_\Phi = i_{sd} = \frac{\Phi_{rd}}{M} \tag{6.28}$$

L'équation du couple (6.10) montre que le courant i_Φ de (6.28) intervient directement dans son expression obtenue en (6.29), en utilisant la relation (5.30c) du coefficient de dispersion σ :

$$C_{em} = p \frac{M^2}{\mathcal{L}_r} i_{sd} . i_{sq} = p \mathcal{L}_s (1 - \sigma) i_{sd} . i_{sq} \tag{6.29}$$

Les tensions V_{sd} et V_{sq} permettent respectivement le réglage du flux et du couple, mais il existe entre les processus un couplage non linéaire dû à la présence du terme ω_s dans les expressions des grandeurs de perturbation $\boldsymbol{e_{sd}}$ et $\boldsymbol{e_{sq}}$ en (6.27c,d) à compenser en temps réel.

6.4.5 Régulation

Pour les réglages industriels, quelques structures de base sont utilisées, telles que la régulation par les méthodes classiques, le réglage d'état, le réglage par mode de glissement et le réglage en cascade.

Différentes techniques de découplage existent : découplage dynamique par retour d'état [145–146], découplage statique ou découplage par compensation qu'on va traiter et appliquer.

Dans notre étude pour le réglage du flux, du couple et de la vitesse on se limite à la technique des contrôleurs Proportionnel Intégral (PI) classiques qui satisfont avec succès la régulation en commande vectorielle du point en raison de leurs bonnes performances de stabilité, rapidité et précision, leur simplicité et facilité d'implantation.

6.4.5.1 Méthodes classiques de régulation

a. Introduction

Par rapport aux équations précédentes (6.27a, b), il est intéressant d'ajouter des termes de découplage afin de rendre les axes *d* et *q* complètement indépendants. Les performances qu'apporte ce découplage additionnel ont été montrées dans [147–148]. Ce découplage permet surtout d'écrire les équations de la machine et de la partie régulation d'une manière simple et ainsi de calculer les coefficients des régulateurs.

b. Performances des régulateurs

La commande à flux rotorique orienté est généralement utilisée pour la commande vectorielle des machines AC de faible et moyenne puissance. Son intérêt se trouve dans la simplification de l'expression du couple, qui a pour objectif d'aboutir à un modèle simple de la MAS permettant de commander indépendamment le flux et le couple de la machine. Avec ce découplage, la MAS se comporte alors comme une machine à courant continu à excitation indépendante.

Dans cette partie de la thèse, la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté IRFOC sera dotée d'un correcteur de vitesse, de type PI classique. De nombreuses améliorations, seront apportées à ce correcteur en optimisant ses valeurs par l'utilisation des AG, dans le but de limiter les dépassements, de ne pas dépasser le couple maximum de la machine et d'améliorer le temps de réponse, la précision et la stabilité.

Le but de la compensation par régulateurs dynamiques est d'amener les systèmes de commande à de meilleures performances : amélioration du compromis **stabilité - précision** par une modification de la FTBO du système en rajoutant un correcteur *C(s)* à bas niveau d'énergie en cascade ou dans la chaîne de retour. Cela conduit à l'élimination, par simplification d'une partie ou de la totalité des pôles et des zéros indésirables du système et de les remplacer par d'autres moins gênants.

Lorsqu'il s'agit d'un système d'ordre $n>2$, au lieu d'obtenir sa réponse exacte, on considère que c'est un système d'ordre *2* en prenant les pôles dominants : ceux sont les pôles du demi plan de gauche, les plus proches de l'axe imaginaire.

Il existe trois types de régulateurs : le correcteur PD (compensation par Avance de Phase), le correcteur PI (compensation par retard de phase) et correcteur PID (compensation par Retard - Avance de Phase). C'est la compensation permettant d'obtenir des gains élevés en BO pour une meilleure précision en Régime Permanent (RP), tout en préservant les performances en Régime Transitoire (RT).

Le système asservi doit respecter les performances du cahier des charges imposées par le contexte industriel caractérisant son RT, ainsi que son RP :

La réponse dynamique transitoire (RT) est caractérisée par son facteur d'amortissement $\boldsymbol{\xi}$ (dépassement minimal $\boldsymbol{D_{1min}}$) et son temps de réponse $\boldsymbol{t_s}$ (temps de réponse le plus court caractérisant la rapidité de réponse).

La réponse du RP est caractérisée par sa précision statique $\boldsymbol{\varepsilon_s}$ et par son degré de stabilité (marge de phase $\boldsymbol{\Phi_m}$ et marge de gain $\boldsymbol{G_m}$).

Les paramètres des régulateurs PI seront soigneusement calculés par la suite de manière à corriger l'instabilité ou son insuffisance, le manque de précision, la lenteur et le dépassement excessif.

Le système asservi doit respecter surtout les spécifications de robustesse (stabilité et performances) aux perturbations externes et incertitudes paramétriques.

c. Caractéristiques des systèmes de commande

Quoique différents systèmes soient réalisés pour accomplir des fonctions différentes, ils renferment certaines exigences communes. Les caractéristiques principales d'un système de commande typique, qui sont le plus souvent utilisés comme paramètres de performance pour l'évaluation d'un système, sont les suivantes :

c1. Stabilité

L'étude de la stabilité d'un système, peut souvent fournir des renseignements précieux sur son comportement. On dit, en première approximation, qu'un système est stable si, soumis à une perturbation de courte durée (en l'absence de l'entrée d'excitation), il revient à son état d'équilibre permanent. Ce concept est appelé ***stabilité asymptotique***.

En d'autres termes, on dit qu'un système est stable si tout signal d'entrée bornée produit un signal de sortie bornée. Tant que la sortie demeure constante au court du temps, on dit que le système a atteint sa valeur du régime permanent.

Contrairement, un système instable n'atteint jamais la valeur du régime permanent. Un système réel doit être stable. Le plus souvent un système instable peut être rendu stable, par l'utilisation de certaines techniques dont les plus populaires, sont basées sur les circuits de compensation. Le plus souvent, un système instable est rendu stable en utilisant simplement une boucle de retour négative, permettant de modifier son équation caractéristique.

Un système bouclé doit être stable, si et seulement si, les réactions du système de régulation sont énergétiques sans être disproportionnées avec l'erreur à corriger. Une correction trop forte ou tardive risque de conduire le système à une instabilité.

Cette stabilité peut être déterminée à partir de la connaissance de sa FT. On dit qu'un système est stable si et seulement si, tous les pôles de sa FTBF sont à partie réelle négative.

c2. Précision

La **précision** est une indication de l'écart entre la valeur de la sortie actuelle et celle désirée. C'est ***un indice de performance*** d'un système.

Généralement, la précision d'un système de commande est améliorée par l'utilisation des régulateurs intégral ou intégral et proportionnel.

En régulation, la précision statique est obtenue simplement par l'implantation d'intégration (1/s) dans la boucle. Le comportement intégrateur à basse fréquence permet d'annuler l'erreur en régime permanent.

c3. Rapidité

La rapidité est une mesure du temps de réponse le plus court, pour qu'un système atteigne la valeur de son régime permanent, après l'application de l'entrée. Un système réel doit avoir un temps de réponse fini.

En général, un système bouclé doit répondre rapidement aux variations de sa consigne (poursuite) et éliminer rapidement les perturbations. Le temps de réaction est bien entendu en relation étroite avec l'inertie propre du processus.

Le gain proportionnel assure une transmission instantanée du signal d'erreur de vitesse entre la référence et celle mesurée.

c4. Sensibilité

La sensibilité d'un système est une mesure du degré de sensation en sortie aux changements de valeurs des composantes physiques ainsi qu'aux conditions de l'environnement.

L'influence des perturbations sur sa réponse peut être minimisée par l'utilisation de certains circuits de compensation.

d. Détermination des paramètres des régulateurs PI

Notons que par analogie à la régulation employée dans la MCC, deux boucles internes sont éventuellement réalisées pour le flux et le couple directement, ou indirectement par leurs composantes respectives en courant $\boldsymbol{i_{sd}}$ et $\boldsymbol{i_{sq}}$ et une boucle externe pour la vitesse de la MAS.

Pour chacune des boucles des courants $\boldsymbol{i_{sd}}$ et $\boldsymbol{i_{sq}}$ respectivement du flux et du couple, on a utilisé un régulateur PI. Son action proportionnelle sert à régler la rapidité avec laquelle la régulation doit avoir lieu et son action intégrale sert à éliminer l'erreur stationnaire entre la grandeur régulée et la grandeur de référence.

Le régulateur de vitesse prend en entrée la vitesse de référence Ω_{ref} et celle mesurée Ω. Il agit sur le couple C_{em} dont la sortie est le couple de référence $C_{em\text{-}ref}$ pour réguler la vitesse de rotation Ω.

Dans notre cas, un régulateur proportionnel intégral dérivée (PID) est inutile car, malgré son action dérivée est immédiate permettant d'accélérer la régulation, elle amplifie néanmoins le moindre bruit. En boucle fermée, cette action introduit une erreur statique.

d1. Régulation du flux et du couple de la MAS

Les expressions (6.26a,b) débouchent sur les FT $F_d(s)$ et $F_q(s)$ en (6.30a,b), liant respectivement le courant $\boldsymbol{i_{sd}}$ du flux et le courant $\boldsymbol{i_{sq}}$ du couple aux tensions de commande $(V_{sd} + e_d)$ et $(V_{sq} + e_q)$:

$$\begin{cases} F_d(s) = \dfrac{i_{sd}}{V_{sd} + e_d} = \dfrac{\dfrac{1}{R_s}}{1 + (\tau_s + \tau_r)s + \sigma\tau_s\tau_r.s^2} \\ F_q(s) = \dfrac{i_{sq}}{V_{sq} + e_q} = \dfrac{\dfrac{1}{R_s}}{1 + \sigma\tau_s.s} \end{cases} \qquad (6.30a,b)$$

Découplage par compensation

La figure 6.3 représente alors le schéma fonctionnel de régulation qui, à priori peut être envisagé suivant deux stratégies selon que les perturbations non linéaires sont compensées ou non. La compensation a pour effet de découpler les deux processus grâce à une reconstitution en

temps réel de ces perturbations. La solution consiste à ajouter des tensions identiques $\boldsymbol{e_{sd}}$ et $\boldsymbol{e_{sq}}$ exprimées en (6.27c, d) mais de signes opposés à la sortie des régulateurs de courant $C_\phi(s)$ et $C_q(s)$ de manière à séparer les boucles de régulation d'axe *d* et *q* comme le montre la figure 6.3.

Les régulateurs $C_\phi(s)$ et $C_q(s)$ servent au contrôle du flux par le courant $\boldsymbol{i_{sd}}$ et du couple par le courant $\boldsymbol{i_{sq}}$.

Les paramètres de ces régulateurs ont été calculés par la méthode de compensation des pôles dominants.

On modélise la partie électrique compensée du moteur asynchrone sous forme de deux fonctions de transfert $F_d(s)$ et $F_q(s)$ pour aboutir au schéma bloc simple de la figure 6.3.

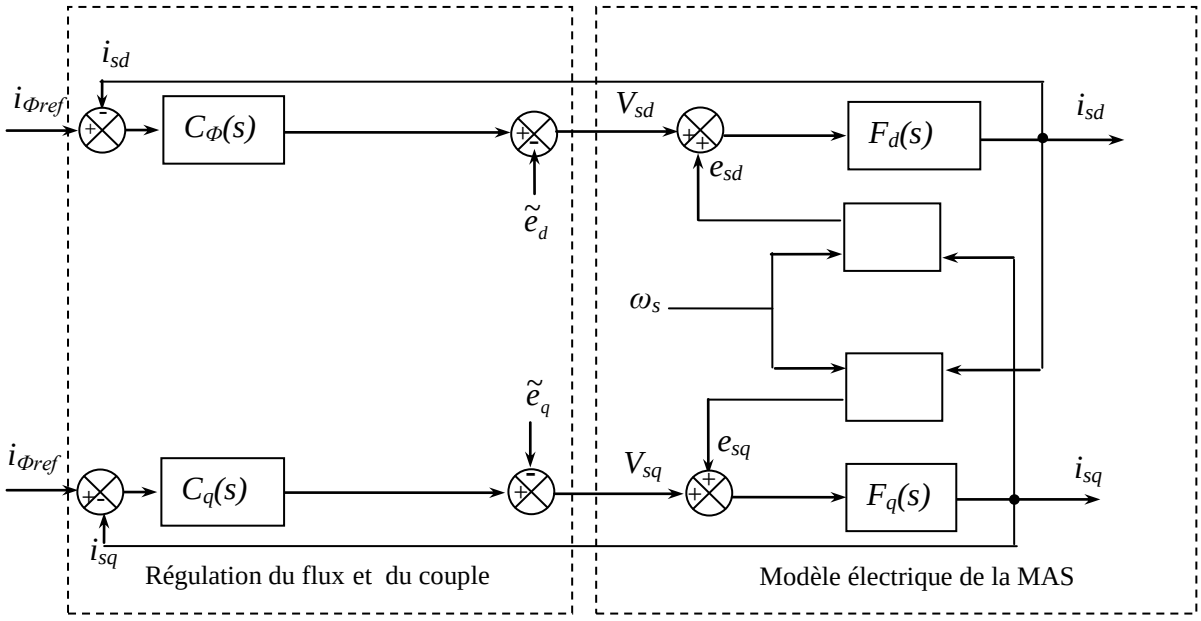


Figure 6.3 : Modèle de la MAS et découplage par addition des termes de compensation.

Régulateur du flux

Pour l'asservissement du flux rotorique Φ_{rd} par boucle de retour, il faudra trouver les paramètres PI du correcteur $C_\Phi(s)$ du flux rotorique permettant d'annuler l'erreur statique $\boldsymbol{\varepsilon_s}$ entre $\boldsymbol{i_{sd}}$ et $\boldsymbol{i_{\Phi ref}}$ par l'intégration. L'action proportionnelle permettra de maîtriser la rapidité de la boucle fermée du courant $\boldsymbol{i_{sd}}$, par la méthode de compensation de pôles, réduisant la constante de temps du système contrôlé relativement au système en BO.

La FTBO $F_d(s)$ exprimée en (6.30a) dont la carte des pôles est donnée par la figure 6.4.

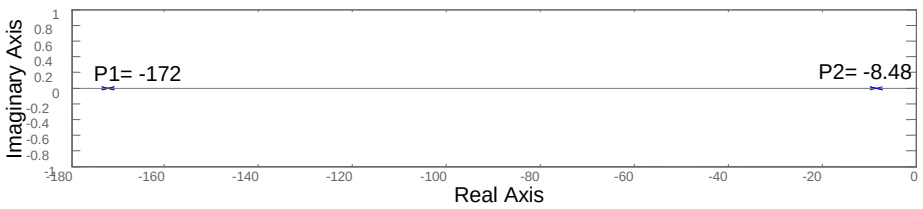


Figure 6.4 : Carte des pôles de $F_d(s)$; (p_1= - 172 ; p_2 = -8.48).

La relation (6.31) permet d'exprimer la FTBO $F_{\Phi}(s)$ du flux Φ_{rd} en fonction de la tension de commande ($V_{sd}^{*}=V_{sd}+e_d$) écrite sous forme factorisée :

$$F_{\Phi}(s)=\frac{\Phi_{rd}}{V_{sd}^{*}}=\frac{M/R_s}{(1+T_1 s)(1+T_2 s)} \tag{6.31}$$

Avec les deux constantes de temps $\boldsymbol{T_1}$ et $\boldsymbol{T_2}$ dépendant des paramètres de la MAS données en ANNEXE A3:

$$T_{1,2}=\frac{2\sigma.\tau_r\tau_s}{(\tau_s+\tau_r)\pm\sqrt{(\tau_s+\tau_r)^2-4\sigma.\tau_s.\tau_r}}=0.0058;\ \ 0.1179\ \ [\text{sec}ondes] \text{ et } \boldsymbol{K_1=M/R_s=0.03}$$

F_{Φ} développée sous la forme de fraction partielle en utilisant la méthode des résidus donne la relation (6.31a):

$$F_{\Phi}(s)=K_1\left[\frac{T_1^2}{T_2-T_1}.\frac{1}{1+T_1.s}-\frac{T_2^2}{T_2-T_1}.\frac{1}{1+T_2.s}\right] \tag{6.31a}$$

La TLI appliquée à (6.31a) donne la réponse temporelle à l'échelon de tension V_{sd}^{*}:

$$\Phi_{rs}(t)=K_1\left(1+\frac{T_1}{T_2-T_1}e^{-p_1.t}-\frac{T_2}{T_2-T_1}e^{-p_2.t}\right) \tag{6.31b}$$

Les deux pôles réels $\boldsymbol{p_1=-1/T_1=-172}$ et $\boldsymbol{p_2=-1/T_2=-8.48}$ négatifs garantissent une bonne stabilité du système.

La figure 6.4, de la carte des pôles précédente, montre que $\boldsymbol{p_1}$, $\boldsymbol{p_2}$ appartenant au demi plan de gauche du plan complexe assurant la stabilité, constituent deux modes naturels formés par les deux exponentielles du RT avec $\boldsymbol{T_2>>T_1}$ et le résidu $\boldsymbol{C_2=(T_2/T_1).C_1}$. La première exponentielle est rapidement négligeable devant la deuxième dans (6.31b). On dispose donc de deux modes pour réguler le système. En utilisant la méthode de compensation des pôles, on choisit le correcteur PI dont la forme standard est (6.31c):

$$C_{\Phi}(s)=K_{p1}+\frac{K_{i1}}{s}=\frac{K_{i1}}{s}(1+T_{phi}.s) \tag{6.31c}$$

Avec $\boldsymbol{T_{phi}=T_2=K_{p1}/K_{i1}}$: le facteur $\boldsymbol{(1+T_{phi}.s)}$ du régulateur compensera $\boldsymbol{(1+T_2.s)}$ du système.

Pour que le courant de flux s'établisse rapidement, on choisit d'utiliser la constante de temps $\boldsymbol{T_{phi}=T_2}$ afin d'éliminer le pôle $\boldsymbol{p_2}$ le plus lent, puis calculer $\boldsymbol{K_{p1}}$ et $\boldsymbol{K_{i1}}$ selon le critère sur la réponse critique "harmonique méplate [150]. Les critères de qualité des systèmes du second ordre montrent qu'une réponse bien amortie nécessite un facteur d'amortissement $\xi=1/\sqrt{2}$ correspond à la limite de disparition des oscillations. Cela permet d'avoir une réponse rapide ($\boldsymbol{t_s}$ le plus court) avec un minimum de dépassement $\boldsymbol{D_{1min}}$ et une bonne stabilité du système.

La FTBO corrigée s'écrit (6.31d):

$$F_{\Phi\,currigée}(s)=\frac{K_1.K_{i1}}{s.(1+T_1 s)} \tag{6.31d}$$

La FTBF, identifiée avec la FT du second ordre normalisée $F_{2N}(s)$ devient (6.31e):

$$FF_{\Phi}(s)=\frac{i_{sd}(s)}{i_{\Phi ref}(s)}=\frac{1}{\frac{T_1}{K_1.K_{i1}}s^2+\frac{1}{K_1.K_{i1}}s+1}=\frac{1}{\frac{1}{\omega_n^2}s^2+\frac{2\xi}{\omega_n}s+1}=F_{2N}(s) \qquad (6.31e)$$

On déduit que :

$$\begin{cases}\dfrac{T_1}{K_{i1}.K_1}=\dfrac{1}{\omega_n^2}\\ \dfrac{1}{K_{i1}.K_1}=\dfrac{2\xi}{\omega_n}\end{cases} \qquad (6.31f)$$

Avec ω_n la pulsation naturelle du système.

Pour les facteurs d'amortissements $\xi=1/\sqrt{2}=0.7$ et ξ =1, on obtient respectivement un système amorti avec un léger dépassement D_{1min} = 4.6% à l'instant t_{p1}=0.67s et le cas critique totalement amorti indiquant des temps de réponse (critère de 5%) t_{s1}=0.442s et t_{s2} =0.914s. La figure 6.5 ci-dessous montre les réponses temporelles du courant direct statorique i_{sd} pour ces deux cas. Il s'agit d'un système rapide avec un temps de réponse le plus court d'environ t_{s1} =0.442s. C'est ce que l'on cherche à obtenir, lors d'un échelon sur la consigne, on a une réponse avec un dépassement minimal.

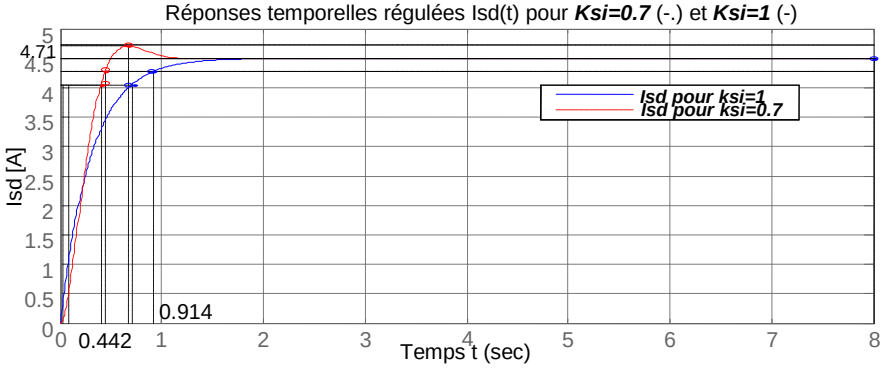


Figure 6.5 : Réponse temporelles régulées d'isd pour **ksi=1** et **ksi =0.7**.

Les boucles de courant jouent un rôle primordial puisque, tout en assurant le contrôle vectoriel, elles garantissent les protections nécessaires à l'ensemble convertisseur - machine. Ainsi, l'introduction de limitations sur les références de courant i_{sd} et i_{sq} assure la maîtrise des courants, même s'il apparaît un problème sur les boucles externes de régulation.

En éliminant ω_n des deux équations (6.31f) pour ξ =1, les gains K_{p1} et K_{i1} du régulateur de flux $C_{\Phi}(s)$ sont (6.31g,e) :

$$K_{i1}=\frac{1}{4.K_1T_1} \qquad \text{et} \qquad K_{p1}=K_{\Phi}=\frac{T_{phi}}{4.K_1T_1} \qquad (6.31g,e)$$

Régulateur du couple

Comme précédemment, on peut considérer dans un premier temps que le flux est maintenu constant et égal à sa valeur de référence de (6.28). Dans ces conditions, la FT $F_q(s)$ de la deuxième équation de découplage (6.30b) lie le couple C_{em} à la tension V_{sq}^* :

$$F_q(s)=\frac{I_{sq}}{V_{sq}^*}=\frac{K_2}{1+\sigma\tau_s.s}=\frac{K_2}{\sigma.\tau_s(s+\gamma)} \quad \text{Avec } K_2 = 1/R_s\ ;\ \tau_s=\mathcal{L}_s/R_s \quad \text{et} \quad \gamma=1/\sigma.\tau_s$$

Puis, en remplaçant $\boldsymbol{i_{sq}}$ par sa valeur dans l'expression du couple en (6.24) donne la FTBO (6.32):

$$F_q(s)=\frac{C_{em}}{V_{sq}^*}=\frac{pM\Phi_{r-ref}}{\sigma.\mathcal{L}_r.\mathcal{L}_s(s+\gamma)}=\frac{K_q}{s+\gamma} \tag{6.32}$$

Avec $$K_q=\frac{pM}{\sigma\mathcal{L}_r\mathcal{L}_s}\Phi_{r-ref}$$

Le régulateur typique $C_q(s)$ du type PI est de FT (6.32a):

$$C_q(s)=K_{pc}+\frac{K_{ic}}{s}=\frac{K_{pc}}{s}(s+K_{ic}/K_{pc}) \tag{6.32a}$$

Le facteur $\boldsymbol{(s+K_{ic}/K_{pc})}$ du correcteur $C_q(s)$ en cascade avec $F_q(s)$ compense $\boldsymbol{(s+\gamma)}$ du système menant à :

$$\boldsymbol{\gamma = K_{ic}/K_{pc} = 1/\sigma\tau_s}$$

On obtient la FTBO corrigée (6.32b):

$$F_{qc}(s)=\frac{C_{em}}{C_{em-ref}}=\frac{K_qK_{pc}}{s} \tag{6.32b}$$

La FTBF corrigée $FF_q(s)$, identifiée avec la FT typique du premier ordre $F_{1N}(s)$, s'écrit (6.32c):

$$FFq(s)=\frac{C_{em}}{C_{em-ref}}=\frac{1}{1+\frac{1}{K_q.K_{pc}}.s}=\frac{K}{1+\tau.s}=F_{1N}(s) \tag{6.32c}$$

La FTBF $FF_q(s)$ représente un système du premier ordre pour lequel la sortie atteint ***63%*** de sa valeur finale au bout de la constante de temps $\boldsymbol{\tau}$ et ***95%*** de sa valeur finale au bout de $\boldsymbol{3\tau}$. La constante de temps est choisie égale à ***1/10*** de seconde tel que:

$$\tau=\frac{1}{K_q.K_{pc}}=1/10 \qquad \text{Et} \qquad \boldsymbol{K=1} \tag{6.32d}$$

Donc pour un temps de réponse imposé, en régime transitoire, le système est totalement amorti (pas d'oscillation) dont le temps de réponse est $\boldsymbol{t_{s2}(critère\ de\ 5\%) = 3.\tau = 0.3s}$ pour atteindre le RP :

$$t_{s2}(5\%)=3\frac{1}{K_qK_{pc}}=3/10$$

En RP : La précision s'étudie en régime permanent. En utilisant le théorème de la valeur finale (TVF), l'erreur statique $\boldsymbol{\varepsilon_s}$ est effectivement :

$$\varepsilon_s=|1-K| \ =0$$

Des relations (6.32b) et (6.32d), on obtient les paramètres du régulateur du couple (6.33e,f):

$$K_{pc} = \frac{\sigma.\mathcal{L}_s.\mathcal{L}_r}{p.M\Phi_{r-ref}.\tau} \quad \text{et} \quad K_{ic} = \frac{K_{pc}}{\sigma\tau_s} \tag{6.32e,f}$$

d2- Régulateur de vitesse de la MAS

On montre qu'il n'est pas possible d'obtenir simultanément les meilleures performances en asservissement (FTBF de poursuite de la vitesse de référence Ω_{ref}) et en régulation (FTBF de rejet de la perturbation qui est, dans notre cas, le couple résistant C_r).

La régulation de vitesse est ainsi réalisée par une méthode de double bouclage PI-P, utilisant les régulateurs PI classiques proportionnel $C_{\Omega 1}(s)$ et intégral $C_{\Omega}(s)$ telles que leurs FT sont définis par (6.33a,b,c):

$$C_{\Omega 1}(s) = k_{2\Omega} \tag{6.33a}$$

$$C_{\Omega}(s) = K_{p\Omega} + \frac{K_{i\Omega}}{s} = \frac{K_{i\Omega}}{s}(1 + T_{\Omega}.s) \tag{6.33b}$$

De constante de temps : $T_{\Omega} = K_{p\Omega} / K_{i\Omega}$ (6.33c)

On aboutit au schéma de principe de la commande vectorielle de la figure 6.6.

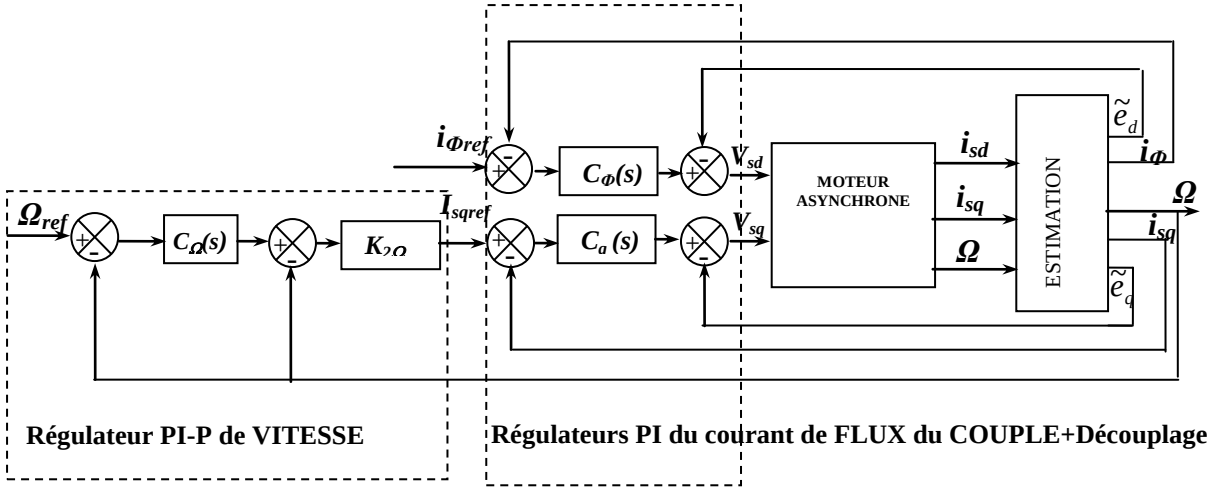


Figure 6.6 : Schéma de principe de la commande vectorielle.

La détermination des paramètres du régulateur PI classique est basée sur l'équation mécanique de la MAS dont la vitesse angulaire $\Omega(s)$ est liée au couple par l'équation (6.33d) pour un coefficient de frottement f_r négligeable. Généralement, les machines électriques manifestent un comportement intégral. En effet, le coefficient de frottement f_r est relativement faible ($fr=0.001\ kgm^2/s$) par rapport à l'inertie, ce qui nous permet parfois de le négliger. La TL appliquée à (5.68) donne (6.33d) :

$$\Omega(s) = \frac{1}{J.s + f_r}(C_{em-ref} - C_r) = \frac{1}{J.s}C_{em-ref} - \frac{1}{J.s}.C_r \tag{6.33d}$$

En utilisant l'expression du couple C_{em} (6.29) de la MAS pour la condition (6.28) remplacés dans (6.33d) donne (6.33e,f):

$$\Omega(s) = \frac{1}{J.s}\frac{K_c}{M}\Phi_{r-ref}.I_{sq} - \frac{1}{J.s}.C_r \tag{6.33e}$$

Avec $$K_c = p\mathcal{L}_s(1-\sigma) \quad (6.33f)$$

La vitesse $\boldsymbol{\Omega}$ peut être contrôlée en asservissement au moyen d'un régulateur PI dont les paramètres $\boldsymbol{K_{p\Omega}}$ et $\boldsymbol{K_{i\Omega}}$ peuvent être calculés. Le régulateur de vitesse $\boldsymbol{C_\Omega(s)}$ prend en entrée la vitesse de référence $\boldsymbol{\Omega_{ref}}$ et la vitesse mesurée $\boldsymbol{\Omega}$ de la BR externe pour suivre ses variations. Il permet de déterminer le couple de référence $\boldsymbol{C_{em\text{-}ref}}$, afin de réguler la vitesse de rotation correspondante $\boldsymbol{\Omega}$. Le rejet de la perturbation $\boldsymbol{C_r}$ doit être assuré par la BR interne utilisant le régulateur proportionnel $C_{\Omega 1}(s)$ de gain $\boldsymbol{K_{2\Omega}}$. Afin de contrôler la MAS en régulation et en asservissement ce double bouclage PI-P est assuré par le schéma fonctionnel de la figure 6.7.

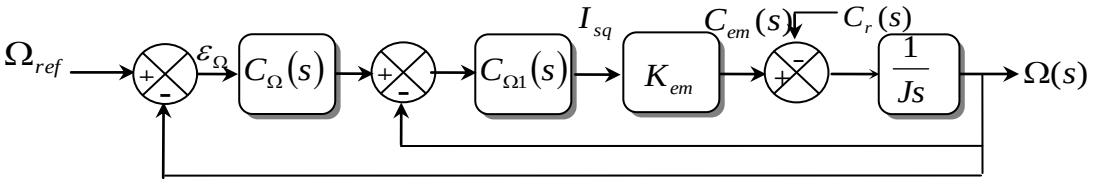


Figure 6.7 : Schéma fonctionnel de régulation et d'asservissement de vitesse.

Avec la constante du couple : $$K_{em} = K_c.\left(\frac{\Phi_{r-ref}}{M}\right) \quad (6.33g)$$

D'après ce schéma fonctionnel en figure 6.7, il est clair que la BR interne est plus rapide que la BR externe. Il n'est plus possible de trouver le régulateur optimal explicitement. Afin de réguler la vitesse, la méthode utilisée est du type essai erreur en se basant sur le choix des constantes de temps qui sont en relation étroite avec les paramètres proportionnel $K_{p\Omega}$ et intégral $K_{i\Omega}$ cherchés.

Par ailleurs, à partir du schéma fonctionnel de la figure 6.7, calculons le gain proportionnel $\boldsymbol{K_{2\Omega}}$ pour que la boucle interne de régulation assure une constante de temps $\boldsymbol{\tau_{reg}}$ désirée dont la FT de la BF interne est (6.33h):

$$FT_{BF-\text{interne}} = \frac{1}{1+\frac{J}{K_{em}.K_{2\Omega}}.s} = \frac{1}{1+\tau_{reg}.s} \quad (6.33h)$$

C'est une FT du premier ordre de constante de temps $\boldsymbol{\tau_{reg}}$ choisie en fonction de τ en (6.32d) du régulateur du couple et de sa constante en (6.33g).

$$\tau_{reg} = \frac{J}{K_{em}.K_{2\Omega}} = \frac{J}{K_c\left(\frac{\Phi_{r-ref}}{M}\right).K_{2\Omega}} \quad (6.33i)$$

Pour obtenir une constante de temps τ_{reg} désirée en (6.33i), il faudra régler $\boldsymbol{K_{2\Omega}}$ à la valeur en (6.33j):

$$K_{2\Omega} = \frac{J}{K_c\left(\Phi_{r-ref}/M\right)\tau_{reg}} = \frac{J}{4.K_c.\tau} \quad (6.33j)$$

Tel que : $$\tau_{reg} = 4\left(\frac{M}{\Phi_{r-ref}}\right)\tau \quad (6.33k)$$

La dynamique de l'asservissement est réglée par la BR externe du schéma fonctionnel (6.7) pour laquelle on utilise le régulateur proportionnel intégral $C_{\Omega}(s)$ en (6.33b). A partir de la compensation du pôle de la BR interne on peut exprimer la FT en BO externe (6.33l, m) :

$$FT_{BO-\text{interne}} = \frac{K_{i\Omega}(1+T_{\Omega}.s)}{s}\frac{1}{(1+\tau_{\Omega}.s)} = \frac{K_{i\Omega}}{s} \qquad (6.33l)$$

Menant à : $$T_{\Omega} = \tau_{\Omega} = \frac{J}{K_{em}.K_{2\Omega}} = 2\tau \qquad (6.33m)$$

On peut ainsi déduire la FT de la BR externe d'asservissement de constante de temps du régulateur de vitesse choisie en fonction de la constante de temps du stator τ_s qui caractérise la dynamique du couple. En diminuant T_{Ω} , la rapidité du système sera améliorée. La constante de temps τ_{asserv} est fixée égale au double de T_{Ω} de la BR interne (6.33n):

$$FT_{BF-externe} = \frac{1}{1+(1/K_{p\Omega}).s} = \frac{1}{1+\tau_{asserv.}.s} \qquad (6.33n)$$

En utilisant la méthode de placement de pôles, les valeurs des paramètres du régulateur ont les valeurs (6.33p) :

$$K_{p\Omega} = \frac{1}{2.T_{\Omega}} \; ; \qquad K_{i\Omega} = K_{p\Omega}/T_{\Omega} \qquad (6.33p)$$

Dans le cas du double bouclage PI-P, on montrera lors de la simulation de la commande vectorielle en 6.5 ci-dessous qu'il apparaît l'amélioration du contrôle en régulation et en asservissement contrairement au rejet partiel de la perturbation dans le cas du simple bouclage.

6.5 Simulation de la commande vectorielle indirecte IRFOC

Après l'implantation du modèle de la MAS, des estimateurs et des régulateurs de vitesse, de couple, et de courant de flux, la stratégie de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté IRFOC est présentée par le schéma fonctionnel de la figure 6.8.

L'onduleur est constitué d'interrupteurs dont le séquencement des ouvertures et fermetures est déterminé par l'intersection entre les tensions d'entrées V_{sa}, V_{sb}, V_{sc} d'amplitude ***380V***, de fréquence ***50Hz*** et le signal triangulaire de modulation de fréquence porteuse f_p***=500Hz***, d'amplitude A_p***= 500V***.

La figure 6.8 représente le schéma bloc d'une régulation de vitesse de la MAS commandé par orientation du flux rotorique indirecte IRFOC.

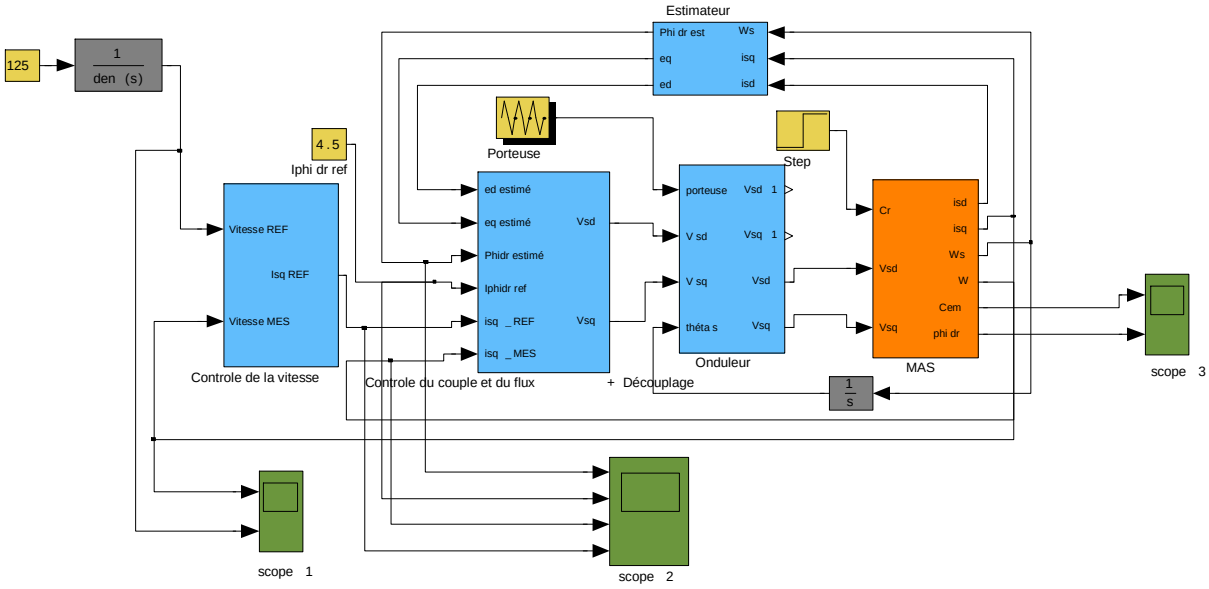


Figure 6.8. Schéma bloc de la commande IRFOC de la MAS.

Résultats de simulation de la commande vectorielle indirecte IRFOC

En utilisant le schéma bloc de la commande IRFOC de la figure 6.8, on obtient les résultats de simulation dans les figures (6.9-6.13) des vitesses, flux, courants en quadrature stator, courants de flux de référence et estimés et le couple électromagnétique après l'application du couple résistant ci-dessous:

- **Action d'un couple résistant constant C_r =10 N.m à l'instant t = 3s.**

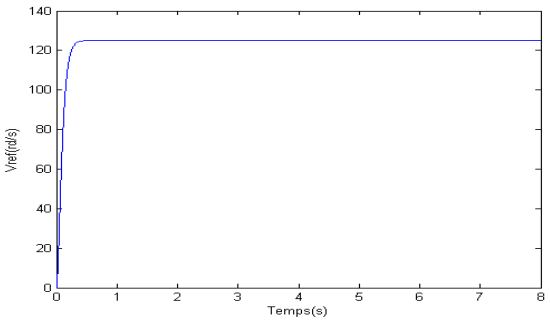


Figure 6.9a : Vitesse de référence.

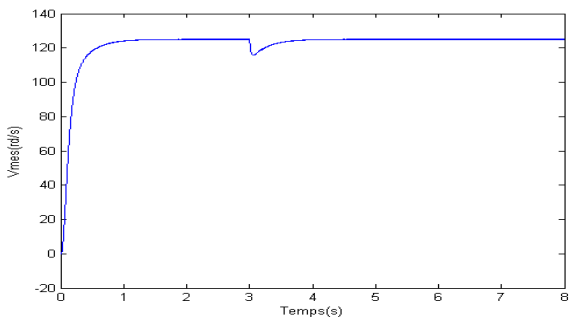


Figure 6.9b: Vitesse mesurée en charge.

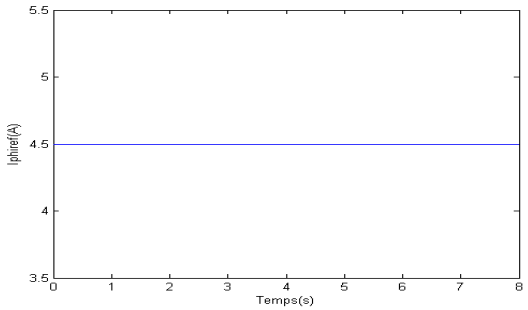


Figure 6.10a: Courant de flux de référence.

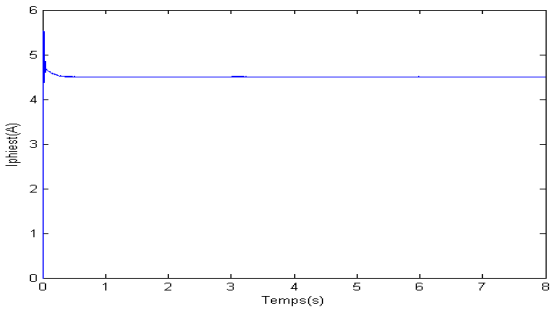


Figure 6.10b: Courant de flux estimé.

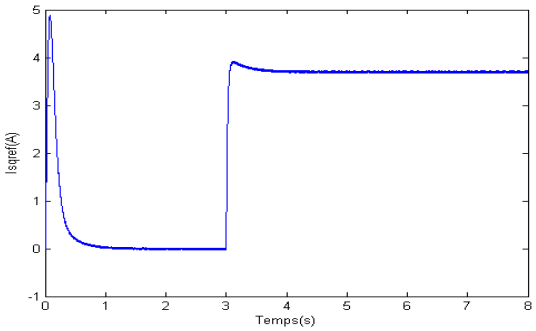


Figure 6.11a: Courant quadrature I_{sq} de référence.

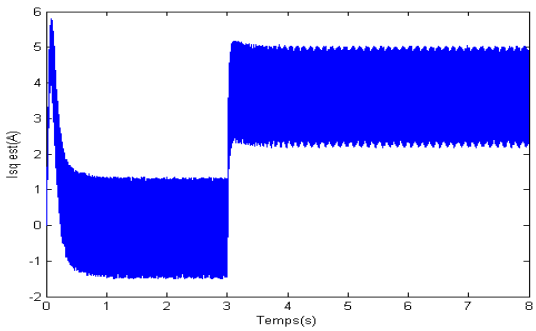


Figure 6.11b: Courant I_{sq} estimé.

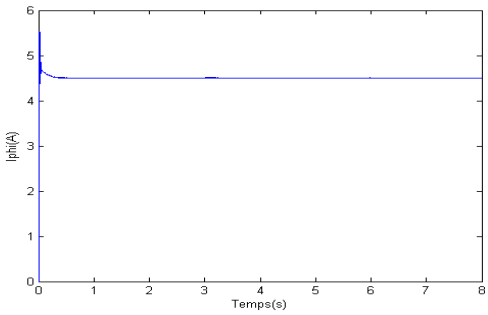


Figure 6.12a: Courant de flux I_{phi}.

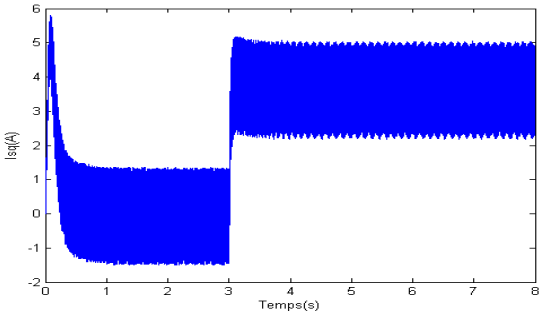


Figure 6.12b: Courant estimé I_{sq}.

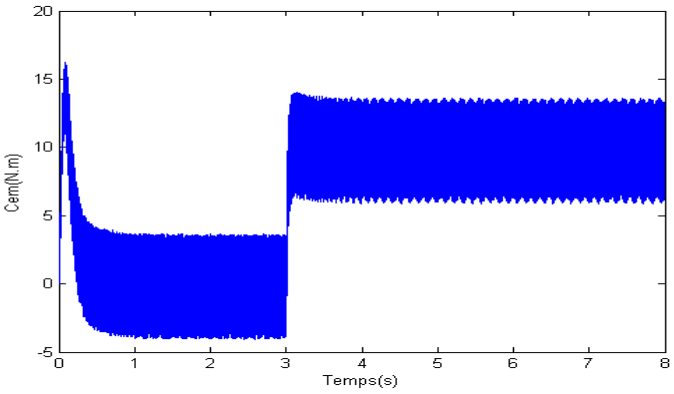


Figure 6.13 : Couple électromagnétique ***Cem***.

6.6 Conclusion

Dans ce chapitre, on s'est intéressé à la modélisation de la MAS. On a pu déterminer sous quelles hypothèses on pourra obtenir un modèle de la machine asynchrone dans le repère (*a*, *b*, *c*). On a présenté la transformation de Park permettant de trouver un modèle simplifié de la machine dans un repère diphasé (*d*, *q*). Ensuite, on a présenté la théorie, la modélisation de l'onduleur PWM et la commande vectorielle IRFOC.

D'après les résultats de simulation, on voit bien que la perturbation du couple par l'application d'une charge à tout moment, n'affecte pas le flux; ce qui exprime bien le découplage. De plus, le couple électromagnétique est bien proportionnel à la composante du courant estimé direct le produisant.

La vitesse angulaire mesurée en charge, ainsi que la tension d'alimentation de la MAS produite par l'onduleur PWM seront utilisées comme données en entrée-sortie pour l'identification des paramètres de la machine par les techniques numériques adaptatives, puis par les techniques intelligentes, spécialement les algorithmes génétiques.

Chapitre 6

B- Algorithmes Evolutionnaires et ERLS Adaptatifs pour l'Identification des Paramètres du model ARMAX de la MAS et Commande Robuste

6.1 Objectif de l'identification

Toute déviation entre les valeurs réelles des paramètres et celles appartenant au dispositif de commande, provoque la détérioration des performances de cette dernière. Il s'avère donc indispensable de procéder à l'identification précise des paramètres de la MAS.

L'identification constitue une phase importante dans la définition du modèle de la MAS, c'est par elle que la classe du modèle est choisie, puis les valeurs des paramètres sont précisées.

La technique d'identification paramétrique des MAS à haut rendement par les algorithmes génétiques, a donné des résultats encourageants.

6.2 Introduction

L'ensemble des méthodes de commande de procédés nécessite la connaissance d'un modèle mathématique du procédé à asservir pour la mise en œuvre d'un système de régulation hautement performant. Il s'avère donc indispensable de procéder à l'identification des paramètres de la MAS. En contrôle industriel, c'est par cette méthode que le choix de la classe de modèles à adopter puis les valeurs des paramètres qui le caractérisent se précise. Identifier un processus, revient à déterminer, à partir d'informations dont nous disposons sur les entrées et les sorties de ce système, un modèle mathématique appartenant à une classe de modèles donnée qui reflète son comportement avec une précision suffisante. Compte tenu de l'objectif visé et de la précision voulue, le modèle candidat répondra, d'une manière équivalente à celle du processus à identifier, s'il est soumis aux mêmes contraintes conduisant à la définition de la méthode d'identification.

En d'autres termes, c'est l'art de la création d'une description mathématique d'un système dynamique inconnu. Dans la vie quotidienne, la plupart des phénomènes observés sont formés de composantes dynamiques.

La plupart des méthodes d'optimisation utilisées sont basées sur la minimisation de l'un des critères quadratiques pour trouver les paramètres cherchés avec une précision acceptable. Il sera raisonnable d'affirmer que les bonnes valeurs des paramètres cherchées seront celles qui minimisent le critère quadratique choisi qui sera défini au paragraphe 8.4, appelé souvent fonction coût, défini aussi comme étant l'un des indices de performance.

Néanmoins, il n'est pas toujours possible d'évaluer ces gradients lorsque les mesures sont noyées de bruit. Par conséquent, on utilise les méthodes des AG qui ne nécessitent à chaque pas, que le calcul de la fonction et non pas son gradient ou d'autres connaissances auxiliaires [153].

Plusieurs méthodes conventionnelles d'identification ont été publiée telles que celles basées sur les moindres carrés LMS et RLS et de programmation non linéaire [154]. Récemment, la détermination plus précise des paramètres réels de la MAS est nécessaire pour la commande directe du couple DTC, la commande vectorielle indirecte à flux orienté IRFOC et la commande de vitesse sans capteur. Ces techniques de commande utilisent les paramètres de la MAS qui varient sous l'effet de la température et des non linéarités dues à la saturation et l'effet de peau détaillées dans les hypothèses simplificatrices du chapitre 5, (en 5.3.2.1).

Puisque la haute performance et la robustesse sont exigées pour des techniques de commande de vitesse variable, de nombreuses méthodes basées sur l'intelligence artificielle d'estimation des paramètres développées en [155–160] sont appliquées aux machines AC et DC, l'apprentissage hybride combinant les AG aux algorithmes non linéaires d'optimisation de Levenberg-Marquardt [160] et de Gauss-Newton pour estimer les paramètres du model non linéaire [154], [161] sont appliqués pour l'identification de la MAS au chapitre 6.C.

Dans cette partie de la thèse, on applique dans les mêmes conditions, deux techniques de nature différente, la méthode AERLS et celle utilisant les AG, pour l'identification du modèle dynamique ARMAX comportant le nombre minimal de paramètres de la MAS à cage d'écureuil tétra polaire pour sa commande IRFOC.

Dans la première partie, on utilise l'algorithme populaire RLS avec ses différentes extensions (AERLS) pour identifier les paramètres de la MAS.

La deuxième technique est basée sur l'intelligence artificielle, incluant les AG pour l'estimation de ces paramètres. L'approche proposée utilise les caractéristiques d'ajustement des courbes de réponse de la vitesse angulaire du bloc diagramme IRFOC de la MAS en fonction de sa tension d'alimentation et une FT du second ordre du modèle ARMAX utilisant simplement les trois principaux paramètres réduisant ainsi la complexité de résolution et le temps de calcul. Les résultats significatifs de simulation obtenus en temps réel des deux méthodes récursives sont comparés pour conclure notre étude.

6.3 Modélisation par phase de la MAS

Les MAS ou machines à induction, sont les plus utilisées dans l'industrie dans des applications diverses pour équiper des actionneurs de toute puissance telles que les machines outils, les robots et en variation de vitesse dans le cas de la propulsion navale, TGV, voitures électriques, systèmes d'énergie renouvelables et autres…. Ils sont en fait très fiables et demandent peu d'entretien, vue leur faible coût, la simplicité et robustesse de construction. Cette simplicité s'accompagne toutefois d'une grande complexité physique liée aux interactions électromagnétiques entre le stator et le rotor. Il s'agit d'une représentation avec deux circuits magnétiques couplés.

Par ailleurs, la modélisation sous forme de circuits équivalents de la MAS devient indispensable pour acquérir une meilleure connaissance de son comportement et la prédiction des performances en régime permanent. Pour étudier une machine électrique, le but de l'électrotechnicien est d'élaborer un modèle aussi fin que possible qui puisse rendre compte de la réalité. Donc, la modélisation des machines électriques est une phase primordiale pour l'observation et l'analyse des différentes évolutions de ses grandeurs électromécaniques d'une part et d'autre part, pour l'élaboration des lois de commande.

Généralement, le modèle complet de la MAS est représenté par son schéma équivalent réel monophasé, aux paramètres du rotor ramenés au stator montré en figure 6.1. Comme pour les transformateurs réels, les éléments du rotor seront divisés par m^2 où m est le rapport de transformation rotor - stator.

Résistance rotorique ramenée au stator $R = \dfrac{R_r}{m^2}$

Réactance de fuite X_{fs} globalisée au stator (6.1)

$$X_{fs} = \frac{X_{fr}}{m^2} = \frac{\mathcal{L}_{fr}}{m^2}.\omega = N.\omega \quad \text{Et} \quad \overline{X}_{fs} = jN\omega \tag{6.1}$$

Ainsi l'inductance totale de fuite N ramenée au stator (6.2) :

$$N = \frac{\mathcal{L}_{fr}}{m^2} \quad \text{Avec} \quad \mathcal{L}_{fr} = \sigma.\mathcal{L}_r \quad \text{Où} \quad \sigma = 1 - \frac{M^2}{\mathcal{L}_s \mathcal{L}_r} \tag{6.2}$$

σ : *Coefficient de dispersion de Blondel* qui représente le flux de fuite ramené au rotor tel que $\mathcal{L}_{fr}$ *est l' inductance de fuite ramenée au rotor*.

$\mathcal{L}_s$, $\mathcal{L}_s$, M: les inductances cycliques du stator et du rotor et mutuelle.

R_{Fer}, L_m : la résistance du noyau de fer et l'inductance de magnétisation. R_S : résistance stator.

Le schéma équivalent de la MAS en régime permanent se réduit à la celui de la figure 6.1:

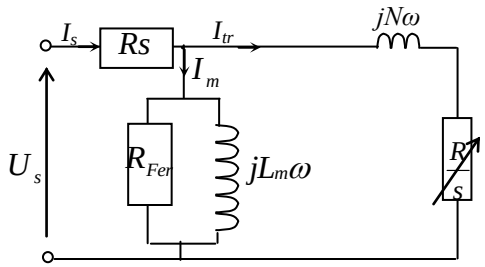


Figure 6.1 : Circuit équivalent par phase ramené au stator d'une MAS.

R/g : *Résistance motionnelle*; cela veut dire que le rotor est en rotation accompagné d'un glissement *g* quelconque. C'est la raison pour laquelle ce rapport est variable. La puissance transmise P_{tr} à travers l'entrefer au rotor (6.3) :

$$P_{tr} = \frac{R}{g} I_{tr}^2 \tag{6.3}$$

$\bar{I}_{tr} = m\bar{I}_r$: Courant rotorique ramené au stator.

Elle est donc le siège des pertes joules au rotor P_{JR}, des pertes par frottement mécaniques P_{fm} $(g \neq 0)$ et la puissance utile.

C'est un type non linéaire très important pour évaluer les performances de la MAS en régime permanent, faciliter le calcul des différentes quantités de fonctionnement telles que les courants statorique et rotorique, les puissances électromécaniques et les différentes pertes, les couples développés et le rendement.

Les paramètres R_S, (R_{Fer}, L_m), puis (R, N) du circuit équivalent sont obtenus respectivement par les simples essais en courant continu, à vide (en c.o : $g=0$) et à rotor bloqué (en c.c: $g=1$) en utilisant les valeurs nominales de la plaque signalétique de la MAS couplée en étoile et les expressions des puissances active et réactive dans un laboratoire expérimental typique. Ce vecteur de paramètres sera utilisé comme vecteur initial dans les méthodes de prédiction d'erreur (PEM) basées sur la minimisation entre les grandeurs de sortie du système réel et celles estimées.

6.4 Régulation de vitesse par PI optimisé par AG

Les techniques de commande robuste optimale pour les entrainements à vitesse variable des MAS ont mené à des recherches considérables qui ont abouti à de nombreuses méthodes. Des contrôleurs PI et PID ont été largement utilisé pour la régulation de vitesse des machines AC et DC. Plusieurs manuscrits montrent les AG appliqués pour résoudre des problèmes multiobjectifs d'optimisation, avec contraintes, où l'espace de recherche des solutions est assez large, dans le domaine du contrôle automatique [162–165]. L'objectif de ce manuscrit est l'application des AG pour l'optimisation des paramètres (K_p, K_i) du contrôleur PI pour de hautes performances

dynamiques et la commande robuste en vitesse. La figure 6.2 illustre le bloc diagramme des vitesses régulées par PI optimisé par AG des MAS pour leur entrainement IRFOC.

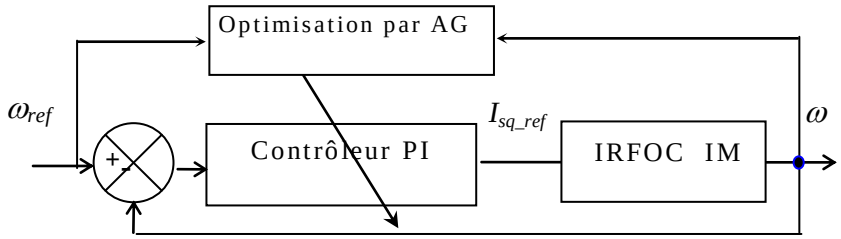


Figure 6.2: Vitesse régulée par PI optimisé par AG de la MAS par IRFOC.

Pour le contrôle optimal de la vitesse de la MAS, améliorant les performances dynamiques et la robustesse comparé au contrôleur PI basée sur la méthode de placement de pôles, les AG sont appliqués pour obtenir les meilleures valeurs des gains PI utilisant des fonctions objectives basées sur la minimisation de l'un ou plusieurs des critères de performances de l'erreur moyenne quadratique (MSE), l'erreur quadratique intégrale (ISE), l'intégrale de l'erreur absolue (IAE), l'intégrale du temps multiplieur par l'erreur absolue (ITAE) et l'intégrale du temps multiplieur du carré de l'erreur (ITSE), ….

6.5 Optimisation basée sur différentes fonctions objectives

L'AG optimise automatiquement les paramètres (K_p, K_i) du régulateur PI pour de meilleures performances du système contrôlé utilisant *100* générations en se basant sur l'une des fonctions objectives MSE, ISE, IAE, ITAE, ou ITSE.

Une population initiale de *100* individus est générée aléatoirement. Chacune est formées de deux variables (K_p, K_i) codés réels dans l'espace de recherche symétrique. De nombreuses expériences basées sur la raison des utilisateurs des techniques évolutionnaires génétiques montrent que la représentation à virgule flottante est plus rapide, plus compatible et fournit des résultats de meilleures précisions que celles utilisant le codage binaire [166–167].

A partir de quelques connaissances sur le système à régler et sur la conception d'un régulateur de type PI, on peut borner la région de recherche symétrique des gains pour obtenir leur solution optimale tout en garantissant l'optimisation de l'approche multiobjectifs, de façon à ce que le temps de convergence de l'AG soit largement réduit. Après quelques tests d'essai et erreur initiaux, D choisi est fixé comme suit :

D = limites des variables = [-100 100; -100 100]

Les valeurs des principaux paramètres des AG pour l'optimisation du contrôleur PI sont illustrées dans le tableau 6.1 suivant.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
Precision des variables	$[10^{-6}]$	Fonction Crossover	Arithmétique
Taille de Population	N = 100	Probabilité de Croisement	$p_c = 0.6$
Generation Maximum	MG =100	Tau de Croisement	4
Fitness scaling	Proportionnel	Fonction Mutation	Uniforme
Selection	Roulette	Probabilité de Mutation	$p_m = 0.1$
Probabilité de Selection	0.08	Tau de Mutation	8

Tableau 6.1 : Valeurs des paramètres des AG pour l'optimisation du régulateur PI.

A. Convergence de la trace de fitness

L'AG est testé pour *100* générations pour une population de *100* individus. La figure 6.3 montre l'évolution de l'ensemble de la meilleure fitness « Best Fitness » et de sa moyenne « Mean Fitness » pour les individus de chaque génération, utilisant les différentes fonctions objectives MSE, ISE, IAE, ITAE et ITSE montrant que l'ensemble converge rapidement vers l'optimum global, après environ *5* générations, pour aboutir aux mêmes paramètres PI de meilleurs valeurs optimales, directement atteint pour la première (1) et dernière (100) meilleures générations, montré en figure 6.3.

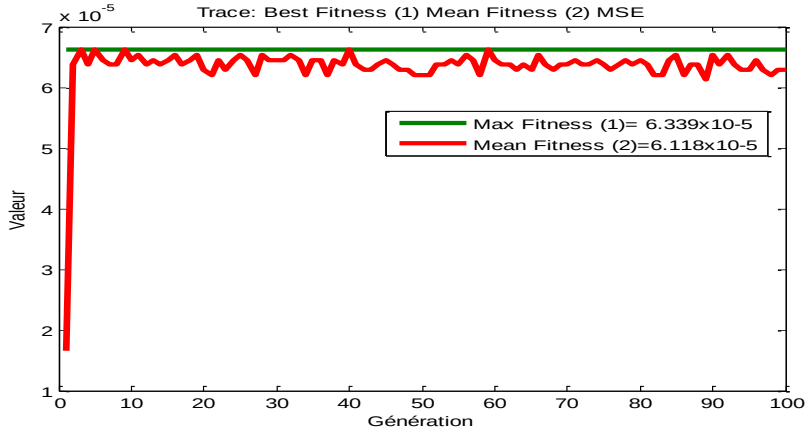


Figure 6.3: Evolution des fonctions Fitness.

MSE Max Fitness = 6.339×10^{-5}; Mean Fitness = 6.118×10^{-5}
ISE Max Fitness = 8.267×10^{-8}; Mean Fitness = 7.919×10^{-8}
IAE Max Fitness = 1.02×10^{-5}; Mean Fitness = 9.773×10^{-6}
ITAE Max Fitness = 1.02×10^{-5}; Mean Fitness = 9.773×10^{-6}
ITSE Max Fitness = 1.033×10^{-8}; Mean Fitness = 9.899×10^{-9}

B. Evolution des paramètres PI au cours des générations

L'évolution des paramètres (K_p, K_i) du régulateur PI obtenu par l'ajustement de l'AG au cours des *100* générations est le même pour les cinq fonctions objectives représentée en figure 6.4.

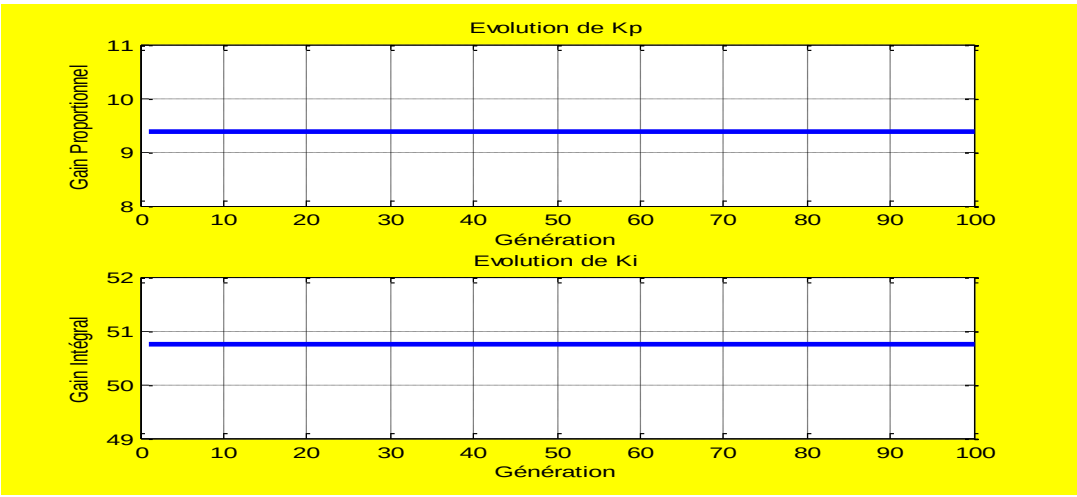


Figure 6.4: Evolution des paramètres PI optimisés par AG pour différentes fonctions objectifs.

Valeurs optimales des paramètres PI donnant les meilleures performances :

$$\text{PI_Optimal} = [K_p = 9.3763;\ K_i = 50.7458]$$

C. Vitesse contrôlée par PI optimisé par AG

Des études expérimentales sont examinées pour l'entrainement de la MAS chargée commandée IRFOC par le contrôleur PI optimisé par AG pour améliorer ses performances en vitesse utilisant l'une des fonctions objectifs MSE, ISE, IAE, ITAE ou ITSE, calculant sa meilleure fitness et sa moyenne exprimées par la figure 6.3.

Le système contrôlé doit répondre aux performances exigées par le cahier de charge industriel caractérisant son régime transitoire (dépassement minimal D_{1min}, temps de montée le plus court t_r et le temps de réponse t_s) et son régime permanent (précision statique ε_s , stabilité et rejet des perturbations).

La figure 6.5 montre les réponses de vitesse du système réel régulé par PI conventionnel ω_{pi} et PI optimisé par AG ω_{ga}, lors de l'application de la charge mécanique de couple $T_L = 5Nm$ à $t = 3s$ (***375 échantillons***) et à $t = 5s$ (***625 échantillons***) pour observer le rejet de perturbation lorsque l'IM fonctionne à la vitesse de référence $\omega_{ref} = 125rad/s$.

Lorsque la MAS fonctionne à la ***vitesse de référence*** de ***125rad/s***, soudainement perturbé par l'application de charges respectivement après ***3s*** et ***5s***, on remarque une légère diminution de *2 rad/s* lorsqu'on utilise le régulateur PI optimisé par AG pour revenir à sa valeur précédente après ***20*** échantillons (***t=0.16s***) comparé à ***10rad/s*** après ***100*** échantillons (***t=0.8s***) en utilisant le régulateur PI.

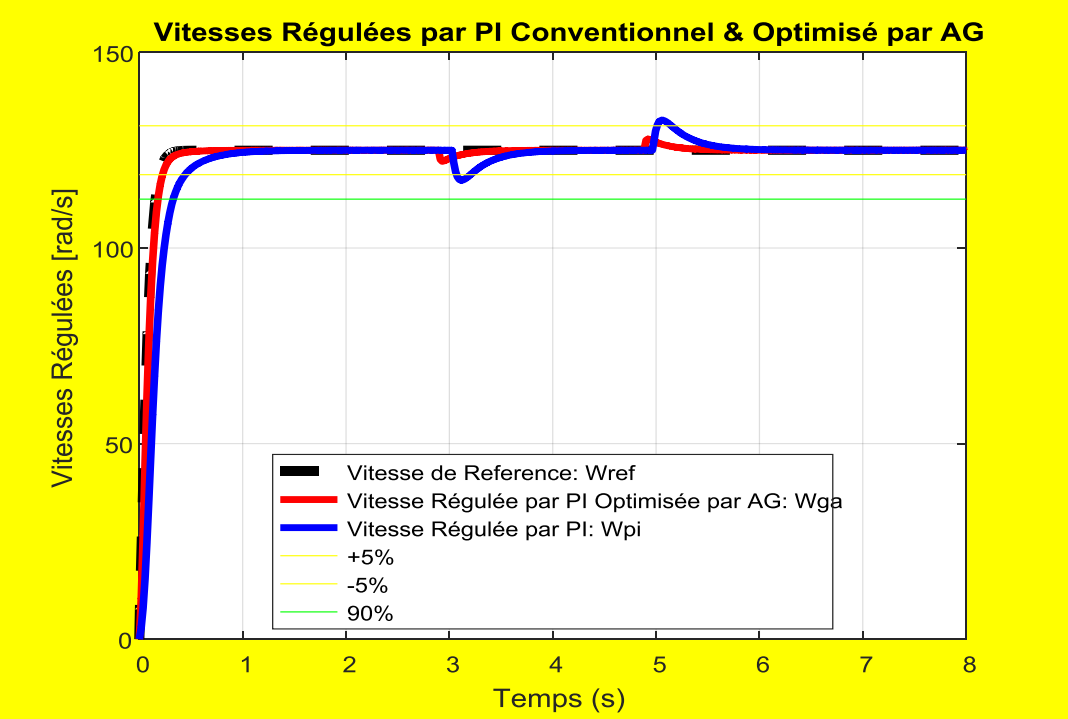


Figure 6.5: Vitesses régulées par PI conventionnel et PI optimisé par AG.

La réponse de la vitesse d'entrainement mesurée ω_m de la MAS commandée par IRFOC (Fig.6.23) en utilisant le contrôleur PI optimisé par AG ω_{ga}, ont très rapidement atteint la vitesse

du régime permanent ***125rad/s*** proche de la vitesse de référence en un temps de réponse plus court $t_{s(PI_ga)} = 0.25s$ comparé à $t_{s(PI)} = 0.39s$ obtenu pour la vitesse régulée par PI conventionnel ω_{pi}.

On remarque de légères diminution et augmentation de ***2.8570rad/s*** lorsque le contrôleur PI optimisé par AG est appliqué pour revenir rapidement à sa valeur précédente durant ***0.6s*** comparée à ***7.7109rad/s*** durant ***1.2s*** pour le contrôleur PI.

Le tableau 6.2 montre les résultats de simulation des caractéristiques de vitesses contrôlées par PI conventionnel et PI optimisé par AG.

Paramètres de Performance	**Vitesse régulée par PI optimisé par AG**	**Vitesse régulée par PI conventionnel**
Dépassement en pourcent (%)	0.0150	0.0161
Temps de réponse (*ts*-Critère 5%)	0.25*s*	0.39*s*
Temps de montée (t_r)	0.20*s*	0.28*s*

Tableau 6.2 : Caractéristiques de vitesses régulées par PI classique et PI optimise par AG.

Les réponses de vitesse de l'IM commandé par IRFOC, utilisant le contrôleur PI optimisé par AG, est excellent montrant des vitesses menant à une erreur statique ε_s nulle en régime permanent, un temps de réponse réduit comparé au PI conventionnel pour une très petite valeur de dépassement $D_{min(pi_ga)} = 0.0150\%$ et $D_{min(pi)} = 0.0161\%$ respectivement.

6.6 Minimisation de l'Erreur de Prédiction (PEM)

L'opération d'identification des paramètres du modèle peut se résumer par le schéma de la figure 6.6, où l'erreur de prédiction ***ε(k)*** entre la sortie ***y(k)*** du procédé et celle $\hat{y}(k)$ prédite par le modèle, est utilisée par un Algorithme d'Adaptation Paramétrique (A.A.P.) basé sur un critère quadratique d'optimisation permettant de modifier les paramètres $\hat{\theta}$ du modèle ajustable à partir des informations disponibles sur le système à chaque instant *k* pour minimiser l'erreur de sortie.

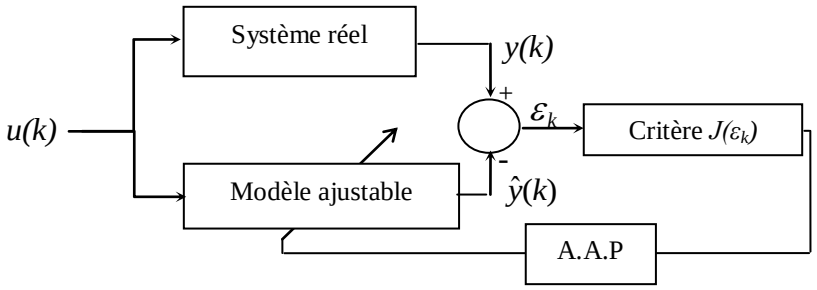


Figure 6.6 : Principe d'identification fondé sur l'erreur de sortie.

La méthode PEM est basée sur la minimisation d'une fonction quadratique [63] définie en (6.5). Dans ce problème d'identification, la plupart des méthodes numériques sélectionnent les valeurs optimales $\hat{\theta}_N^*$ de prédiction linéaire qui minimisent la somme MSE $J_N\left(\hat{\theta}, Z^N\right)$ en (6.5), i.e. (6.4).

$$\hat{\theta}_N^* = \arg\left\{ \min_{\theta \in R^{n_p}} J_N(\hat{\theta}, Z^N) \right\} \quad (6.4)$$

n_p: Nombre de paramètres.

Il est exprimé comme étant l'erreur de prédiction ε_k entre la i[ième] sortie mesurée du système réel et celle prédite $\hat{y}_i(k/\hat{\theta})$ par le modèle au même instant *k.*

$$J_N(\hat{\theta}, z^N) = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{M} \sum_{1}^{N} \left[y_i(k) - \hat{y}_i\left(k/\hat{\theta}\right) \right]^2 \quad (6.5)$$

N: Nombre d'intervalles d'échantillonnage.
M: Nombre de points de mesure.
ε_k: Erreur de prédiction commise sur l'estimation.

$Z^N = \{u(1),...,u(N); y(1),...,y(N)\} = \{Y^T(N); U^T(N)\}$: L'ensemble de données mesurées en entrée-sortie.

Il s'agit de trouver le vecteur des paramètres $\hat{\theta}$ minimisant cette fonction quadratique *J* de l'erreur qui est une fonction non linéaire de ces derniers.

La prédiction faite avec le modèle dépend de la forme [63] de celui-ci AR, MA, ARMA, ARMAX, NARMAX, et Box-Jenkins… qu'on choisira alors en 6.7.

Le modèle est une fonction de *n* paramètres θ_k, *k* variant de *1* à *n*. Il s'agit alors de les déterminer tels que le critère *J* en (6.5) soit minimal.

Ces algorithmes basés sur l'estimation paramétrique sont nombreux, voici les plus utilisés :

- Les moindres carrés « Least Mean Squares : LMS »,
- Les moindres carrés récursifs « Recursive Least Squares : RLS »,
- Méthode d'Erreur de Prédiction Récursive « Recursive Prediction Error Method : RPEM ».

Dans les paragraphes qui suivent, on présente l'algorithme de base RLS avec ses différentes extensions appelé « Adaptative ERLS : AERLS », les méthodes de Moindres Carrés Généralisés « Generalized Least Squares : GLS », du Maximum de Vraisemblance Récursif « Recursive Maximum Likelihood : RML » et celle de la Variable Instrumentale « Instrumental Variable : IV ».

La recherche des paramètres optimaux $\hat{\theta}_k$ se fait par programmation non linéaire. Il s'agit d'utiliser un algorithme qui, à partir de paramètres non optimaux θ_k et un critère *J*, donne les paramètres $\hat{\theta}_k$ du modèle.

6.7 Le modèle ARMAX

Considérons un modèle numérique bruité, avec commande à pas retardé, afin de simuler un processus réel, très utile en contrôle industriel, à une entrée *u(k)* - une sortie *y(k)* et un délai *d* décrit par son équation aux différences numérique récurrente (6.6a) :

$$y(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i y(k-i) + \sum_{i=0}^{nb} b_i u(k-d-i) + w(k) = \phi^T(k).\theta(k) + w(k) \quad (6.6a)$$

Avec $w(k) = \frac{1}{A(z)} \sum_{i=1}^{n_c} c_i.e(k-i) + e(k)$ (6.6b)

Où $\theta = [a_1 ... a_{na},\ b_1 ... b_{nb}]^T$: le vecteur des paramètres.

$\phi^T(k) = [-y(k-1) ... -y(k-na),\ u(k-d-1) ... u(k-d-nb)]$: Le vecteur des mesures (régresseurs).

Le signal de sortie *y(k)* de ce système est composé d'une partie déterministe liée à l'entrée d'excitation *u(k)* et d'une partie stochastique liée aux perturbations *w(k)* en (6.6b) « GLS ».

La sortie d'un système pour lequel le model << processus + perturbation >> est du type ARMAX (6.7) sera :

$$y(k) = z^{-d}\,\frac{B(z)}{A(z)}.u(k) + \frac{C(z)}{A(z)}.e(k) \qquad (6.7)$$

Le modèle et la perturbation *w(k)* possèdent donc la même dynamique spécifiée par le dénominateur *A(z)* qui mène à la structure ARMAX donnée par la figure 6.7.

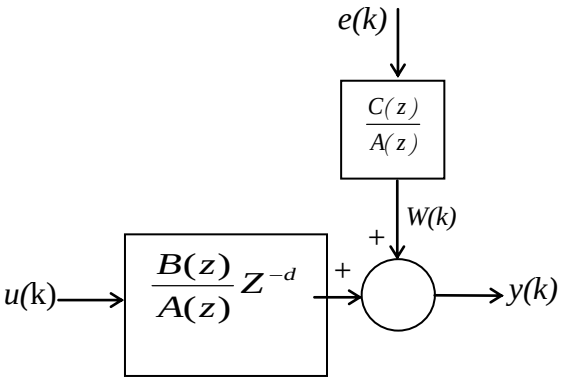


Figure 6.7 : Structure du modèle à erreur d'équation ARMAX.

Dans le modèle ARMAX, l'erreur de mesure porte sur l'équation. C'est un modèle à erreur d'équation (EE) où les algorithmes utilisés pour son identification, sont basés sur une prédiction de la sortie, à partir de la connaissance de l'excitation *u(k)* et des valeurs précédentes de la sortie *y(k-i)*.

Dans le cas d'un système bruité, nous effectuons *N* mesures d'observations « IV ». La méthode de la « IV » est une alternative de la méthode « GLS » qui consiste à construire un nouveau vecteur de mesures non corrélées avec les perturbations pour obtenir une estimation non biaisée. Sachant que la perturbation n'est pas reproductible (imprévisible); elle ne peut être décrite que de manière aléatoire indépendante caractérisée par deux paramètres :

Sa moyenne μ et sa variance σ^2 des mesures effectuées. *e (k)* est souvent choisie comme un bruit blanc discret Gaussien « RML » de valeur moyenne nulle μ=0 et de variance σ^2*constante*.

6.8 Méthode Adaptative ERLS « AERLS »

Le plus souvent, il est souhaitable de disposer de méthodes permettant d'ajuster en ligne un modèle numérique d'un processus physique ou d'un signal quelconque en vue de la prédiction et / ou la commande des systèmes. Ces méthodes sont qualifiées d'adaptatives. Elles doivent être performantes du point de vue convergence, stabilité, robustesse et vitesse d'exécution puisqu'elles doivent s'effectuer en une période d'échantillonnage.

La méthode AERLS est utilisée en identification adaptative pour chercher, en temps réel, un modèle numérique d'un processus physique, d'un procédé industriel (machines DC ; machines AC synchrones et asynchrones,…).

Le principe de la méthode consiste à minimiser le critère quadratique *J* correspond à l'erreur des moindres carrés MSE à l'instant courant, entre la sortie du modèle et celle du processus (la MAS par exemple) pour déterminer les meilleurs paramètres.

En identification, le but d'un algorithme récursif, est de trouver la nouvelle estimation des paramètres $\hat{\theta}(k)$ à partir de $\hat{\theta}(k-1)$ précédents sans avoir à refaire tous les calculs.

Dans le cas d'un système bruité, nous effectuons *N* mesures d'observations « IV », nous pouvons écrire l'équation (8.6a) sous forme matricielle (6.8) :

$$Y_N = \phi_N.\theta_N + W_N \tag{6.8}$$

Y_N et ϕ_N représentent l'ensemble des données disponibles en sortie et en entrée, avec Y_N un vecteur de dimension $N\times 1$ et ϕ_N une matrice de dimension $N\times N$ regroupant les vecteurs φ pour l'ensemble des expériences.

Définissions l'équation de l'erreur vectorielle de prédiction présentée sous forme matricielle (6.9) :

$$\varepsilon_N = [\varepsilon(N)\ldots\varepsilon(1)]^T = Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N \tag{6.9}$$

Pour la meilleure poursuite de possible non stationnarités, variation des données dans les régimes transitoire et permanent, on utilise un facteur d'oubli adaptatif $\lambda(k)$ en (6.10) avec $0 \prec \lambda(k) \leq 1$ [169], l'indice de performance (6.5) est modifié pour obtenir un modèle approprié de la MAS.

$$\lambda(k) = \lambda_0.\lambda(k-1) + (1-\lambda 0) \text{ Avec } \lambda_0; \lambda(0) \in [0.80;0.98] \tag{6.10}$$

Le critère des moindres carrés s'écrit alors (6.11) :

$$J_N(\hat{\theta}) = \frac{1}{N}\lambda(k).\varepsilon_N{}^T.\varepsilon_N = \frac{1}{N}\lambda(k)\left[Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N\right]^T.\left[Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N\right] \tag{6.11}$$

En calculant le gradient du critère (6.11) par rapport à $\hat{\theta}_N$, pour mettre sa différentielle à zéro, on trouve les conditions d'orthogonalité (6.12) :

$$-\frac{2}{N}\lambda(k).\phi_N{}^T\left[Y_N - \phi_N.\hat{\theta}_N\right] = 0 \tag{6.12}$$

Avec $\hat{\theta}_N$, le vecteur paramètre estimé avec *N* mesures, on en déduit la solution optimale analytique $\hat{\theta}_N^*$ (6.13) du problème [170] :

$$\hat{\theta}_N^* = \left[\phi_N{}^T.\phi_N\right]^{-1}.\phi_N{}^T Y_N \tag{6.13}$$

On constate que la matrice $\phi_N^T.\phi_N \succ 0$ est de grande dimension, si le nombre d'échantillons *N* est important. Le calcul de son inverse pose donc des problèmes numériques. Pour cela, on utilise l'estimation récursive adaptative de moindre carré qui est l'une des méthodes les plus efficaces et bien adaptée à l'identification en ligne. Lors d'opérations en ligne, on évite l'inversion matricielle à cause des difficultés numériques possibles et on utilise le Lemme d'Inversion Matricielle [169] appliqué sous une forme simplifiée pour trouver un système de trois équations récursives adaptatives (6.14)–(6.16) qui forment l'algorithme AERLS basé sur l'erreur à priori [170].

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k).\phi(k).\varepsilon^0(k) \tag{6.14}$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda(k)}\left[P(k-1) - \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^T(k)P(k-1)}{\lambda(k) + \phi^T(k)P(k-1)\phi(k)}\right] \tag{6.15}$$

$$\varepsilon^0(k) = y(k) - \theta^T(k-1)\phi(k) + W(k) \tag{6.16}$$

Pour l'implémentation précise de cet algorithme, le meilleur choix des valeurs du vecteur d'initialisation des paramètres est primordial $\hat{\theta}_0 = [0.2;0.2;0.2;0.2]$ ainsi que la matrice de variance P en mettant le gain : $P(0) = \delta^{-1} I = G_0 I$

Avec $0 \prec \delta \leq 1$; I est une matrice identité $N \times N$ et $\delta = 10^{-5}$.

6.9 Estimation des paramètres du modèle ARMAX de la MAS par les AG

A. Modèle à quatre paramètres

Le modèle ARMAX à quatre paramètres de la MAS peut être décrit par la FT (6.17) :

$$G(z) = \frac{Y(z)}{U_{as}(z)} = \frac{z^{-1}(b_1 + b_2.z^{-1})}{1 + a_1 z^{-1} + a_2.z^{-2}} \tag{6.17}$$

$Y(z) = \hat{\Omega}(z) + W(k)$: La sortie bruitée comme étant la vitesse angulaire de la MAS et $U_{as}(z)$ sa tension d'alimentation. $[a_k, b_k]$ dépendent des paramètres de la MAS du circuit de la figure 6.1.

En appliquant la TZI, on obtient l'équation aux différences récursive discrète suivante (6.18):

$$\hat{\Omega}(k) = -a_1.\Omega(k-1) - a_2.\Omega(k-2) + b_1.U_{as}(k-1) + b_2.U_{as}(k-2) + W(k) \tag{6.18}$$

On peut exprimer (6.18) sous la forme d'un produit scalaire du vecteur de paramètres $\theta(k)$ et du vecteur de mesure antérieur $\phi(k-1)$ pour avoir (6.19) :

$$\hat{\Omega}(k) = \theta^T(k).\phi(k-1) + W(k) \tag{6.19}$$

Avec $\theta(k)^T = [a_1\ a_2\ b_1\ b_2]$

Et $\phi(k-1) = [-\Omega(k-1) - \Omega(k-2)\ U_{as}(k-1)\ U_{as}(k-2)]^T$

A. Modèle à trois paramètres

Dans le modèle habituel du troisième ou du cinquième ordre dans la représentation de l'espace d'état [171–172] d'une MAS, le nombre de paramètres est le même [171] et contient des termes qui dépendent de la vitesse angulaire Ω du rotor. Ainsi, en tout point de fonctionnement, en faisant les suppositions habituelles de l'absence de saturation magnétique, les effets de température et de peau…, qui peuvent ajouter des non linéarités au modèle de la machine, définie par la vitesse moyenne du rotor; un modèle linéaire peut être formé. Dans les essais expérimentaux; la MAS étant à l'arrêt, elle démarre et répond à la tension d'alimentation U_{as}, pour atteindre la vitesse ***125rad/s*** du régime permanent. En RP, le modèle linéarisé est approprié, même soumis à la perturbation de la charge après *3s* (***375 échantillons***) puis *5s* ((***625 échantillons***). Cependant, au démarrage en régime transitoire, le point de fonctionnement varie continuellement.

Dans le cas de l'AERLS, on peut utiliser une valeur du ***facteur d'oubli convenable λ(k).*** Cet algorithme adaptatif AERLS peut être utilisé pour la meilleure poursuite des paramètres du model autour du point de fonctionnement courant, i.e., la vitesse angulaire du rotor de la MAS durant le démarrage en RT et en RP peuvent fournir des estimations raisonnables et robustes des paramètres.

La sélection des sous-systèmes a été utilisée dans l'identification des systèmes pour réduire le nombre de paramètres du modèle [172]. La variance dans l'estimation des paramètres sera réduite [63], simplifiant ainsi la complexité de résolution et le temps de calcul du modèle [173].

Le rétrécissement de la régression linéaire et la sélection par l'intermédiaire du moindre rétrécissement absolu et l'opérateur de sélection « Least absolute shrinkage selection operator Lasso ») ont été développé [174].

Cette méthode d'identification se localise sur les paramètres les plus significatifs qui ont les plus forts impacts sur la vitesse angulaire Ω tels que certains seront imposés comme valeurs typiques. En annulant le paramètre $b_2=0$ dans les équations (6.17)–(6.19) seulement trois paramètres du modèle ARMAX de la MAS sont estimés.

B. Algorithme Génétique

Comme conséquence du développement industriel rapide, la technique des AG peut être utilisée pour plusieurs applications de conception électrique. Cette technique peut aussi être considérée comme une méthode d'optimisation à un processus d'apprentissage (figure 6.8) pour remplacer l'AAP conventionnel de la figure 6.6 précédente basé sur un critère quadratique [63]. Récemment, des chercheurs utilisent des algorithmes d'optimisation inspirée de l'intelligence artificielle sont applicables pour l'identification des procédés tels que les machines AC et DC [155–159], [175–176].

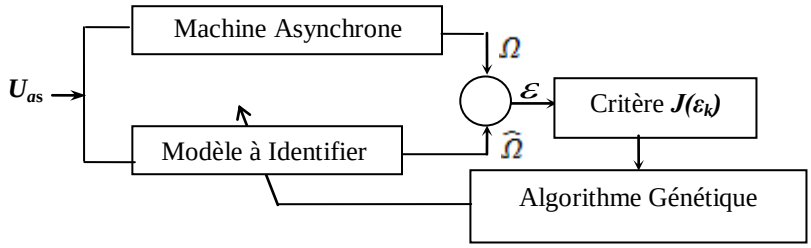


Figure 6.8 : Schéma d'identification par AG.

L'AG est basé sur la sélection naturelle. En effet, il s'appuie dans son fonctionnement sur l'évaluation d'un nombre élevé de points (paramètres) dans l'espace de recherche. De cette vision, cette stratégie est adéquate pour la recherche d'un minimum global afin de résoudre les problèmes d'optimisation.

Comme principe de base simplifié produisant de bons résultats dans la résolution de plusieurs problèmes pratiques, les AG utilisent trois opérateurs fondamentaux [177–178]:

- Sélection - Croisement - Mutation

L'AG démarre par la génération aléatoire des valeurs de la population de P individus tels que : $P \in [20,\ldots,100]$. Généralement cela dépend de l'application.

Pour notre étude, les individus sont les paramètres de la FT $G(z)$ du modèle ARMAX de la MAS en (6.17).

Chaque paramètre représente un gène avec des considérations sur les bornes de leur variation utilisant une gamme initiale $[0; 0.6]$.

Pour l'étude de la qualité des individus une fonction Fitness F est mise au point. Ceci s'effectue à l'aide d'une fonction Objectif qui se calcule comme étant la somme des erreurs aux carrés entre les sorties du modèle et celle du système réel pour la réponse globale. Cette fonction F est évaluée et définie comme étant le maximum pour le problème de maximisation, puisque l'AG minimise l'erreur. Cette fonction F est obtenue en faisant l'inverse du critère J des moindres carrés « MSE » pour trouver ainsi la Fitness maximale.

L'opérateur de sélection effectue un filtrage sur les individus qui assure la meilleure Fitness pour les copier directement pour la génération suivante.

D'autre part, l'opérateur de croisement assure la création de deux individus nouveaux. Généralement, la probabilité de croisement p_c varie de *0.6* à *1*.

En utilisant les gènes de deux individus appartenant à la génération suivante et pour lesquels le phénomène naturel de permutation et d'extraction sont accomplis pour l'opérateur de mutation. Les individus sont atteints par le changement de la nature d'un de leur gène. Ce gène est sélectionné de manière aléatoire. L'opérateur de mutation est appliqué bit par bit et par génération. Il modifie aléatoirement la valeur de certains bits de génotype avec une faible probabilité (généralement $1\% \leq P_m \leq 10\%$).

Dans la phase finale, on va essayer de changer des individus de très basse fitness par d'autres mutations pour améliorer la diversité. Pour finaliser le procédé d'identification, on peut utiliser comme critère d'arrêt, le nombre d'itérations lorsque la valeur de la tolérance est atteinte.

C. Programmation Génétique (PG)

On applique la PG pour l'estimation des paramètres du modèle ARMAX en (6.16) dépendant de ceux du circuit équivalent de la figure 6.1.

On choisit $Y(k) = \hat{\Omega}(k) + W(k)$ la sortie bruitée comme étant la vitesse angulaire de la MAS et $U_{as}(k)$ comme étant sa tension d'alimentation. On a donc la valeur prédite de la vitesse $\hat{\Omega}(k)$ définie en (6.18).

Où $\theta = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & b_1 & b_2 \end{bmatrix}$: le vecteur de paramètres.

L'erreur : $$\varepsilon = \Omega(k) - \hat{\Omega}(k)$$

La fonction Objectif (6.20) :

$$f_obj = 1/\sum_1^{1000} \max(size(error)) * error^2 \qquad (6.20)$$

- Les AG optimisent automatiquement les quatre paramètres du modèle en utilisant *100* générations.
- La population initiale de l'ensemble de paramètres est générée aléatoirement.
- Les propriétés des AG pour trouver les paramètres optimaux sont énumérées dans le tableau 6.3.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
Précision des Variable	[10^{-6}]	Fonction croisement	Intermediate
Taille de la Population	N = 100	Tau	0.09
Generation Maximum	MG =100	Probabilité de croisement	p_c = 0.63
Fitness scaling	Proportionnel	Fonction mutation	Uniform
Selection	Tournament	Probabilité de mutation	p_m = 0.1

Tableau 6.3 : Valeurs des paramètres des AG pour l'identification de la MAS.

6.10 Résultats et discussion

A. Résultats de l'AERLS pour le modèle de la MAS à quatre paramètres

Les valeurs nominales de la plaque signalétique de la MAS tétra polaire à cage sont

$P_{uN} = 1.1kW\ (1.5hp), U_N = 380V,\ f = 50Hz, n_N = 1410rpm$

Les paramètres obtenus par les essais en DC, à vide et à rotor bloqué :

$R_s = 10\Omega, R_r = 3.5\Omega,\ \mathcal{L}_s = 0.38H, \mathcal{L}_r = M = 0.3H,\ J = 0.02kgm^2$

En appliquant l'algorithme AERLS, pour une période d'échantillonnage ***T_s=8ms*** et un ensemble de ***1000 échantillons*** d'un signal de bruit blanc d'espérance nulle et de variance unité ***W(k)*** en utilisant les équations (6.14)–(6.16), après un RT court, les valeurs des paramètres convergent très rapidement vers les quatre valeurs optimales des paramètres estimés, avec un temps de réponse d'environ ***t_s = 0.8s*** (***N_s=100 échantillons***):

$$\{a_1 = 0.5021; a_2 = 0.4972; b_1 = 0.0001; b_2 = 0.0001\}$$

La figure 6.9 montre l'évolution temporelle des quatre paramètres estimés par AERLS du modèle ARMAX.

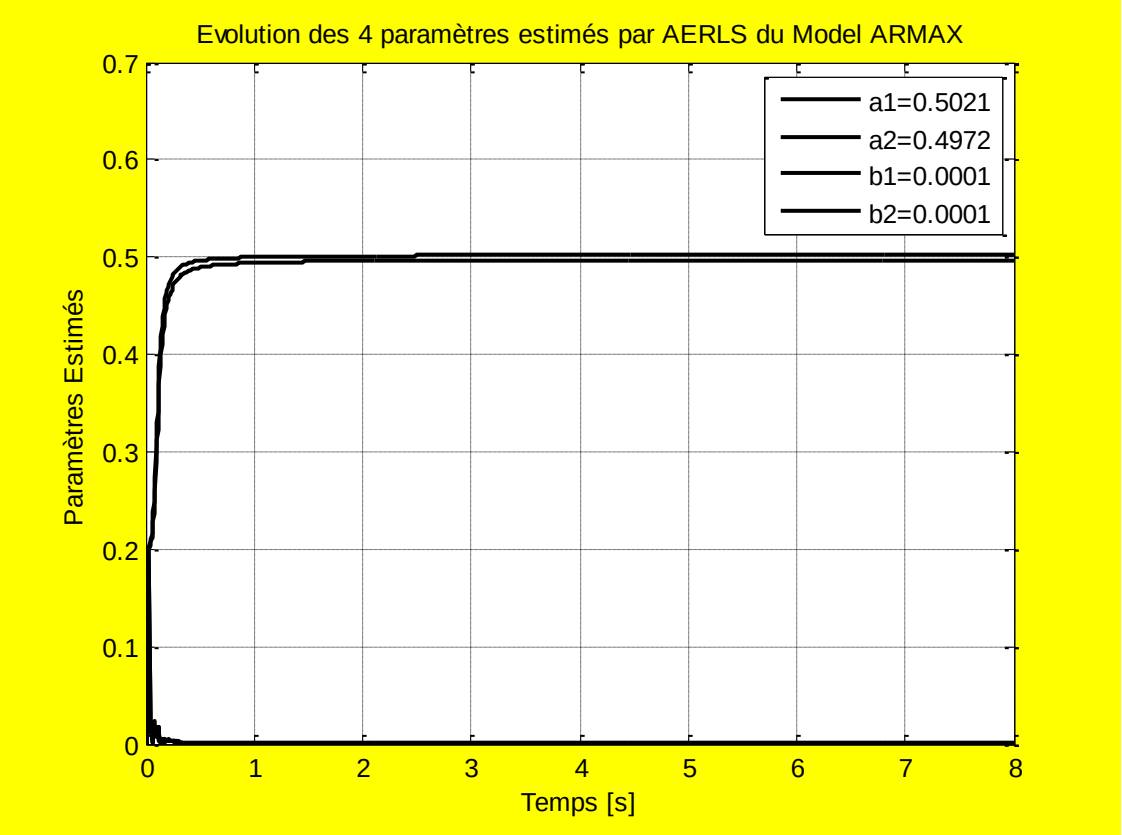


Figure 6.9 : Evolution des paramètres a_1, a_2 et $b_1 = b_2$ du modèle ARMAX(4par's).

La figure 6.10 montre l'évolution des vitesses rotoriques mesurée *Wm* et estimée *Waerls* par application de l'algorithme AERLS pour le modèle ARMAX à quatre paramètres.

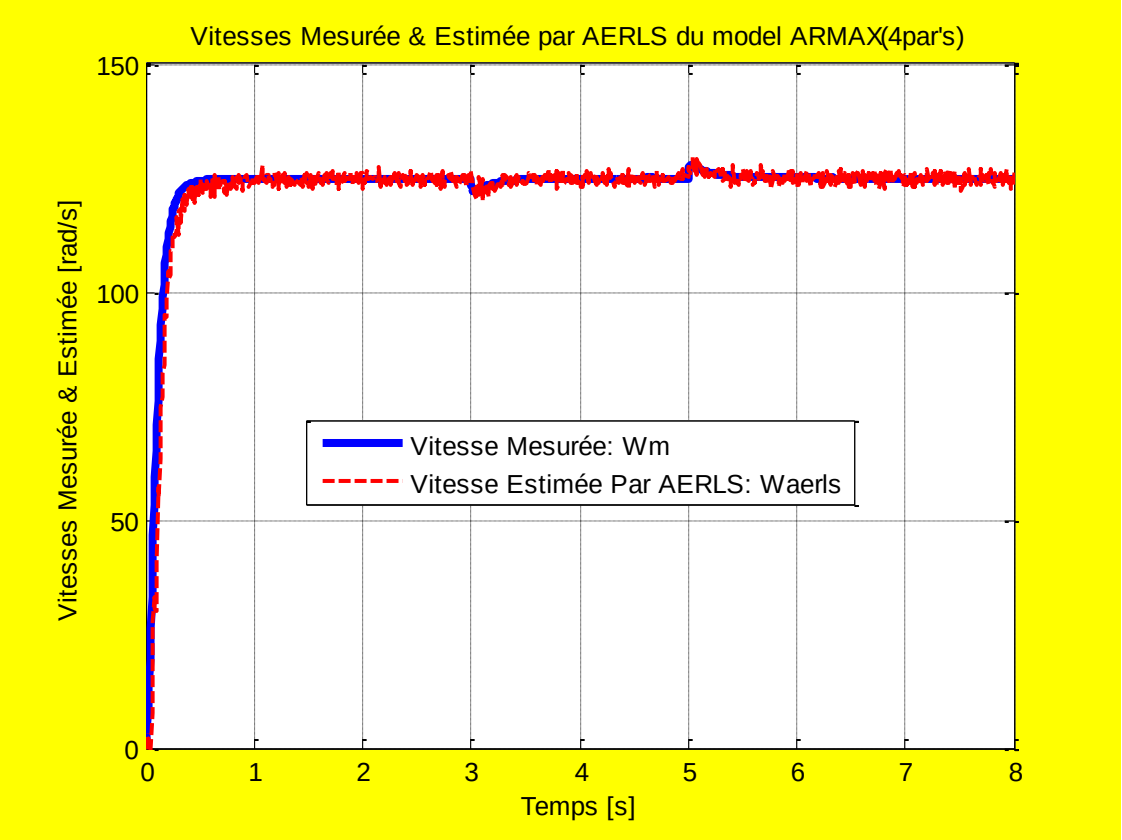


Figure 6.10 : Vitesses mesurée (*Wm*) et estimée (*Waerls*) du modèle ARMAX(4par's) par l'AERLS.

B. Résultats de l'AERLS pour le modèle à trois paramètres

En appliquant l'algorithme AERLS, pour une période d'échantillonnage T_s**=8ms** et un ensemble indépendant de ***1000*** **échantillons** d'un signal de bruit blanc d'espérance nulle et de variance unité *W(k)* en utilisant les équations (6.13)–(6.15), les valeurs des paramètres convergent très rapidement vers les trois valeurs optimales des paramètres estimés, avec un temps de réponse d'environ t_s **= *0.8s*** (N_s***=100*** **échantillons**):

$$\{a_1 = 0.5021; a_2 = 0.4972; b_1 = 0.0001\}$$

La figure 6.11 montre l'évolution temporelle des trois paramètres estimés par AERLS du modèle ARMAX.

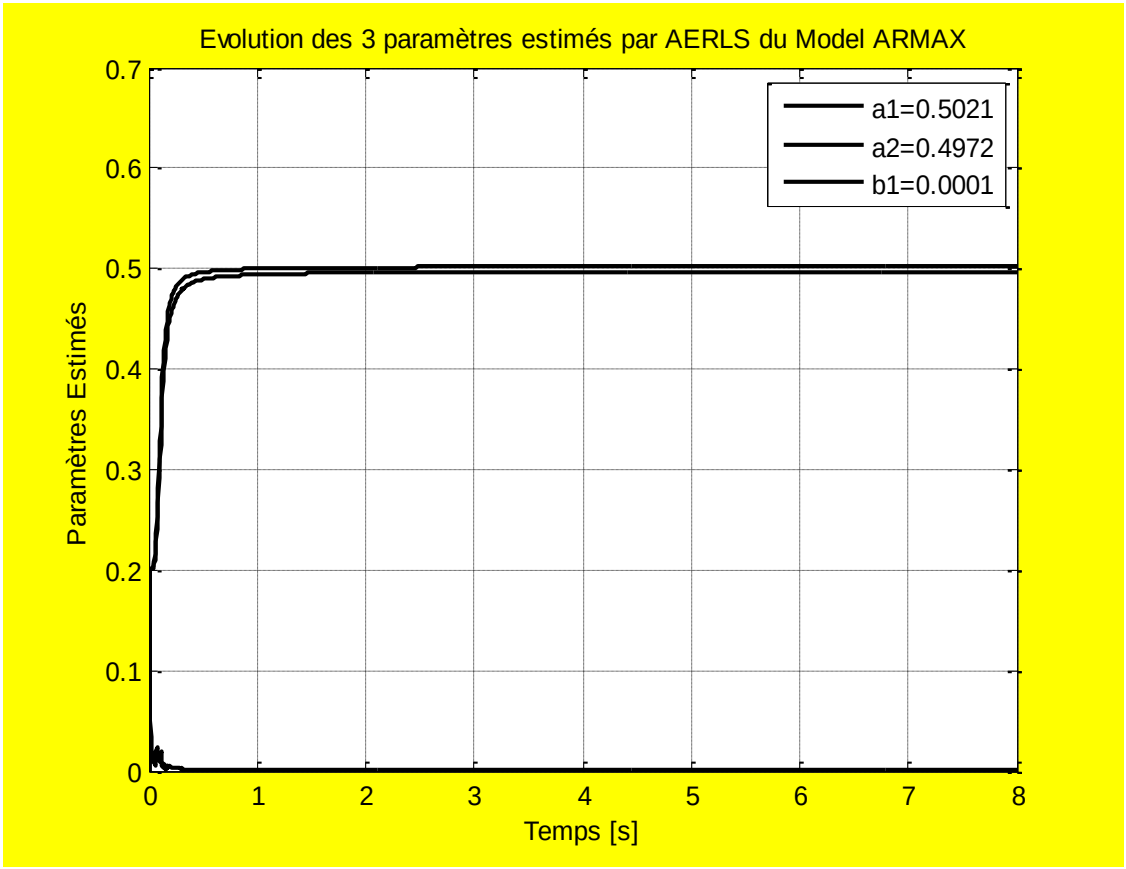


Figure 6.11 : Evolution des paramètres a_1, a_2 et b_1 du modèle ARMAX(3par's).

La figure 6.12 montre l'évolution des vitesses rotoriques mesurée *Wm* et estimée *Waerls* par application de l'algorithme AERLS pour le modèle ARMAX à trois paramètres.

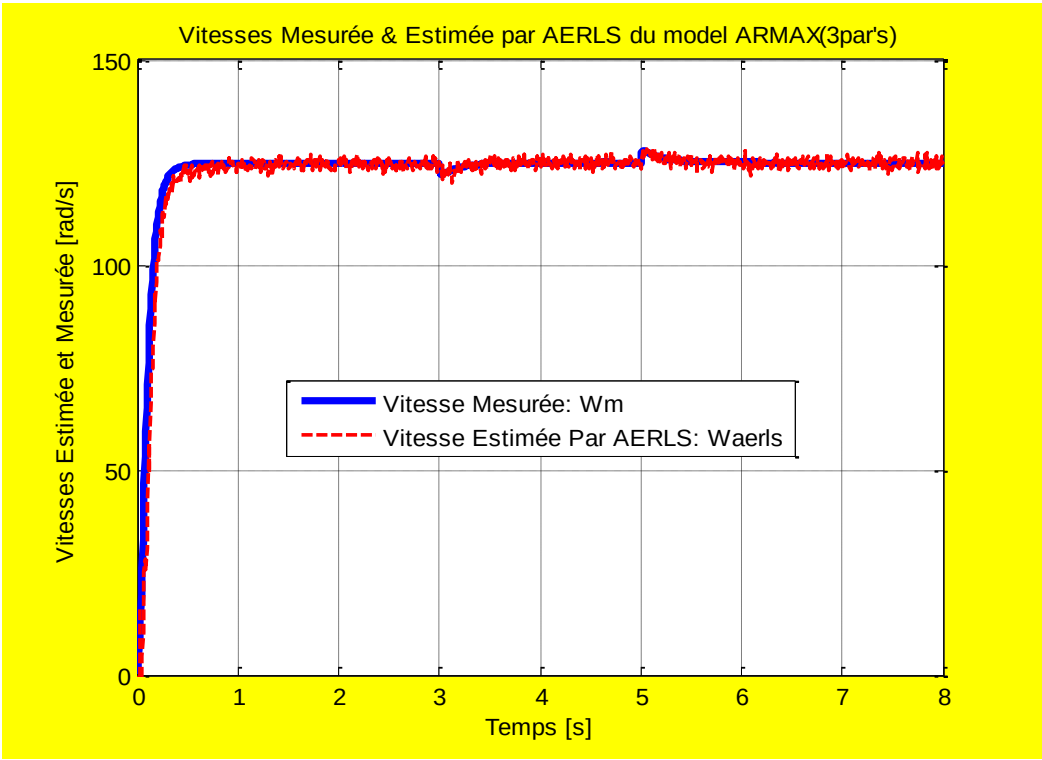


Figure 6.12 : Vitesses mesurée (*Wm*) et estimée (*Waerls*) par l'AERLS.

C. Résultats des AG pour le model à quatre paramètres

En appliquant la méthode des AG, on obtient les résultats suivants (figures 6.13–6.16):

Meilleur valeur de la Fitness : ***2231.01754858728***

Meilleures valeurs estimés des 4 paramètres : $\{a_1 = 0.51800, a_2 = 0.48289, b_1 = 0.00052, b_2 = 0.0007\}$

Les figures (6.13)–(6.15) montrent l'évolution de la meilleure fitness pour chaque génération individuelle ensemble avec sa moyenne, montrant les meilleures valeurs estimés du **modèle ARMAX à *4* paramètres** après ***51* générations**.

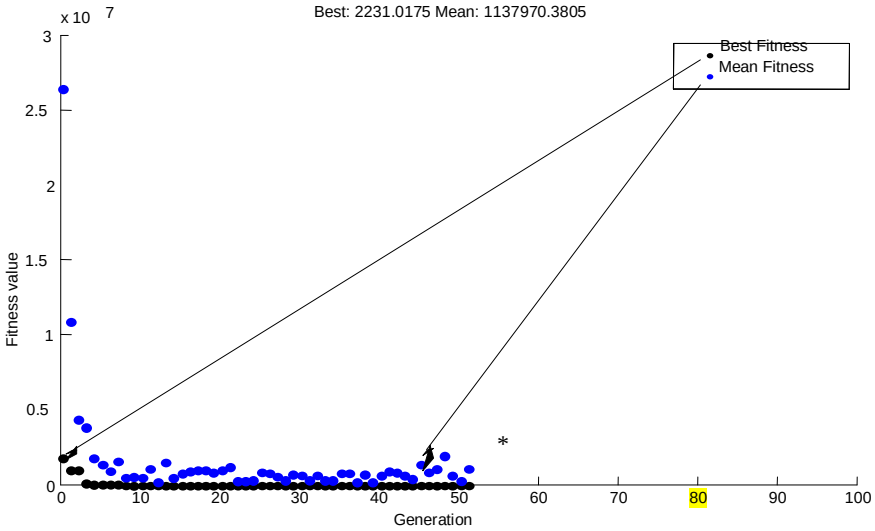


Figure 6.13: Valeurs de la Fitness du modèle ARMAX(4par's).

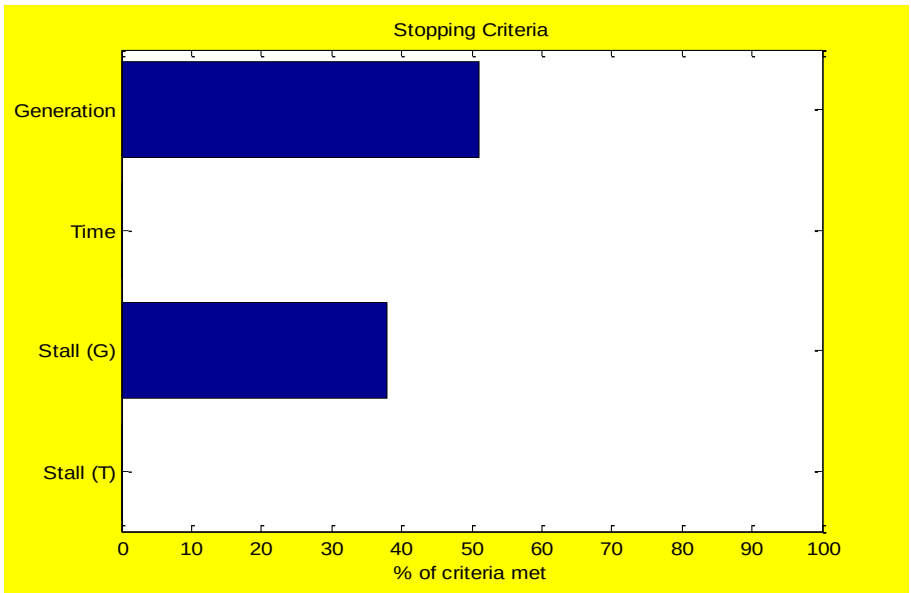


Figure 6.14: Critère d'arrêt du modèle ARMAX(4par's).

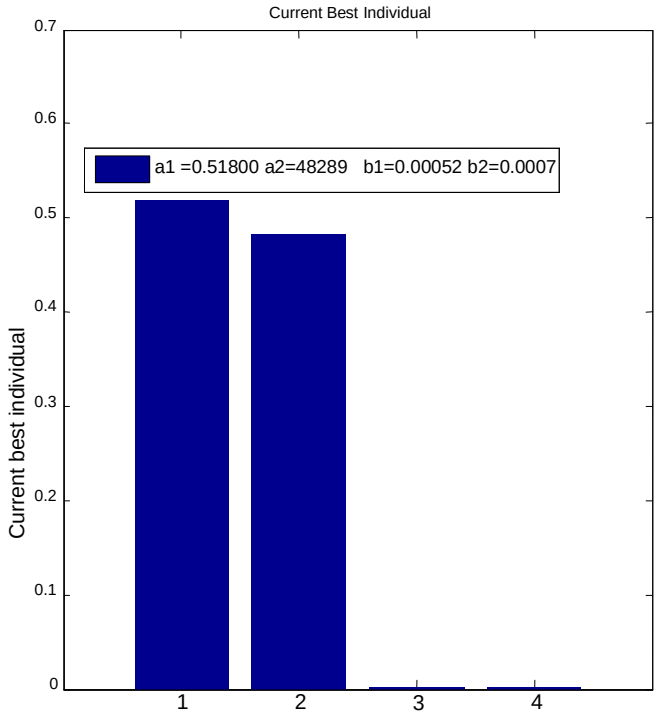


Figure 6.15: Meilleures valeurs du modèle ARMAX(4par's).

La figure 6.16 montre que la vitesse mesurée *Wm*, à la sortie du bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC de la MAS de la figure 6.23, et la vitesse estimée par les AG ***Wga*** du modèle ARMAX à *4* paramètres en régime permanent, se stabilisent très vite à la vitesse de ***125rd/s*** proche de celle de référence après un temps plus court t_s ***= 0.4s***. Après l'application de la charge mécanique de ***5Nm*** à ***t=3s***, on remarque une brève diminution pour reprendre très rapidement sa valeur précédente.

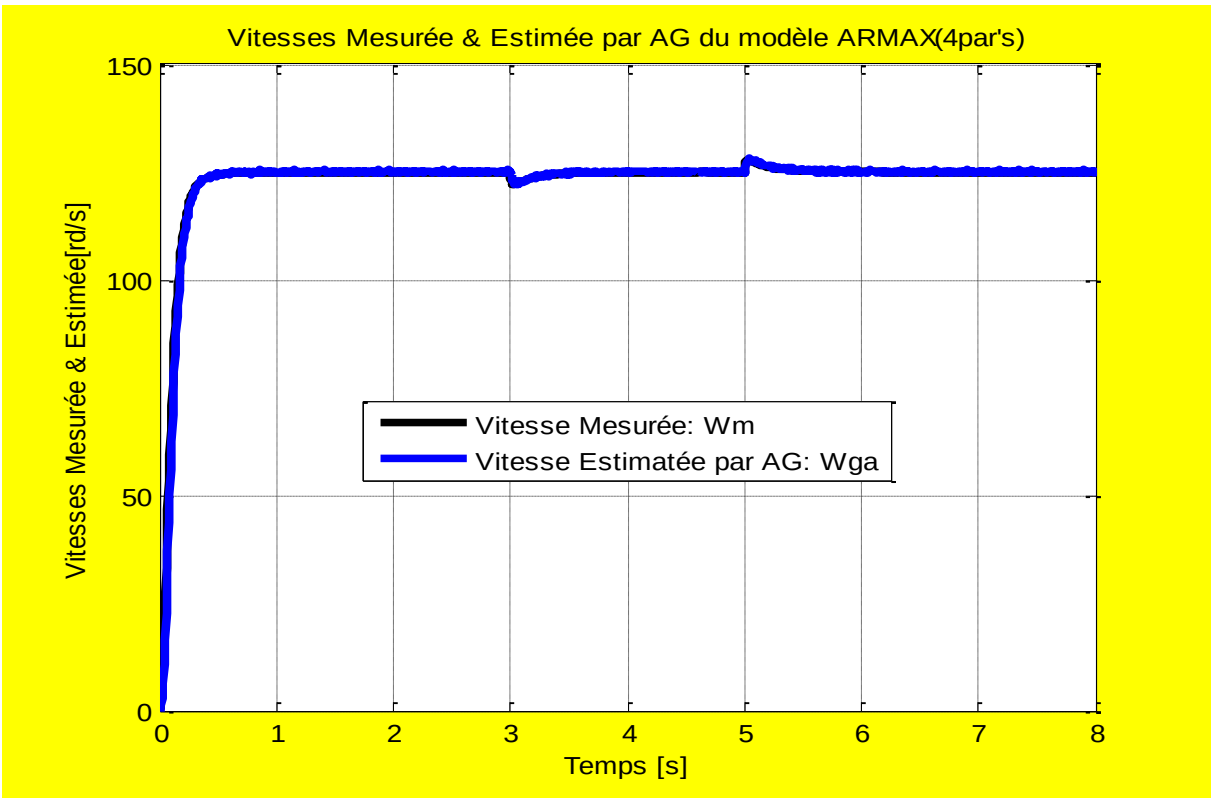


Figure 6.16: Vitesses Mesurée (*Wm*) et Estimée (*Wga*) par AG du modèle ARMAX(4par's).

La figure 6.17 montre les ***résidus*** de l'identification de l'AERLS et des AG pour le ***modèle à 4 paramètres*** de la MAS. La variance des AG $\sigma_{ga}(4par's)=1.0822$ comparée à celle de l'AERLS $\sigma_{AERLS}(4par's)= 3.5432$ confirme l'efficacité de la méthode des AG.

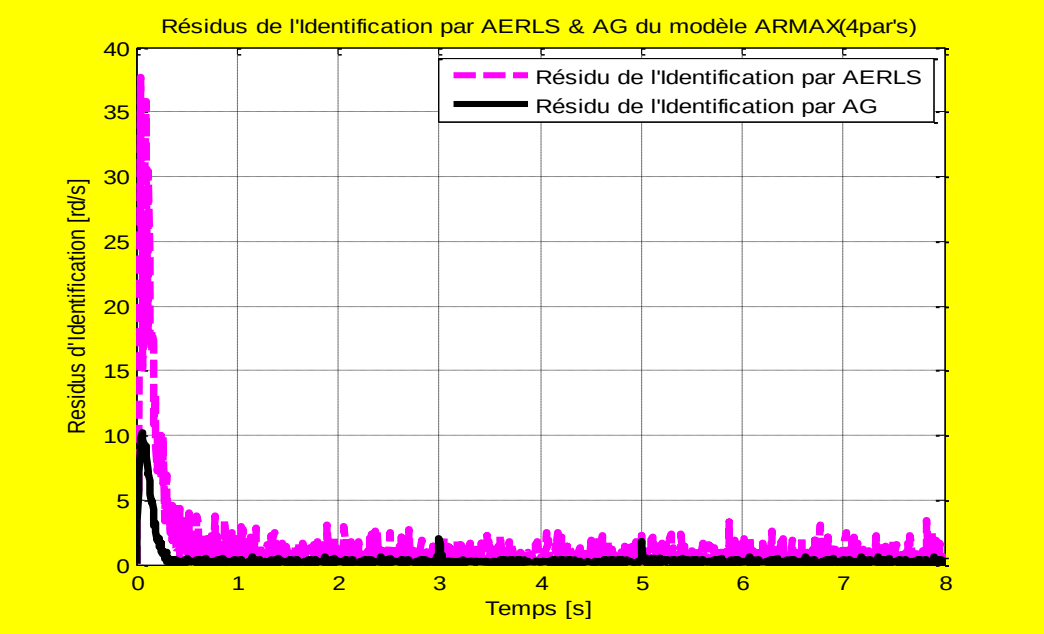


Figure 6.17 : Résidus de l'identification par AERLS et AG du modèle ARMAX(4par's).

D. Résultats des AG pour le model à trois paramètres

En appliquant la méthode des AG, on obtient les résultats suivants (figures 6.18–6.21):

Meilleur valeur de la Fitness : ***2045.3944***

Meilleures valeurs des paramètres : $\{a_1 = 0.51601; a_2 = 0.48499; b_1 = 0.000659317\}$

Les figures (6.18)–(6.20) montrent l'évolution de la meilleure fitness pour chaque génération individuelle ensemble avec sa moyenne, montrant les meilleures valeurs estimées du modèle ARMAX à *3* paramètres de la MAS après ***51 générations***.

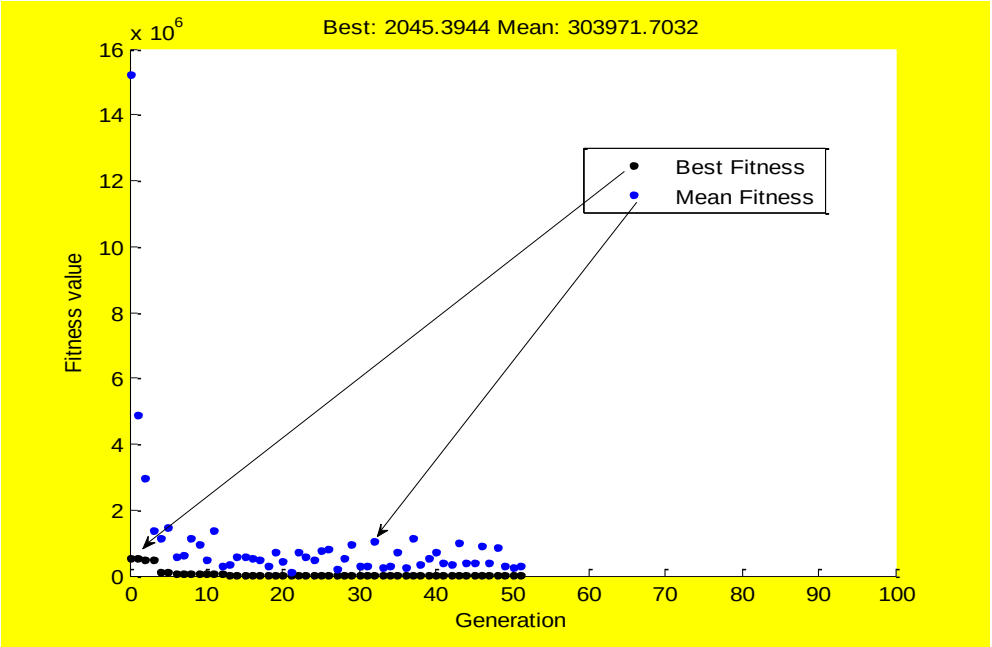


Figure 6.18 : Valeurs de la Fitness du modèle ARMAX(3par's).

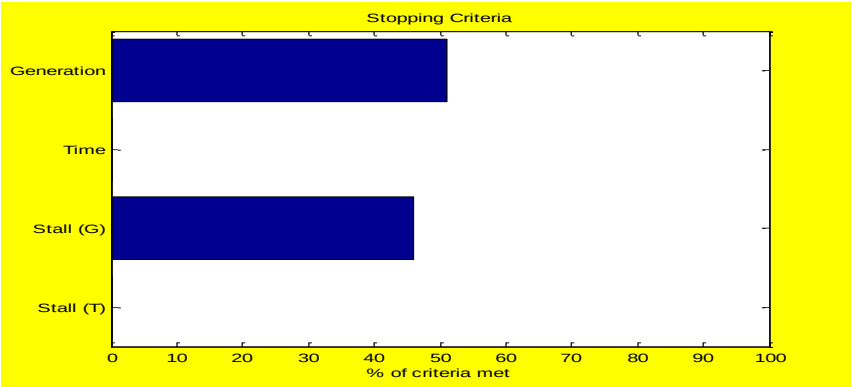


Figure 6.19: Critère d'arrêt du modèle ARMAX(3par's).

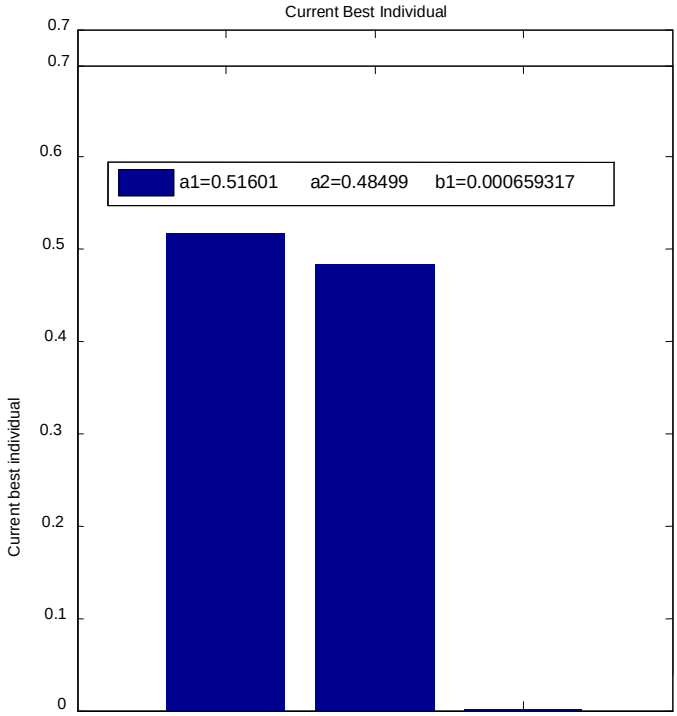


Figure 6.20 : Meilleures valeurs du modèle ARMAX(3par's).

La figure 6.21 montre que la vitesse mesurée, à la sortie du bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC de la MAS de la figure 6.23, et la vitesse estimée par les AG du modèle à *3* paramètres en régime permanent, se stabilisent très vite à la vitesse de ***125rd/s*** proche de celle de référence après un temps plus court t_s ***= 0.4s***. Après l'application de la charge mécanique de ***5Nm*** à ***t=3s***, on remarque une brève diminution pour reprendre très rapidement sa valeur précédente.

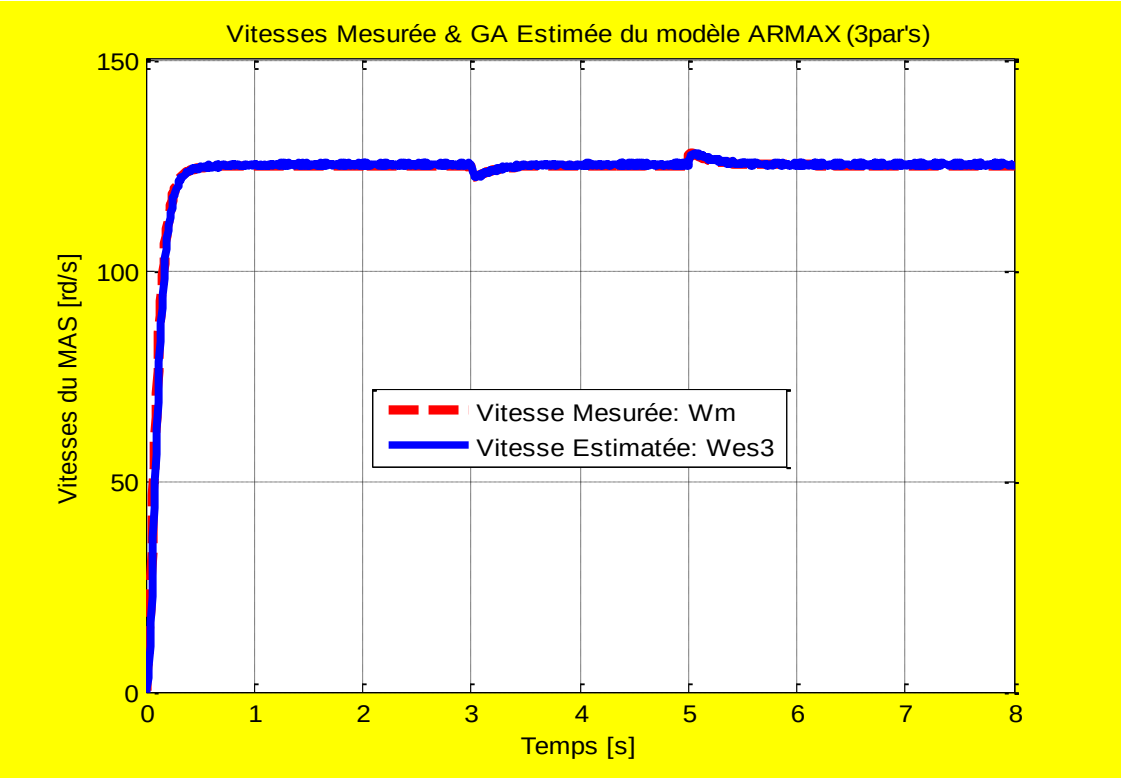


Figure 6.21 : Vitesses Mesurée (*Wm*) et Estimée (*Wga*) par les AG du modèle ARMAX(3par's).

La figure 6.22 montre les ***résidus*** de l'identification de l'AERLS et des AG du ***modèle à 3 paramètres*** de la MAS. La variance des AG σ_{ga}***(3par's)=1.0807*** comparée à celle de l'AERLS σ_{AERLS}***(3par's)= 3.3609*** confirme encore, l'efficacité de la méthode des AG.

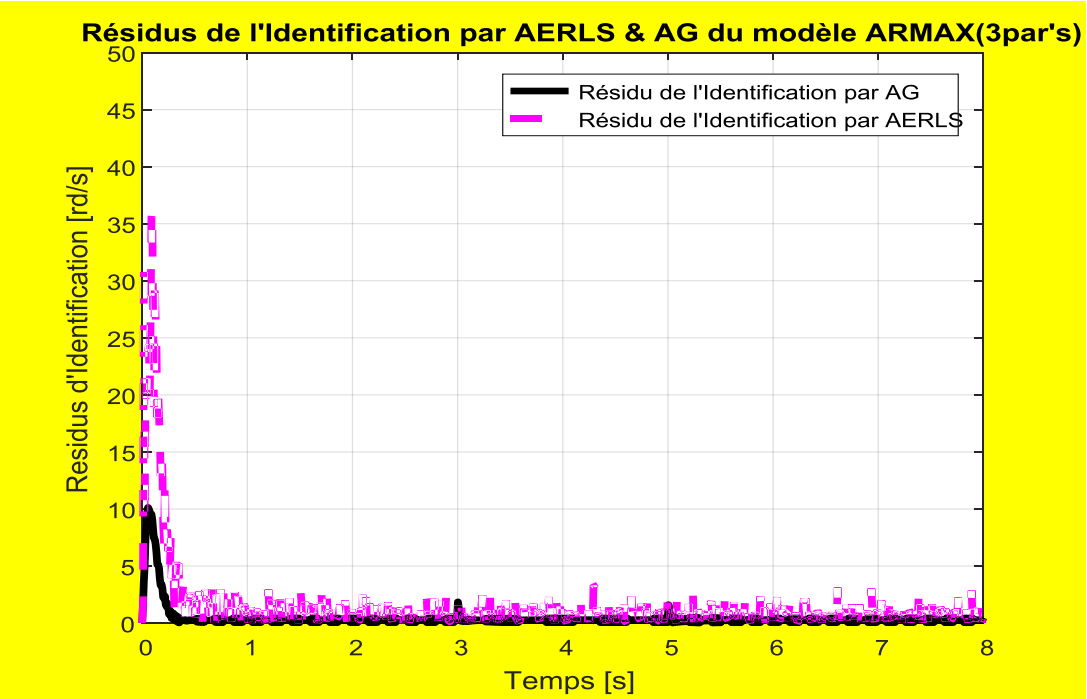


Figure 6.22 : Résidus de l'identification par AERLS et AG du modèle ARMAX(3par's).

Les résidus dans les figures 6.17 et 6.22 montrent que les solutions obtenues par AERLS éventuellement oubli aux alentours du démarrage du RT et fournit des estimations de paramètres raisonnables une fois la MAS atteint le RP. Cependant, il faudra un compromis entre la robustesse de l'estimation des paramètres et la vitesse avec laquelle ils peuvent répondre aux changements du point de fonctionnement. Ceci représente une limitation fondamentale de l'utilisation d'une estimation récursive d'un modèle linéarisé. En revanche, il est possible d'utiliser une méthode d'optimisation, comme celle de Gauss-Newton, ou de Levenberg-Marquardt (lm) hybride combinant les AG à l'un des algorithmes itératif d'optimisation NL, qui seront utilisés au chapitre 6C, pour estimer les paramètres du modèle non linéaire [185]. L'utilisation des AG montre, dans les figures 6.17 et 6.22, que ***les résidus au démarrage du régime transitoire sont réduit de 4 environ*** pour mieux estimer les paramètres du modèle de la MAS complètement non linéaire.

6.11 Validation du modèle ARMAX de la MAS

La concision de la modélisation est basée sur le meilleur choix du nombre de paramètres, c'est-à-dire, sur l'estimation des paramètres les plus significatifs à identifier. Réduire le nombre de paramètres du modèle est différent de la réduction de son ordre.

Les résidus et variances sont les principaux critères de qualité dans l'estimation des paramètres. Plus la variance est de faible valeur, les paramètres estimés seront optimaux et le modèle de la MAS est fiable. Augmenter le nombre de regresseurs réduit le résidu, mais augmentera leur variance et résulte aussi à des difficultés de résolution [173].

Finalement, pour valider les modèles ARMAX de la MAS, on procède à l'identification en utilisant une séquence binaire pseudo aléatoire PBRS permettant une meilleure poursuite. Pour choisir le modèle le plus adéquat, on se réfère aux trois critères de performance principaux :

- Variance de l'erreur de prédiction de $\varepsilon(k)$ en (6.21):

$$\text{var_}aerls = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left(abs\left(\omega_m - \hat{\omega}_{aerls}\right) - mean\left(\omega_m - \hat{\omega}_{aerls}\right)\right)^2} \quad (6.21)$$

- Erreur de prediction finale (6.22) « ***Final Prediction Error: FPE*** » [63]:

$$FPE(n_p) = \sigma_{n_p}\left(\frac{N + n_p}{N - n_p}\right) \quad (6.22)$$

- Critère d'information d'AKAIKE (6.23) « ***AKAIKE Information Criterion: AIC*** » [179]:

$$AIC(n_p) = N\log(\sigma_{n_p}) + 2n_p \quad (6.23)$$

Les résultats sont donnés dans le tableau 6.4.

Critères de Performance	**Modèle ARMAX à 4 parameters**		**Modèle ARMAX à 3 parameters**	
	AERLS	**GA**	**AERLS**	**GA**
Sigma σ_{np}	1.1880	1.1069	1.1635	1.0838
FPE(n_p)	1.1975	1.1158	1.1705	1.0903
AIC(n_p)	180.2415	109.5858	157.4234	86.4597

Tableau 6.4 : Valeurs des critères de performances.

Ces résultats montrent que le modèle à trois paramètres de la MAS possède les meilleurs critères de performances. Ceci justifie que le modèle du second ordre de la MAS à trois paramètres seulement décrit mieux ses dynamiques globales que celui à quatre paramètres.

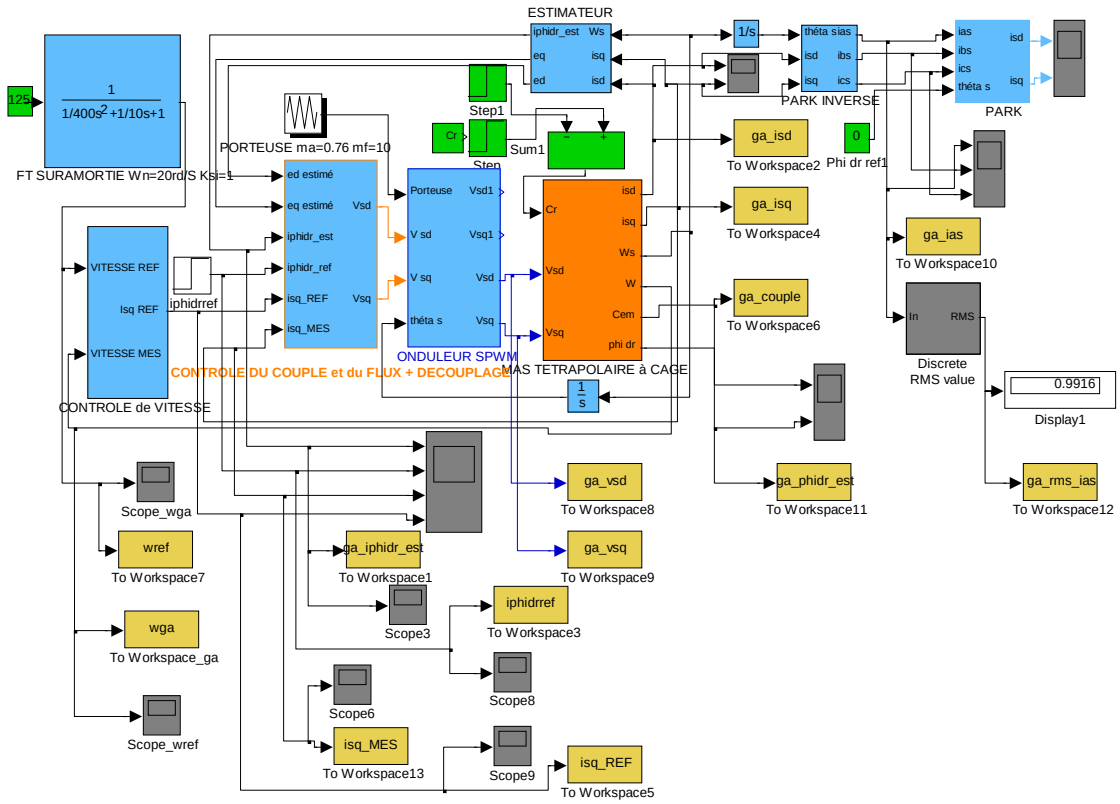


Figure 6.23 : Bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC de la MAS.

Résultats de simulation de la commande vectorielle indirecte IRFOC

La structure du schéma bloc de la figure 6.23, a été testée par simulation pour évaluer les performances de la MAS. Les meilleurs gains trouvés par AG montrent que la poursuite des signaux de références, représentées par les figures (6.24–6.31) ci-dessous, des flux estimés, des courants direct, quadrature stator et stator, couples, puissances actives et réactives, pertes joules, est excellente. En effet, on remarque le meilleur rejet des perturbations extérieures réduisant l'ensemble des dépassements et oscillations dans les différentes conditions de fonctionnement.

- **Action d'un couple résistant constant C_r =10 N.m aux instants t = 3s et t = 5s.**

Les pertes joules stator $P_{JS\,(pi)}$ et $P_{JS\,(ga)}$ en moyenne, lorsque le système est régulé par PI puis optimisée par AG respectivement, montrent que ces pertes sont extrêmement réduites au quart, il en est de même pour le courant stator ***ias***. En effet, leurs valeurs moyennes le prouvent :

$$P_{JS(pi)} = pi_power_EJ(t) = R_S \times pi_isd(t)^{2^T} + R_S \times pi_isq(t)^{2^T} = 128.2300W$$

$$P_{JS(ga)} = ga_power_EJ(t) = R_S \times ga_isd(t)^{2^T} + R_S \times ga_isq(t)^{2^T} = 29.5953W$$

$$pi_ias\text{-}moy = 0.0062A \quad ga_ias\text{-}moy = 0.0015A$$

Les puissances actives et réactives, pour PI classique et PI optimisé par AG, sont mesurées en fonction des tensions et des courants statoriques $[V_{sd}\ \ V_{sq}]$ et $[I_{sd}\ \ I_{sq}]^T$ mesurées du modèle d'état de la MAS dans le repère (d, q) lié au champ tournant défini en 5.7.1.

$$\mathbf{pi_power(i) = pi_vsd(i)*pi_isd(i)^T + pi_vsq(i)*pi_isq(i)^T}$$
$$\mathbf{ga_power(i1) = ga_vsd(i1)*ga_isd(i1)^T + ga_vsq(i1)*ga_isq(i1)^T}$$

$$\mathbf{pi_reactive_power(i) = pi_vsq(i)*pi_isd(i)^T - pi_vsd(i)*pi_isq(i)^T}$$
$$\mathbf{ga_reactive_power(i1) = ga_vsq(i1)*ga_isd(i1)^T - ga_vsd(i1)*ga_isq(i1)^T}$$

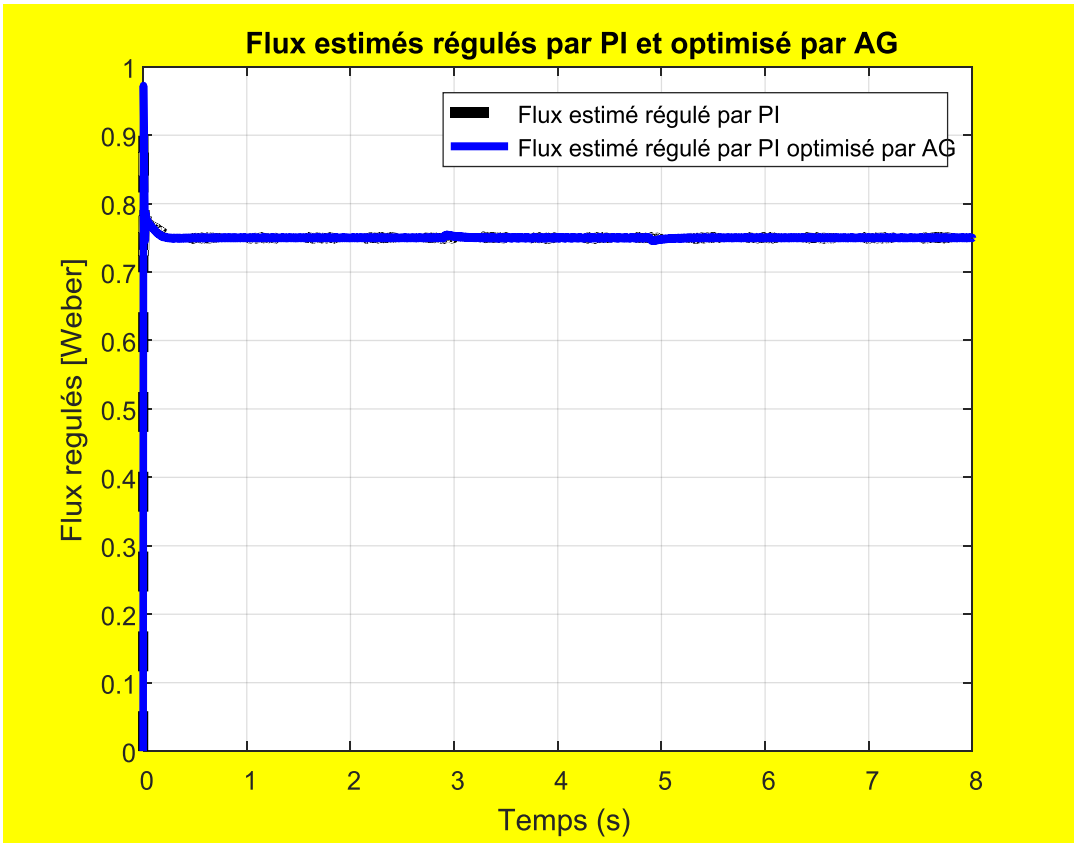


Figure 6.24 : Flux estimés régulés par PI et optimisé par AG.

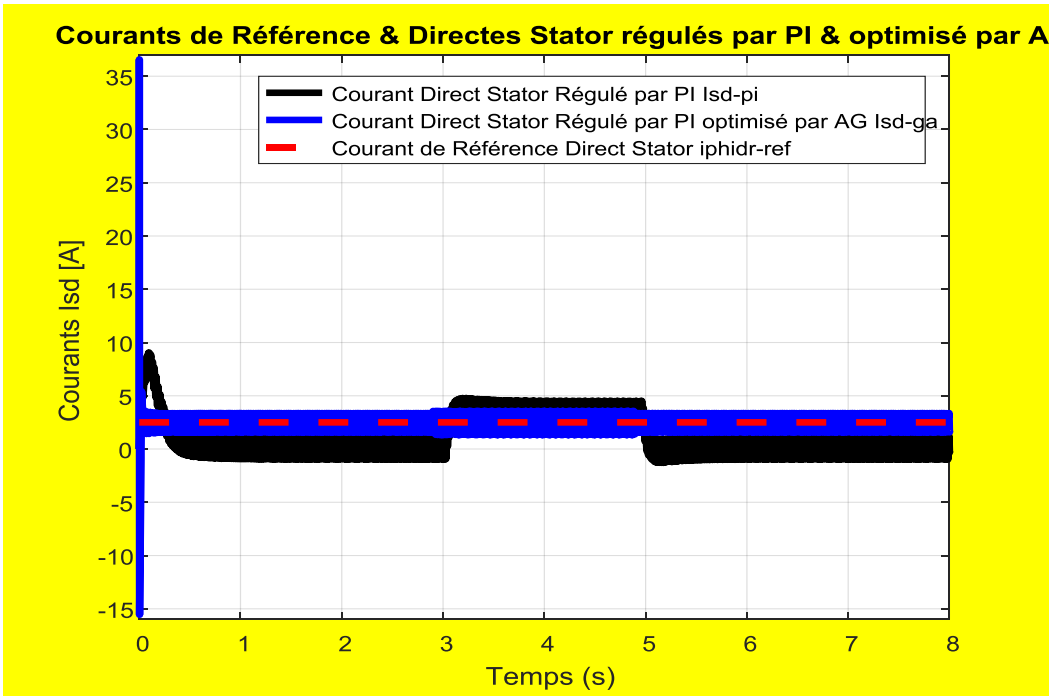


Figure 6.25 : Courants de référence et directe stator régulés par PI et optimisé par AG.

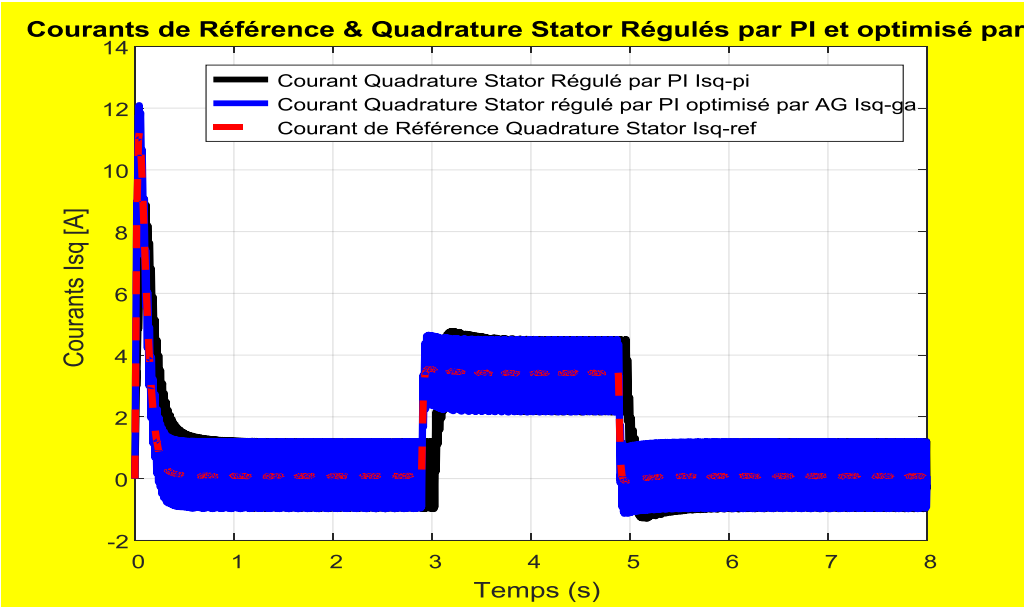


Figure 6.26 : Courants de référence et quadrature stator régulés par PI et optimisé par AG.

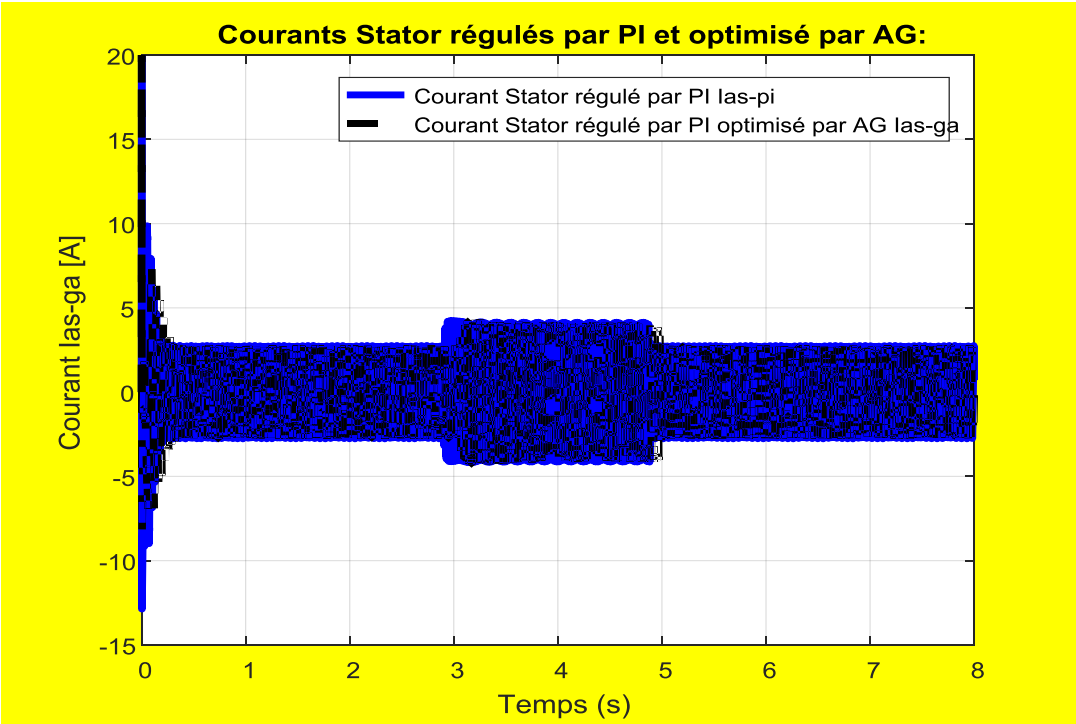


Figure 6.27 : Courants stator régulés par PI et optimisé par AG.

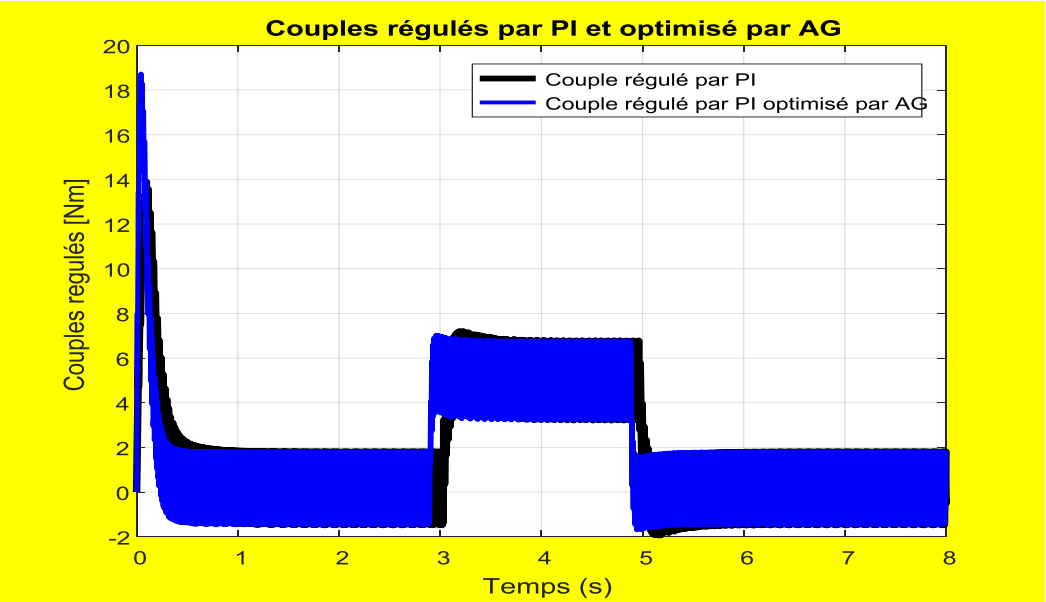


Figure 6.28 : Couples régulés par PI et optimisé par AG.

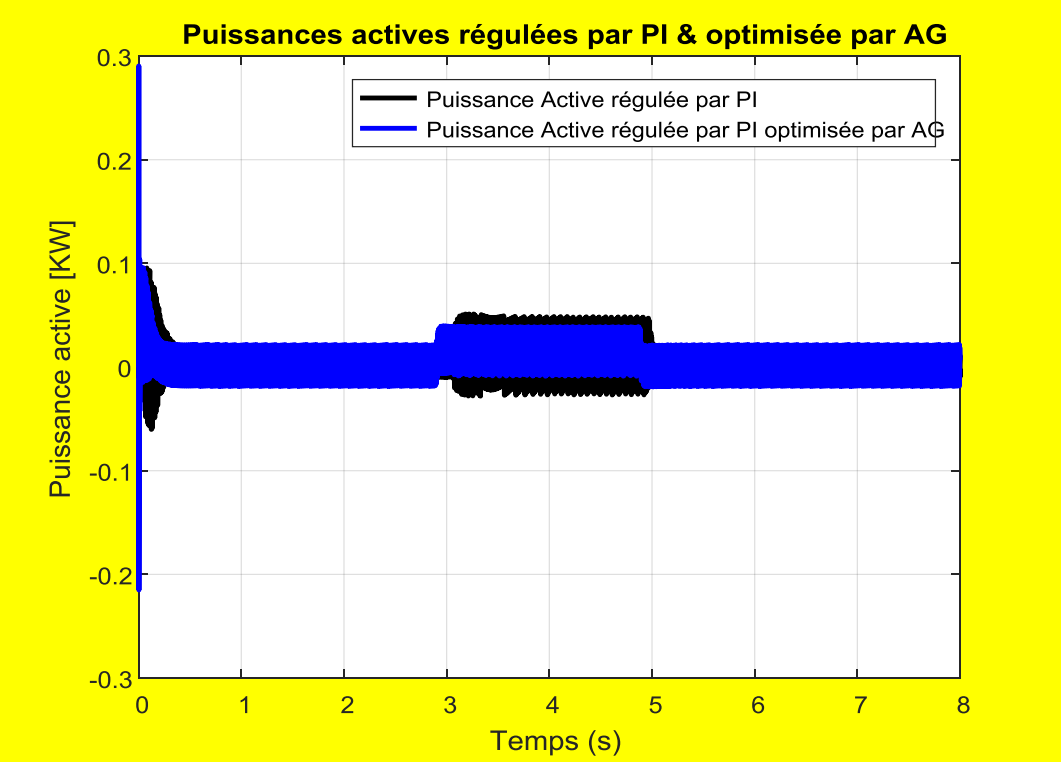


Figure 6.29 : Puissances actives régulées par PI et optimisée par AG.

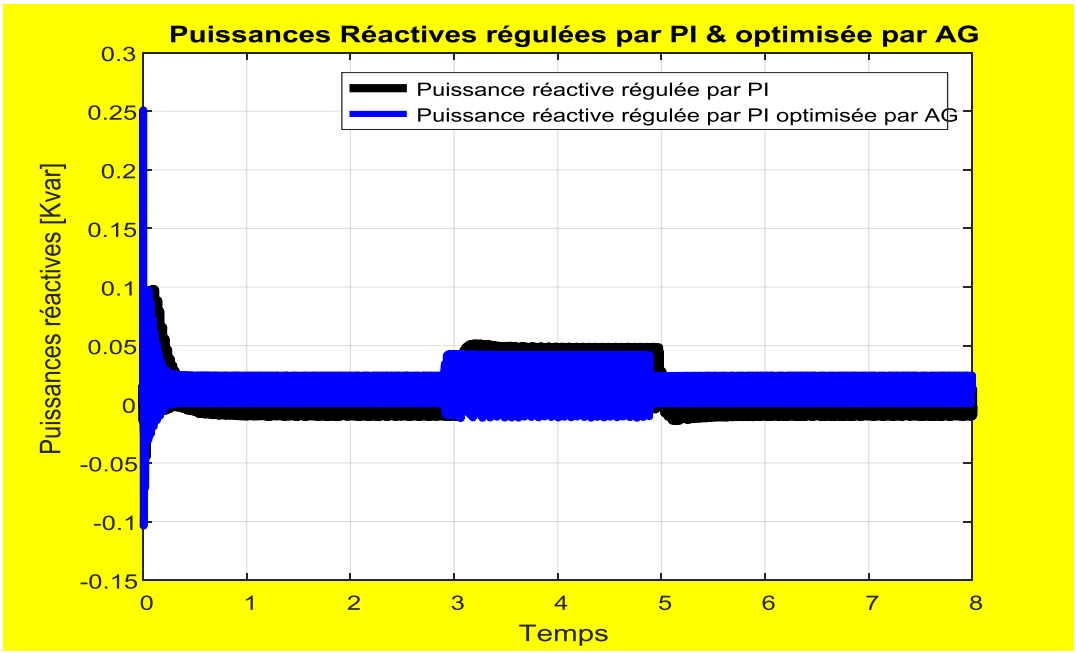


Figure 6.30 : Puissances réactives régulées par PI et optimisée par AG.

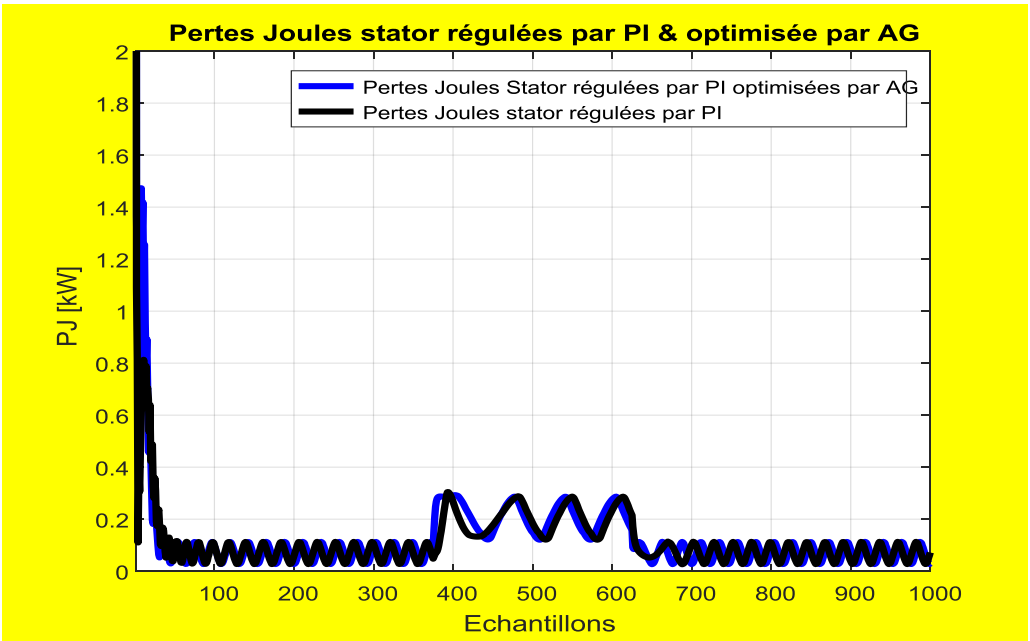


Figure 6.31 : Pertes joules stator régulées par PI et optimisée par AG.

6.12 Conclusion

Les résultats de simulation montrent que la perturbation du couple par l'application d'une charge à tout moment, n'affecte pas le flux; ce qui exprime bien le découplage. De plus, le couple électromagnétique est bien proportionnel à la composante du courant estimé direct le produisant. La perturbation du couple sur la vitesse de rotation et sur le courant direct stator est nettement réduite en appliquant leurs régulations optimisées par AG comparées à celles basées sur PI conventionnel.

Les AG appliqués à l'identification des paramètres de la commande indirecte IRFOC d'entrainements de la MAS, montrent que cette méthode est efficace pour la modélisation précise de sa dynamique. Les résultats obtenus par AG sont de plus grande précision comparés à ceux obtenus par la méthode conventionnelle AERLS du fait de la stratégie de recherche globale adoptée par les AG.

La puissance et la robustesse des AG résident dans son implantation facile, la nécessité d'un nombre réduit d'itérations pour sa convergence rapide.

Pour un rendement élevé, la technique d'identification paramétrique de la MAS basée sur les AG a donné des résultats encourageants, de meilleure performance de commande. Cette technique peut être appliquée à d'autres types de machines DC et AC.

Ce procédé d'identification nous aide à renforcer des stratégies pour l'amélioration des performances dans la commande des machines électriques et l'électronique de puissance.

On a aussi montré pour différentes fonctions objectives, que la régulation de vitesse par PI optimisée par AG améliore considérablement les performances d'entrainement des MAS par la commande indirecte IRFOC et réduit les effets de perturbations communs en contrôle industriel.

Comme perspectives, cet article de recherche sera comparé à d'autres techniques évolutionnaires, telles que les algorithmes d'optimisation PSO, ACO et ABC et appliquer d'autres fonctions d'optimisations, utilisant des modèles Box-Jenkins au chapitre 6C, au lieu des modèles ARMAX par les AG.

Chapitre 6

C- Modélisation Box-Jenkins et Identification Robuste pour la Commande Optimale IRFOC du Moteur à Induction

Résumé :

Toutes les méthodes d'identification pour la commande robuste dépendent de la construction de modèles de réalisation les plus simples et des estimations fiables de leurs modèles d'erreur associés à partir de données d'E/S bruitées des systèmes dynamiques complexes. Dans ce domaine, pour l'identification des paramètres des systèmes avec une bonne précision, il est indispensable d'utiliser des techniques de hautes performances. Cette partie de la thèse propose l'hybridation des méthodes itératives non linéaires avec les AG pour l'identification des paramètres de modèles réduits par la recherche en ligne choisie automatiquement « Search Reduced Models Parameters Identification : SRMPI » des structures paramétriques discrètes Box-Jenkins et ARMAX associées au moteur à induction (IM) triphasé pour toutes les conditions de fonctionnements en charge. Ces procédés sont basés sur la minimisation de l'erreur de prédiction « Prediction Error Minimization : PEM » pour estimer les dynamiques du modèle et le modèle de bruit ayant l'ensemble de la variance et du biais minimal à partir de données de fonctionnement représentées par les vitesses rotoriques fonction des tensions d'alimentation pour l'entrainement de l'IM pour sa commande vectorielle indirecte à flux orienté « Indirect Field Oriented Control : IRFOC » basée sur la technique de commande la plus populaire, la SPWM. Une comparaison des deux approximations de la modélisation ARMAX et Box-Jenkins à quatre et à trois paramètres de l'IM, lors des variations de la charge et des paramètres variant dans le temps, confirme l'efficacité de ces derniers.

6.1 Introduction

Construire des modèles précis de systèmes dynamiques, à partir de données d'E/S mesurées, est fondamentale pour estimer les paramètres de complexité utile de structures sélectionnées pour des tâches de réalisation de commande adéquate. En considérant le but principal et la précision de l'identification de la commande orientée, la fiabilité des modèles estimés est une issue centrale pour les techniques de réalisation de la commande robuste, s'il est soumis aux mêmes contraintes. L'identification des systèmes est un thème très vaste aux techniques différentes qui dépendent du caractère des modèles à estimer : linéaire, non linéaire, paramétrique, non paramétrique, hybride, etc….

Sachant que tous les modèles estimés sont imprécis, il est très important de trouver de bons modèles de réalisation et de quantifier les modèles d'erreurs associés. Ces systèmes sont assez complexes et un modèle précis serait trop compliqué à sélectionner pour des applications de commande. Pour toute déviation des valeurs des paramètres, on doit accepter des modèles avec l'ensemble des erreurs de variances et de biais. Ces deux termes d'erreurs, de nature assez différente, sont dus respectivement aux dynamiques des systèmes non captées par le modèle nominal estimé, le plus souvent nommé modèle d'erreur dynamique, et ce dernier est dû au bruit affectant les données. Ainsi, dans le problème d'identification standard, il est nécessaire de tracer les réponses du système à partir de données des séquences discrètes observées respectivement à partir de l'utilisation de la structure du modèle trop simple et des perturbations.

Les méthodes d'identification publiées, basées sur les appropriations statistiques, mènent aux techniques d'estimation des moindres carrés LMS, RLS, RLS étendus adaptatifs « AERLS », et PEM [63], [180] et de programmation non linéaire PNL [154]. Cependant, ceci est difficile à achever, vu les variations paramétriques dans des conditions de fonctionnements différentes de la machine telles que la température, les niveaux de flux et de couple et les non linéarités dues à l'effet de peau et de saturation magnétique qui peuvent s'ajouter aux modèles des machines électromécaniques.

Récemment, la détermination plus précise des paramètres réels de l'IM est nécessaire pour la commande IRFOC la plus utilisée, la commande de vitesse sans capteur dans des conditions de fonctionnements différentes cités ci-dessus.

Puisque la haute performance et la robustesse dans les applications de commande industrielle des entrainements à vitesse variable sont exigées, de nombreuses techniques d'estimation des paramètres basées sur l'intelligence artificielle développées en [155–160] sont appliquées aux machines ac et dc, l'apprentissage hybride combinant les AG à l'un des algorithmes itératif d'optimisation NL de Levenberg-Marquardt (lm) [160]; de Gauss-Newton (gn), et adaptative G-N (gna) pour estimer les paramètres du modèle non linéaire [154], [161] sont appliqués pour l'identification des structures de l'IM.

Les IM sont les plus utilisées dans les compagnies commerciales de véhicules électriques et dans les applications industrielles, suite au développement des composants semi-conducteurs de puissance, pour équiper des actionneurs de toute puissance telles que les machines-outils, les robots et dans les techniques de commande pour les entrainements à vitesse variable dans la propulsion navale, TGV, véhicules de traction électriques, systèmes d'énergie renouvelables (EnR) et autres…. Ils sont en fait très fiables, moins chères, à simple structures et de construction robuste et nécessitent peu d'entretien.

Le premier objectif de cette partie de la thèse est d'appliquer les AG multiobjectifs pour l'optimisation des gains des paramètres $(K_p\ ,\ K_i)$ du contrôleur PI conventionnel pour de meilleures performances de la commande robuste de vitesse de l'IM.

Dans les contributions suivantes, il s'agit d'estimer, puis valider la structure du modèle flexible de l'IM, la plus approximative pour la réalisation de la commande robuste de complexité convenable, à partir des données mesurées à une entrée une sortie « Single Input Single Output : SISO » pour trouver le modèle nominal qui décrit le mieux les dynamiques du système.

Dans ce contexte, on applique dans les mêmes conditions, deux structures de modèles dynamiques spécifiées de flexibilité différentes, ARMAX et Box-Jenkins, pour l'identification du nombre minimal de paramètres de l'IM à cage d'écureuil tétra polaire pour sa commande IRFOC.

La première hypothèse considère que le modèle et la perturbation possèdent la même dynamique pour identifier les paramètres de cette structure ARMAX de l'IM. Le second modèle dynamique de la structure Box-Jenkins, fournit plus de flexibilité dans la modélisation des pôles et des zéros de la perturbation séparément des pôles et des zéros des dynamiques du système pour s'ajuster aux paramètres estimés.

La nouveauté de cette approche *SRMPI* proposée, utilise les données des caractéristiques d'ajustement des courbes de réponse de la vitesse rotorique angulaire optimale d'entrainement de l'IM, du bloc diagramme de commande IRFOC de la figure 6.15, fonction de sa tension d'alimentation de l'onduleur SPWM, le plus utilisé dans les applications industrielles, et une FT du second ordre du modèle Box-Jenkins ou ARMAX utilisant simplement les trois principaux paramètres, réduisant ainsi la complexité de résolution et le temps de calcul.

Les résultats significatifs de simulation obtenus à partir des deux structures Box-Jenkins et ARMAX du modèle de l'IM sont comparés pour conclure notre étude de recherche.

6.2 Modélisation dynamique du Moteur à Induction

Pour commander les machines électriques, les chercheurs doivent élaborer des modèles précis qui puissent rendre compte de la réalité. Donc, la modélisation des machines électriques est une phase primordiale pour l'observation et l'analyse des différentes évolutions de ses grandeurs électromécaniques d'une part, et d'autre part pour l'élaboration des lois de commande robustes.

Conformément au repère tournant synchrone d-q, le modèle d'état NL dynamique électrique de l'IM triphasé peut être décrit par les équations d'état continues (6.1) :

$$\dot{X} = A(\omega_s\,, \omega_m)X + BU \tag{6.1}$$

Avec $X = \left[i_{sd}\ \ i_{sq}\ \ \Phi_{rd}\ \ \Phi_{rq}\right]^T$; $U = \left[V_{sd}\ \ V_{sq}\ \right]^T$

$$A(\omega_s\,, \omega_m\,) = \begin{bmatrix} -\xi & \omega_s & \gamma\beta & \gamma\omega_m \\ -\omega_s & -\xi & -\gamma\omega_m & \gamma\beta \\ \beta M & 0 & -\beta & (\omega_s - \omega_m) \\ 0 & \beta M & -(\omega_s - \omega_m) & -\beta \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{\sigma\,\mathcal{L}_s} & 0 & 0 \\ \frac{1}{\sigma\,\mathcal{L}_s} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \ ;\ \sigma = 1 - \frac{M^2}{\mathcal{L}_r\ \mathcal{L}_s} : \text{Coefficient de dispersion total de Blondel.}$$

Les paramètres ξ, α, β, γ sont définis respectivement par :

$$\xi = \frac{1}{\sigma}(\alpha + (1-\sigma)\beta)\,;\ \ \alpha = \frac{1}{\tau_s} = \frac{\mathcal{L}_s}{R_s}\ ;\ \ \beta = \frac{1}{\tau_r} = \frac{\mathcal{L}_r}{R_r}\ ;\ \gamma = \frac{M}{\sigma\,\mathcal{L}_r\ \mathcal{L}_s}$$

Où i_{sd}, i_{sq}, Φ_{rd}, Φ_{rq} et U sont respectivement les courants statoriques, les flux rotoriques, les tensions statoriques de l'axe-d et l'axe-q. R_s et R_r représentent les résistances stator et rotor par phase. L_s, L_r, et M sont les inductances stator, rotor et mutuelle. ω_s et ω_m sont les vitesses angulaires de synchronisme et la vitesse angulaire de l'arbre moteur. Dans le cas du repère lié à la commande du flux orienté FOC, la pulsation de glissement est :

$$\omega_r = \omega_s - \omega_m$$

Pour réaliser le modèle d'état du cinquième ordre de l'IM, on doit ajouter la vitesse angulaire mécanique Ω_m du moteur, traitée comme variable d'état de l'équation mécanique (6.2) caractérisant le mode lent de la machine :

$$\frac{d\Omega_m}{dt} = \frac{1}{J}\left(p\frac{M}{\mathcal{L}_r}\left(\Phi_{rd}.i_{sq} - \Phi_{rq}.i_{sd}\right) - T_L - f_r.\Omega_m\right) \qquad (6.2)$$

Où $\boldsymbol{J}$ est le moment d'inertie, $\boldsymbol{T_L}$ est le couple de charge, $\boldsymbol{f_r}$ est le coefficient de frottement visqueux de la charge et $\boldsymbol{\Omega_m = \omega_m / p}$ est la vitesse mécanique du moteur.

Le couple électromagnétique $\boldsymbol{C_{em}}$ developpé par l'IM est exprimé par (6.3) :

$$\boldsymbol{C_{em}} = \left(\boldsymbol{p}\frac{\boldsymbol{M}}{\mathcal{L}_r}\left(\boldsymbol{\Phi_{rd} i_{sq} - \Phi_{rq} i_{sd}}\right)\right) \qquad (6.3)$$

Où $\boldsymbol{p}$ est le nombre de paires de pôles.

Les valeurs nominales de la plaque signalétique de l'IM triphasé tétra polaire à cage de puissance nominale 1.1kW (1.5hp) utilisé dans la simulation sont énumérées dans le tableau 6.1. Les paramètres obtenus par les essais en dc, à vide et à rotor bloqué sont énumérées dans le côté droit du tableau 6.1.

Puissance nominate (P_{uN})	1.1kW(1.5hp)	Résistance stator (R_s)	10Ω
Tension nominale (U_N)	380V	Résistance rotor (R_r)	3.5Ω
Fréquence (f)	50Hz	Inductance stator (L_s)	0.38H
Vitesse nominale (n_N)	1410rpm	Inductance rotor (L_r)	0.3H
Paires de pôles (p)	2	Inductance mutuelle (M)	0.3H
Coefficient de frottement visqueux	0.008 kgm^2/s	Inertie du rotor (J)	0.02kgm^2

Tableau 6.1 : Paramètres de simulation de l'IM.

6.3 Régulation de vitesse par PI optimisé par AG

Comme conséquence du développement industriel rapide, la technique des AG peut être utilisée pour plusieurs applications de conception électrique. Cette technique peut aussi être considérée comme une méthode d'optimisation à un processus d'apprentissage pour remplacer l'AAP conventionnel basé sur un critère quadratique [63]. Récemment, des chercheurs utilisent des algorithmes d'optimisation inspirée de l'intelligence artificielle applicables pour l'identification des machines ac et dc [155–160], [175–176].

L'AG est basé sur la sélection naturelle. En effet, il s'appuie dans son fonctionnement sur l'évaluation d'un nombre élevé de points (paramètres) dans l'espace de recherche. De cette vision, cette stratégie est adéquate pour la recherche d'un minimum global afin de résoudre les problèmes d'optimisation.

Comme principe de base simplifié, produisant de bons résultats dans la résolution de plusieurs problèmes pratiques, les AG utilisent trois opérateurs fondamentaux [177–178] :

Sélection - Croisement - Mutation

La figure 6.2 du chapitre 6.B, illustre le bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC pour les entrainements en vitesse angulaire de l'IM régulée par PI optimisé par les AG.

Les techniques de commande robuste optimale pour les entrainements à vitesse variable des IM ont mené à des recherches considérables qui ont abouti à de nombreuses méthodes. Des contrôleurs PI et PID sont largement utilisé pour la régulation de vitesse des machines ac et dc. Plusieurs manuscrits montrent les AG appliqués pour résoudre des problèmes multiobjectifs d'optimisation, avec contraintes, où l'espace de recherche des solutions est assez large, dans le domaine du contrôle automatique [162–166].

Pour le contrôle optimal de la vitesse de l'IM, améliorant les performances dynamiques de l'IRFOC et la robustesse comparé au contrôleur conventionnel PI basée sur la méthode de placement de pôles, les AG sont appliqués pour obtenir les meilleures valeurs des gains PI utilisant des fonctions objectives basées sur la minimisation de l'un ou la combinaison des critères de performances de l'erreur moyenne quadratique « MSE », l'erreur quadratique intégrale « ISE », l'intégrale de l'erreur absolue « IAE », l'intégrale du temps multiplieur par l'erreur absolue « ITAE » et l'intégrale du temps multiplieur du carré de l'erreur « ITSE », ….

6.4 Optimisation basée sur différentes fonctions objectives

L'AG optimise automatiquement les paramètres (K_p, K_i) du régulateur PI pour de meilleures performances du système contrôlé utilisant ***100*** générations, en se basant sur l'une des fonctions objectives MSE, ISE, IAE, ITAE, ou ITSE.

Une population initiale de ***100*** individus est générée aléatoirement. Chacune est formées de deux variables (K_p, K_i) codés réels dans l'espace de recherche ***D*** symétrique. De nombreuses expériences basées sur la raison des utilisateurs des techniques évolutionnaires génétiques montrent que la représentation à virgule flottante est plus rapide, plus compatible et fournit des résultats de meilleures précisions que celles utilisant le codage binaire [167–168].

A partir de quelques connaissances sur le système à régler et sur la conception d'un régulateur de type PI, on peut borner la région de recherche symétrique des gains pour obtenir leur solution optimale tout en garantissant l'optimisation de l'approche multiobjectifs, de façon à ce que le

temps de convergence de l'AG soit largement réduit. Après quelques tests d'essai et erreur initiaux, la gamme choisie de $\boldsymbol{D}$ est fixée comme suit :

$$\boldsymbol{D = Variables\ Bounds = [-100\ \ 100; -100\ \ 100]}$$

Les valeurs des principaux paramètres des AG sont illustrées dans le tableau 6.2 du chapitre 6.B. La convergence de la trace de fitness en 6.5A, l'évolution des paramètres PI au cours des générations en 6.5B, la vitesse contrôlée par PI optimisée par AG en 6.5C et le tableau 6.2 montrant les résultats de simulation des caractéristiques de vitesses contrôlées par PI conventionnel et PI optimisé par AG sont traités au chapitre 6B.

6.5 Méthode d'Erreur de Prédiction « PEM »

L'algorithme des moindres carrés récursif étendu « Recursive Extended Least Squares : RELS Algorithm » est aussi appelé méthode d'erreur de prédiction « Prediction Error Method : PEM ». C'est une méthode d'estimation des structures Box-Jenkins et ARMAX avec de nombreux modèles de bruit [63], qui peut fournir une identification pertinente sans aucun biais. La technique d'identification des paramètres de modèles telle que la PEM, peut être illustrée par le schéma block de la figure 6.1, où l'erreur de prédiction ε_k entre la sortie mesurée $\boldsymbol{y(k)}$ de l'IM et la sortie estimée $\boldsymbol{\hat{y}(k)}$ par le modèle, est utilisée par un algorithme de minimisation paramétrique « Parametric Minimization Algorithm : PMA » basé sur un critère quadratique d'optimisation ajustant les paramètres $\boldsymbol{\hat{\theta}}$ du modèle à chaque instant $\boldsymbol{k}$ pour minimiser la variance de l'erreur de prédiction. La méthode PEM est basée sur la minimisation d'une fonction quadratique [63] définie par l'équation (6.5).

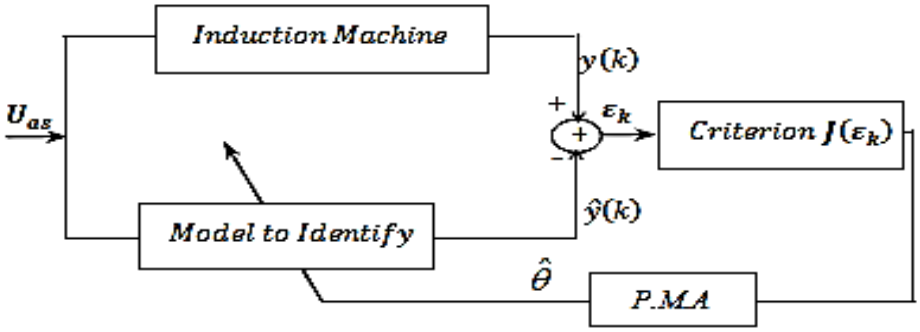


Figure 6.1: Schéma d'identification utilisant la PEM.

Le principe de la méthode PEM est basé sur le critère quadratique de minimisation $\boldsymbol{J}$ correspondant à la somme MSE à l'instant présent, s'ajustant (par exemple à l'IM) pour déterminer les meilleurs paramètres. Dans ce problème d'identification, la plupart des méthodes numériques sélectionnent les valeurs optimales des paramètres $\boldsymbol{\hat{\theta}_N^*}$ de prediction linéaire qui minimisent la somme MSE, $J_N(\hat{\theta},\ Z^N)$ en (6.5), i.e. (6.4) :

$$\hat{\theta}_N^* = arg\left\{\underbrace{min}_{\theta \epsilon R^{n_p}} J_N(\hat{\theta},\ Z^N)\right\} \tag{6.4}$$

n_p: Nombre actuel de paramètres estimés, $n_p = dim\,\theta$.

Il est exprimé comme étant le résidu $\boldsymbol{\varepsilon_k}$ commis sur l'estimation entre la $i^{ième}$ sortie mesurée $\boldsymbol{y_i(k)}$ du système réel et celle prédite $\boldsymbol{\hat{y}_i(k/\hat{\theta})}$ par le modèle choisi au même instant *k*.

$$J_N(\hat{\theta}, Z^N) = \frac{1}{NM}\sum_{i=1}^{M}\sum_{1}^{N}\left[y_i(k) - \hat{y}_i(k/\hat{\theta})\right]^2 \quad (6.5)$$

N : Nombre d'intervalles d'échantillonnage.

M: Nombre de points de mesure.

Les valeurs très importantes de N et M sont choisies pour atteindre le meilleur modèle caractérisé par sa précision.

$Z^N = \{u(1), \dots, u(N); y(1), \dots, y(N)\} = \{U^T(N);\ Y^T(N)\}$: Un ensemble de données mesurées en entrée-sortie.

Postulant pour des structures paramétriques de modèles Box-Jenkins et ARMAX du $n^{ième}$ ordre et utilisant n_p coefficients, s'ajustant alors au vecteur de paramètres $\hat{\theta}$ pour minimiser ces moindres carrés appropriés, qui est une fonction non linéaire entre les sorties mesurée et estimée.

Les méthodes de prédiction d'erreurs appliquées sur le modèle dépend de sa forme [63] parmi les structures AR, MA, ARMA, ARMAX, NARMAX, et Box-Jenkins… qu'on choisira alors au paragraphe 6.6.

Le modèle est une fonction de n_p paramètres θ_k, k variant de 1 à n. Il s'agit alors d'identifier ces paramètres $\theta_k$tels que le critère soit minimal.

Ces algorithmes basés sur l'estimation paramétrique sont nombreux. Les plus utilisés sont: LMS, RLS, AERLS et PEM. La recherche des paramètres optimaux $\hat{\theta}_k$ se fait par programmation non linéaire. A partir des paramètres non optimaux θ_k et un critère, on aboutit aux paramètres $\hat{\theta}_k$ du modèle.

6.6 Modèles discrets Box-Jenkins et ARMAX

L'idée principale de validation du modèle nominal et la modélisation de l'erreur associée au modèle « Model Error Modeling : MEM » dans l'identification robuste et la commande sont décrites dans [182–184] par Ljung, où les PEM sont appliquées pour estimer le modèle nominal linéaire et le modèle d'erreur. En introduisant un modèle de bruit, on optimise les résultats d'estimation. On adoptera la classe générale des modèles linéaires proposés dans [63] par Ljung.

Le modèle populaire utilisé dans la pratique, avec différent moyens de choisir les pôles du système, et avec différent moyens de décrire les caractéristiques de bruit peuvent être résumés par la famille de structures de modèles polynomiaux (6.6):

$$A(z)y(k) = z^{-d}\frac{B(z)}{F(z)}u(k) + \frac{C(z)}{D(z)}e(k) \quad (6.6)$$

Les cas particuliers de (6.6) sont connus comme étant le modèle Box-Jenkins($A = 1$), le modèle ARMAX($F = D = 1$), le modèle de l'erreur de sortie ($A = C = D = 1$) et le modèle ARX($F = C = D = 1$).

Considérant une structure de modèle numérique bruité pour simuler un processus réel Box-Jenkins, très utiles dans la commande industrielle, à simple entrée $u(k)$ - simple sortie $y(k)$ échantillonnés à T_s sur N et un retard d décrit par son équation aux différences récurrente numérique linéaire, écrite sous forme de régression (6.7):

$$\begin{aligned} y(k) &= -\sum_{i=1}^{nf} f_i y(k-i) + \sum_{i=0}^{nb} b_i\, u(k-d-i) + w(k) \\ &= \emptyset^T(k)\theta(k) + w(k) \end{aligned} \quad (6.7)$$

$\theta = [f \dots f_{na}, b_1 \dots b_{nb}]^T$: Les paramètres du model nominal.
$\emptyset^T(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-nf), u(k-d-1) \dots u(k-d-nb)]$: L'ensemble de données mesurées (ou régresseurs).
$w(k)$: La séquence de bruit additif décrite par le model d'erreur.

$$w(k) = \frac{1}{D(z)} \sum_{i=1}^{nc} c_i e(k-i) + e(k) \text{ : Pour box-Jenkins.}$$

$e(k)$ est la perturbation de bruit blanc.

La partie stochastique est liée aux perturbations additives $w(k)$ dans (6.6) (Moindres Carrés Généralisés « Generalized Least Squares : GLS ». Les mesures de sortie échantillonnées y(k), pour lesquelles le model linéaire <<processus + perturbation>> est une structure polynomiale ARMAX (6.7) sera (6.8):

$$y(k) = z^{-d} \frac{B(z)}{A(z)} u(k) + \frac{C(z)}{A(z)} e(k) \qquad (6.8)$$

Le model et la perturbation additive $w(k)$ possèdent la même dynamique, spécifiée par le dénominateur $A(z)$ qui mène à la structure ARMAX bien connue, est une contrainte sévère imposée par ce modèle. De tels inconvénients peuvent être éliminés en utilisant un modèle Box-Jenkins, parce qu'il fournit plus de flexibilité en modélisation des pôles et des zéros de la perturbation indépendamment des pôles et zéros de la dynamique du système. Ainsi, le modèle Box-Jenkins est le modèle complet excellent. Sa dynamique différente de l'entrée de commande et celle du bruit produira un bon modèle plus réaliste.

Les structures de model Box-Jenkins et ARMAX choisies, comparée dans cette thèse, appartient à la famille de structures de modèle polynomial générale connue pour une bonne flexibilité utilisée par plusieurs chercheurs.

Dans le cas d'un système bruité, l'expérience est répétée et on fixe *N* mesures d'observations, Variable Instrumentale « Instrumental Variable : IV ». La méthode de l'IV est une alternative de la méthode GLS qui consiste à construire un nouveau vecteur de mesures non corrélées avec les perturbations pour obtenir une estimation non biaisée. Sachant que la perturbation n'est pas reproductible (imprévisible); elle ne peut être décrite que de manière aléatoire indépendante caractérisée par deux paramètres : μ et σ^2 des mesures effectuées.

La séquence $e(k)$, est souvent choisie comme un bruit blanc discret Gaussien, vraisemblance maximale récursive « Recursive Maximum Likelihood : RML », de valeur moyenne nulle $\mu = 0$ et de variance σ^2 *constante*.

6.7 Model nominal et model de bruit stochastique

Le plus souvent, il est souhaitable de disposer de méthodes permettant d'ajuster en ligne un modèle numérique d'un processus physique ou d'un signal quelconque en vue de la prédiction et / ou la commande des systèmes. Ces méthodes sont qualifiées d'adaptatives. Elles doivent être performantes du point de vue convergence, stabilité, robustesse et vitesse d'exécution puisqu'elles doivent s'effectuer en une période d'échantillonnage.

En contrôle industriel, (moteurs DC, machines synchrones et asynchrones,…), les méthodes PEM sont utilisées en identification adaptative pour chercher un modèle numérique en temps de traitement réel.

Dans le cas d'un système bruité, on effectue *N* mesures d'observations (IV), on peut écrire l'équation (6.7) sous forme matricielle (6.9):

$$Y_N = \emptyset_N \theta_N + W_N \qquad (6.9)$$

Y_N et $\emptyset_N$ représentent l'ensemble des données disponibles en sortie et en entrée, avec Y_N un vecteur de dimension $N \times 1$ et $\emptyset_N$ une matrice de dimension $N \times N$ regroupant les vecteurs φ pour l'ensemble des expériences.

Soit $\boldsymbol{G_T(z)}$ le système réel inconnu, et supposons que ce système réel reste inchangé mais le modèle d'erreur $\boldsymbol{G_e(z)}$ peut changer, on peut écrire (6.6) et (6.8) sous la forme (6.10):

$$\boldsymbol{Y_N = G_T(z)u_N + W_N} \tag{6.10}$$

Le modèle $\boldsymbol{G_T(z)}$ est **typiquement trop complexe** pour la réalisation de commande qui donne des informations très utiles concernant les propriétés de **biais** et de **variance** du modèle. Soit $\boldsymbol{G_0(z)}$ **le modèle nominal**, alors on peut écrire (6.11):

$$\boldsymbol{G_T(z) = G_0(z) + G_e(z)} \tag{6.11}$$

Le modèle nominal $\boldsymbol{G_0(z)}$ peut être représenté exactement sous la forme de **modèles Box-Jenkins** et **ARMAX** de complexité convenable parmi la famille générale paramétrique (6.6) et le modèle d'erreur $\boldsymbol{G_e(z)}$ **est une variable aléatoire additive**, comme étant une **perturbation** indépendante $\boldsymbol{w(k)}$ qui sera quantifiée comme suit:

$$\boldsymbol{\widehat{G}_e(z) = G_e(z, \widehat{\eta})}$$

L'équation d'erreur de prédiction, ou *N* résidues $\boldsymbol{\varepsilon_N}$ est représentée sous forme matricielle (6.12) à trouver:

$$\boldsymbol{\varepsilon_N = Y_N - \widehat{G}_0(z)u_N} \tag{6.12}$$

$\boldsymbol{\widehat{G}_0(z) = G_0(z, \widehat{\theta})}$**:** Le **modèle nominal estimé** par le procédé d'identification PEM. Dans l'approche de modélisation du model d'erreur, $\boldsymbol{\widehat{\theta}}$ et $\boldsymbol{\widehat{\eta}}$ sont l'ensemble de **paramètres** qui seront **estimés** par la **méthode d'identification de modèles réduits** par la recherche en ligne choisie automatiquement « **Search Reduced Models Parameters Identification : SRMPI** » [185].

6.8 Identification robuste de l'IM

L'approche MEM accepte la présence d'erreurs de modèle biaisé motivant l'identification robuste et développée dans les procédés statistiques.

Soient $\boldsymbol{(U_{as}, \Omega_m)}$ les données d'estimation comme étant l'ensemble de mesures de (**la tension d'alimentation SPWM, la vitesse angulaire mécanique**), et on doit estimer les **modèles nominaux Box-Jenkins et ARMAX** de l'IM conformément aux moindres carrés ***MSE non linéaires*** par la ***méthode choisie en ligne automatiquement SRMPI***.

A. Estimation du modèle ARMAX de l'IM

1) Modèle nominal ARMAX à quatre paramètres

La structure ARMAX [n_a n_b n_c n_k] à quatre paramètres de l'IM peut être décrite par le polynôme d'ordres [2 2 2 1] où son modèle nominal $G_{0-amx}(z, \hat{\theta}_4)$choisi à estimer (6.13) :

$$G_{0-amx}(z, \hat{\theta}_4) = \frac{Y(z)}{U_{as}(z)} = \frac{z^{-1}(b_1 + b_2 z^{-1})}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \tag{6.13}$$

$Y(z) = \widehat{\Omega}_m(z) + W(k)$: La sortie bruitée comme étant la vitesse angulaire rotorique estimée $\boldsymbol{\widehat{\Omega}_m(z)}$ de l'IM en fonction de la tension d'alimentation $\boldsymbol{U_{as}(z)}$ pour l'entrainement de l'IM par **IRFOC** basé sur la technique de commande **SPWM**. Les coefficients [$\boldsymbol{a_k}$ $\boldsymbol{b_k}$] **dépendent** des **paramètres des équations dans l'espace d'état de l'IM** (6.1).

En appliquant la TZI, on obtient l'équation aux différences discrète récursive suivante (6.14) :

$$\widehat{\Omega}_m(k) = -a_1\Omega_m\,(k-1) - a_2\Omega_m\,(k-2) + b_1U_{as}\,(k-1) + b_2U_{as}\,(k-2) + W(k) \quad (6.14)$$

On peut exprimer (6.14) sous la forme de régression d'un produit scalaire du vecteur de paramètres $\theta(k)$ et du vecteur de mesures antérieures $\emptyset(k-1)$ en (6.15) :

$$\widehat{\Omega}_m(k) = \hat{\theta}^T(k)\emptyset(k-1) + W(k) \quad (6.15)$$

Avec $\hat{\theta}_4^T(k) = [a_1\ a_2\ b_1\ b_2]$: Les quatre paramètres estimés du modèle nominal ARMAX de l'IM.

$$\emptyset(k-1) = [-\Omega_m(k-1)\ \ -\Omega_m(k-2)\ \ U_{as}(k-1)\ \ U_{as}(k-2)]^T$$

Les régresseurs.

La modélisation de l'erreur est le modèle de bruit statistique $W(k)$ exprimé comme étant un modèle ARMA du second ordre (6.16):

$$W(k) = \frac{C(z)}{A(z)}e(k) = \frac{e(k) + c_1e(k-1) + c_2e(k-2)}{1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2}} \quad (6.16)$$

2) Modèle nominal ARMAX à trois paramètres

Dans le **modèle d'état habituel du troisième** ou du **cinquième ordre** [171–172] d'un **IM**, le **nombre de paramètres est le même** [171] et **contient des termes qui dépendent de la vitesse angulaire mécanique** Ω_m. Ainsi, en tout point de fonctionnement en charge, en faisant les suppositions habituelles de l'absence de saturation magnétique, des effets de température et de peau…, qui peuvent ajouter des non linéarités au modèle de la machine, définie par la vitesse moyenne du rotor; un modèle linéarisé peut être formé. Dans les essais expérimentaux; l'IM étant à l'arrêt, il démarre et répond à la tension d'alimentation $\boldsymbol{U_{as}}$, pour atteindre la vitesse $\boldsymbol{125rad/s}$ du régime permanent. En RP, le modèle linéarisé est approprié, même soumis à la perturbation de la charge à $t = 3s$ (375 $échantillons$) et à $t = 5s$ (625 $échantillons$). Cependant, au démarrage, on est en régime transitoire, le point de fonctionnement varie continuellement.

La sélection des sous-systèmes a été utilisée dans l'identification des systèmes pour réduire le nombre de paramètres du modèle [172]. La variance dans l'estimation des paramètres sera réduite [63], simplifiant ainsi la complexité de résolution et le temps de calcul du modèle [173]. Le rétrécissement de la régression linéaire et la sélection par l'intermédiaire du moindre rétrécissement absolu et l'opérateur de sélection Lasso (Least absolute shrinkage selection operator) ont été développé [174].

Cette méthode d'identification se localise sur les paramètres les plus significatifs, qui ont les plus forts impacts sur la vitesse angulaire mécanique Ω_m tels que certains seront imposés comme valeurs typiques. En annulant le paramètre $b_1=0$ ou $b_2=0$ dans les équations (6.13), (6.14), (6.15) et (6.17); $c_2 = 0$ dans (6.16) et (6.18) du modèle de bruit, seulement trois paramètres des modèles ARMAX et Box-Jenkins de l'IM seront estimés.

B. Estimation du modèle Box-Jenkins de l'IM

1) Modèle nominal Box-Jenkins à quatre et trois paramètres

La structure Box – Jenkins $[\mathrm{n_b}\ \mathrm{n_f}\ \mathrm{n_c}\ \mathrm{n_d}\ \mathrm{n_k}]$ à quatre paramètres à retard de l'IM, peut être décrite par les ordres polynomiaux [2 2 2 2 1] où son modèle nominal $\mathrm{G_{0-bj}}(\mathrm{z}, \hat{\theta}_4)$ choisi à estimer (6.17) :

$$G_{0-bj}(z,\hat{\theta}_4)=\frac{Y(z)}{U_{as}(z)}=\frac{z^{-1}(b_1+b_2z^{-1})}{1+f_1z^{-1}+f_2z^{-2}} \tag{6.17}$$

Où $\hat{\theta}_4^T(k)=[f_1\ f_2\ b_1\ b_2]$: les quatre paramètres estimés du modèle nominal Box-Jenkins de l'IM.

La modélisation d'erreur est le modèle de bruit statistique additif $W(k)$, qui reflète l'incertitude, exprimée dans le modèle ARMA du second ordre (6.18):

$$W(k)=\frac{C(z)}{D(z)}e(k)=\frac{e(k)+c_1e(k-1)+c_2e(k-2)}{1+d_1z^{-1}+d_2z^{-2}} \tag{6.18}$$

En mettant $b_1=0$ ou $b_2=0$ des équations (6.17); $c_2=0$ dans (6.18) du modèle de bruit, seulement trois paramètres du modèle Box-Jenkins de l'IM seront estimés.

6.9 Résultats et discussion

Le but principal de la partie de cette thèse est d'estimer les structures des meilleures modèles Box-Jenkins et ARMAX paramétrées par θ_{n_p} de dimension n_p conformément à la mesure de qualité choisie (6.4) basée sur les moindres carrés non linéaires par la méthode choisie en ligne automatiquement SRMPI.

A. Modèle ARMAX à quatre et trois paramètres

La simulation approxime les dynamiques du modèle, pour une période d'échantillonnage $T_s=0.008s$ et $N=1000$ échantillons d'un signal de bruit blanc $W(k)$ de moyenne nulle, de variance unité conformément aux moindres carrés non linéaires par la méthode choisie en ligne automatiquement SMPI, l'algorithme de Levenberg-Marquardt (lm) ou de Gauss-Newton (gn), qui convergent aux mêmes quatre valeurs optimales des paramètres estimés $\hat{\theta}_4$ du modèle nominal ARMAX après 4 itérations :

$$\boldsymbol{\hat{\theta}_4=[a_1=-1.919;a_2=0.9193;b_1=-0.0000008596;\ b_2=0.00005858]}$$

Pour le modèle de bruit, l'algorithme PEM est appliqué, lorsque le modèle dynamique est maintenu constant. Le modèle de bruit est la fonction rationnelle de perturbation obtenue après 6 iterations montrant les quatre valeurs des paramètres estimés :

$$\boldsymbol{\hat{\eta}_4=[c_1=0.2907;c_2=0.2548;a_1=-1.919;\ a_2=0.9193]}$$

Avec *MSE=0.0140883* et *FPE=0.0142574*

Pour Gauss-Newton Adaptatif (gna), les paramètres du modèle nominal après 5 itérations :

$$\hat{\theta}_4=[a_1=-1.919;a_2=0.9193;b_1=-0.0000008624;\ b_2=0.00005858]$$

Le modèle de bruit, après 6 itérations :

$$\hat{\eta}_4=[c_1=0.2907;c_2=0.2548;a_1=-1.919;\ a_2=0.9193]$$

Avec $MSE=0.0140885$ et $FPE=0.0142576$

Pour la recherche en ligne par la méthode de la descente de gradient, les paramètres du modèle nominal après 1 itération :

$$\hat{\theta}_4=[a_1=-1.913;a_2=0.9133;b_1=-0.00002379;\ b_2=0.00002092]$$

Le modèle de bruit, après 5 itérations:

$$\hat{\eta}_4=[c_1=0.3448;c_2=0.3118;a_1=-1.913;\ a_2=0.9133]$$

Avec $MSE = 0.0130889$ et $FPE = 0.0132460$

On a évalué la qualité des modèles en comparant chaque réponse du modèle à la sortie mesurée pour le même signal d'entrée $\boldsymbol{U_{as}}$ en appliquant les différents algorithmes (figures 6.2, 6.3, 6.8, et 6.9).

La figure 6.2 montre l'évolution des vitesses mesurée du rotor W_m et simulée W_s conformément aux algorithmes du grad, gna, gn, lm, et smpi du modèle nominal ARMAX à quatre paramètres.

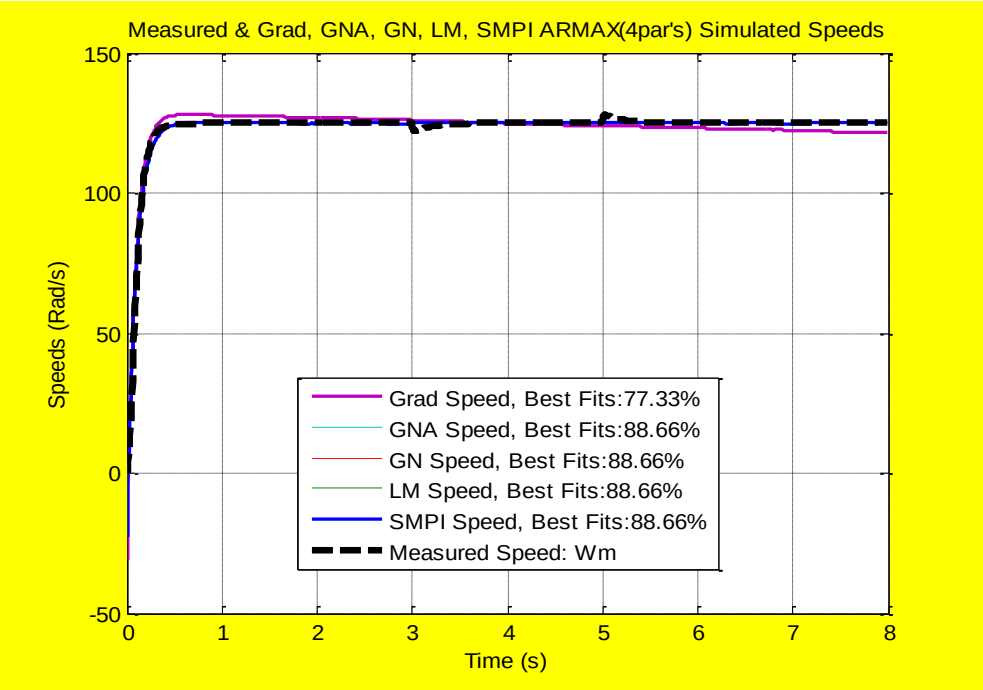


Figure 6.2 : Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de l'ARMAX (4par's).

Il est clair que la méthode choisie automatiquement montre que les meilleurs algorithmes sont ceux de Levenberg-Marquardt et de Gauss-Newton montrant que le coefficient $b_1 = -0.0000008596$ du modèle ARMAX à quatre paramètres n'est pas significativement différent de zéro, ce qui explique pourquoi la valeur du délai $d = 1$ donne de bons résultats.

La simulation approxime les dynamiques du modèle ARMAX à trois paramètres, pour une période d'échantillonnage $T_s = 0.008s$ et un système indépendant de $N = 1000$ d'échantillons d'un signal de bruit blanc $W(k)$ de moyenne nulle, de variance unité conformément aux moindres carrés non linéaires par la méthode choisie en ligne automatiquement $SRMPI$, l'algorithme de Levenberg-Marquardt (lm) ou Gauss-Newton (gn), qui converge vers les valeurs optimales des trois paramètres estimés du modèle nominal ARMAX après $5\ itérations$:

$$\hat{\theta}_3 = [a_1 = -1.919;\ a_2 = 0.9194;\ b_1 = 0.0000241]$$

Le modèle de bruit est la fonction rationnelle de perturbation trouvé aussi après 5 itérations montrant ses trois valeurs des paramètres estimés :

$$\hat{\eta}_3 = [c_1 = 0.3414;\ a_1 = -1.919;\ a_2 = 0.9194]$$

Avec: $MSE = 0.0143359$ et $FPE = 0.014506$

Pour Gauss-Newton Adaptatif (gna), les paramètres estimés du modèle nominal après $6\ itérations$:

$$\hat{\theta}_3 = [a_1 = -1.919;\ a_2 = 0.9195;\ b_1 = 0.00002414]$$

Le modèle de bruit, après 5 itérations :

$$\hat{\eta}_3 = [c_1 = 0.3414;\ a_1 = -1.919;\ a_2 = 0.9195]$$

Avec $MSE = 0.0143347$ et $FPE = 0.0144493$

Pour la recherche en ligne par la méthode de la descente de gradient(grad), les trois paramètres estimés du modèle nominal ARMAX après 1 itération :

$$\hat{\theta}_3 = [a_1 = -1.961;\ a_2 = 0.9611;\ b_1 = -0.00001459]$$

Le modèle de bruit, après 5 itérations :

$$\hat{\eta}_3 = [c_1 = 0.28;\ a_1 = -1.961;\ a_2 = 0.9611]$$

Avec $MSE = 0.0130287$ et $FPE = 0.0131329$

La figure 6.3 montre l'évolution des vitesses mesurée du rotor W_m et simulée W_s conformément aux algorithmes du grad, gna, gn, lm, et srmpi du modèle nominal ARMAX à trois paramètres.

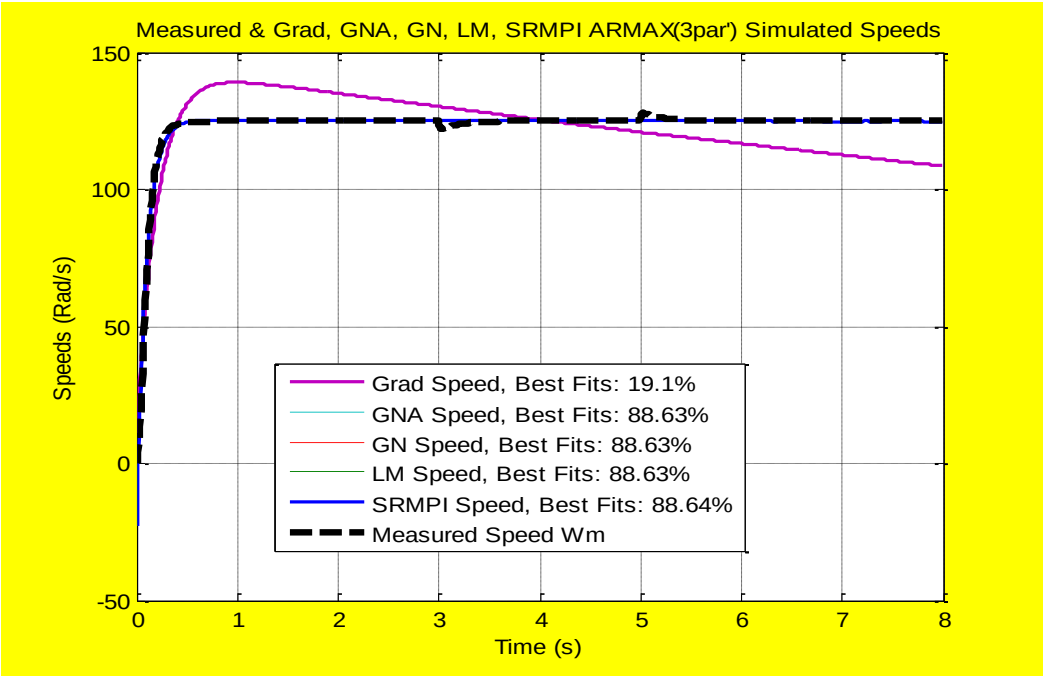


Figure 6.3 : Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de l'ARMAX (3par's).

La figure 6.4 montre l'évolution des vitesses rotoriques mesurée W_m et estimée W_{es} conformément à la méthode PEM du modèle ARMAX à trois et quatre paramètres.

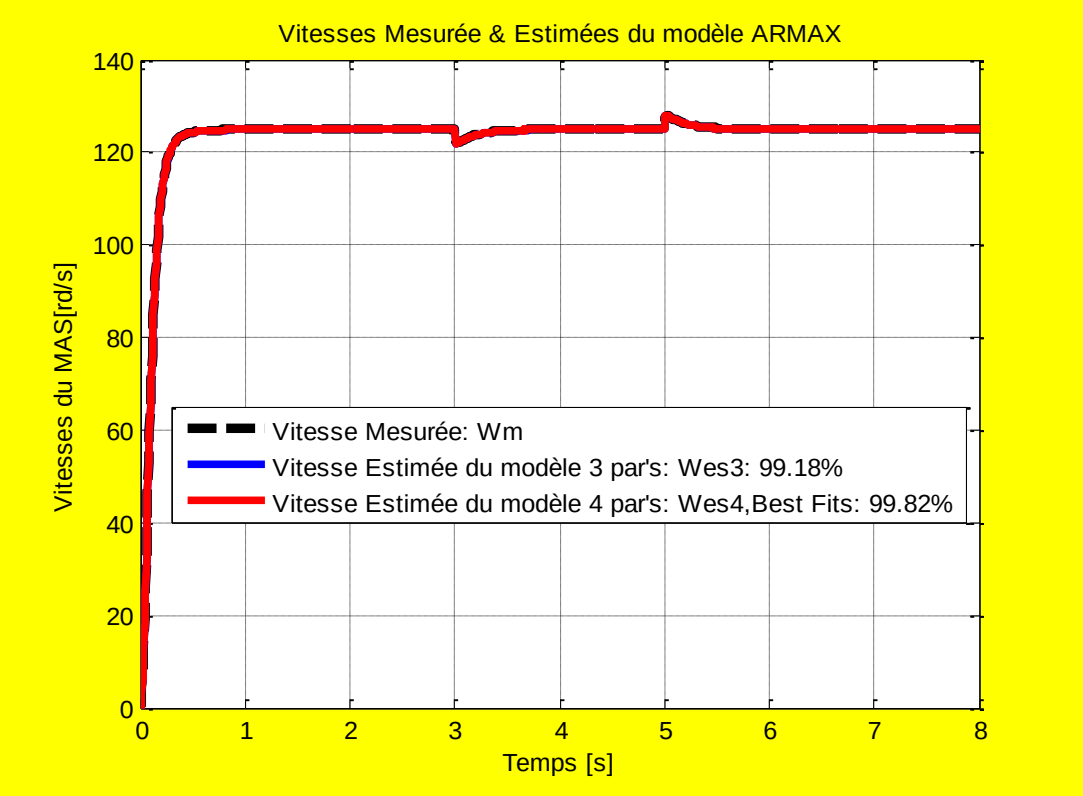


Figure 6.4 : Vitesses mesurée (W_m) et estimée (W_{es}) de l'ARMAX.

Tout modèle estimé possède un degré d'incertitude qui affecte leurs degrés de confiances. La figure 6.5 montre les incertitudes de déviation standard-1, marquées par deux lignes tiré-pointillés de part et d'autre de celles des modèles nominaux ARMAX à quatre et trois paramètres.

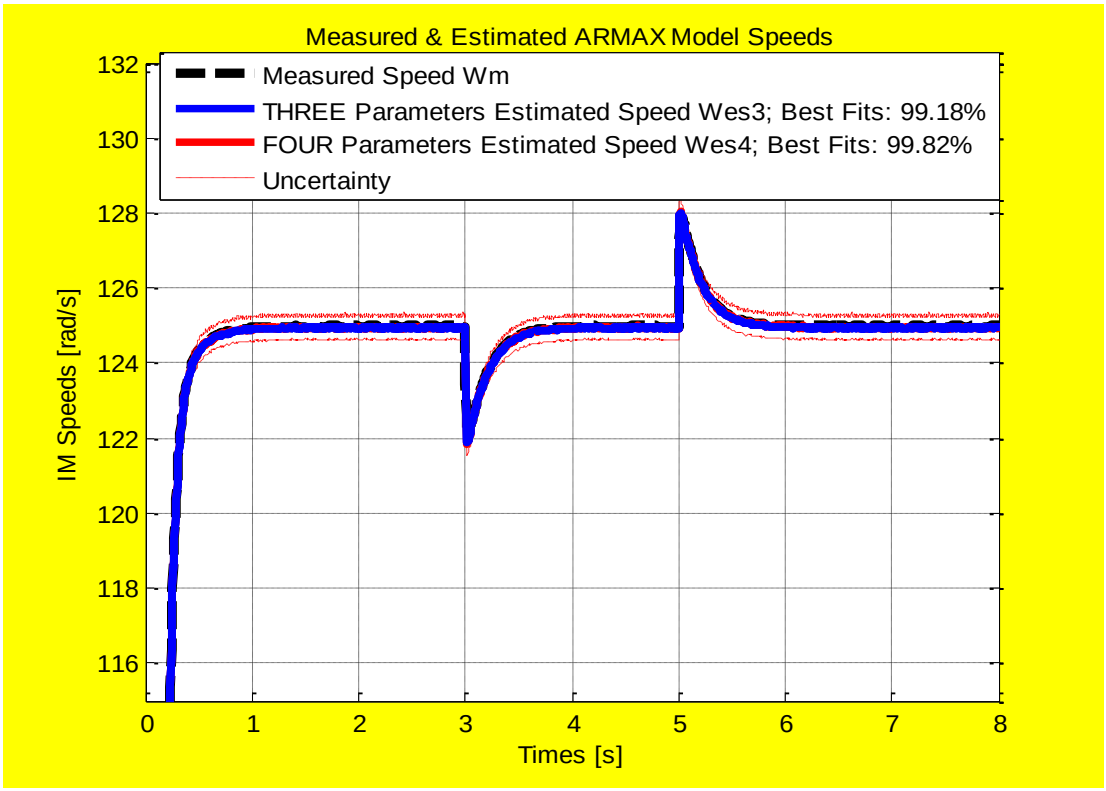


Figure 6.5 : Vitesses mesurée (W_m) et estimée (W_{es}) avec incertitude de l'ARMAX.

La figure 6.6 montre les résidus d'identification utilisant l'algorithme RLS Adaptatif Etendu (AERLS) de la structure ARMAX à quatre paramètres comparé à celle à trois paramètres de l'IM.

Les résidus utilisant les techniques LMS, RLS et AERLS montrent que les solutions obtenues éventuellement oubli aux alentours du démarrage du RT. Cependant, il faudra un compromis entre la robustesse de l'estimation des paramètres et la vitesse avec laquelle ils peuvent répondre aux changements du point de fonctionnement. Ceci représente une limitation fondamentale de l'utilisation d'une estimation récursive d'un modèle linéarisé.

La figure 6.6 montre les plus grand pics des résidus au démarrage de l'IM obtenus par AERLS de $\mathbf{10.2615rad/s}$; $\mathbf{10.2869rad/s}$; les pics de charge des résidus de $\mathbf{3.3899rad/s}$; $\mathbf{3.3392rad/s}$ à $t = 3s$ et $\mathbf{7.2919rad}$; $\mathbf{7.2412rad/s}$ à $t = 5s$ respectivement pour **ARMAX**, **Box-Jenkins à trois et à quatre paramètres** et fournissent des estimations de paramètres raisonnables une fois l'IM atteint le RP comparés aux valeurs obtenues par SRMPI des figures 6.7 et 6.12.

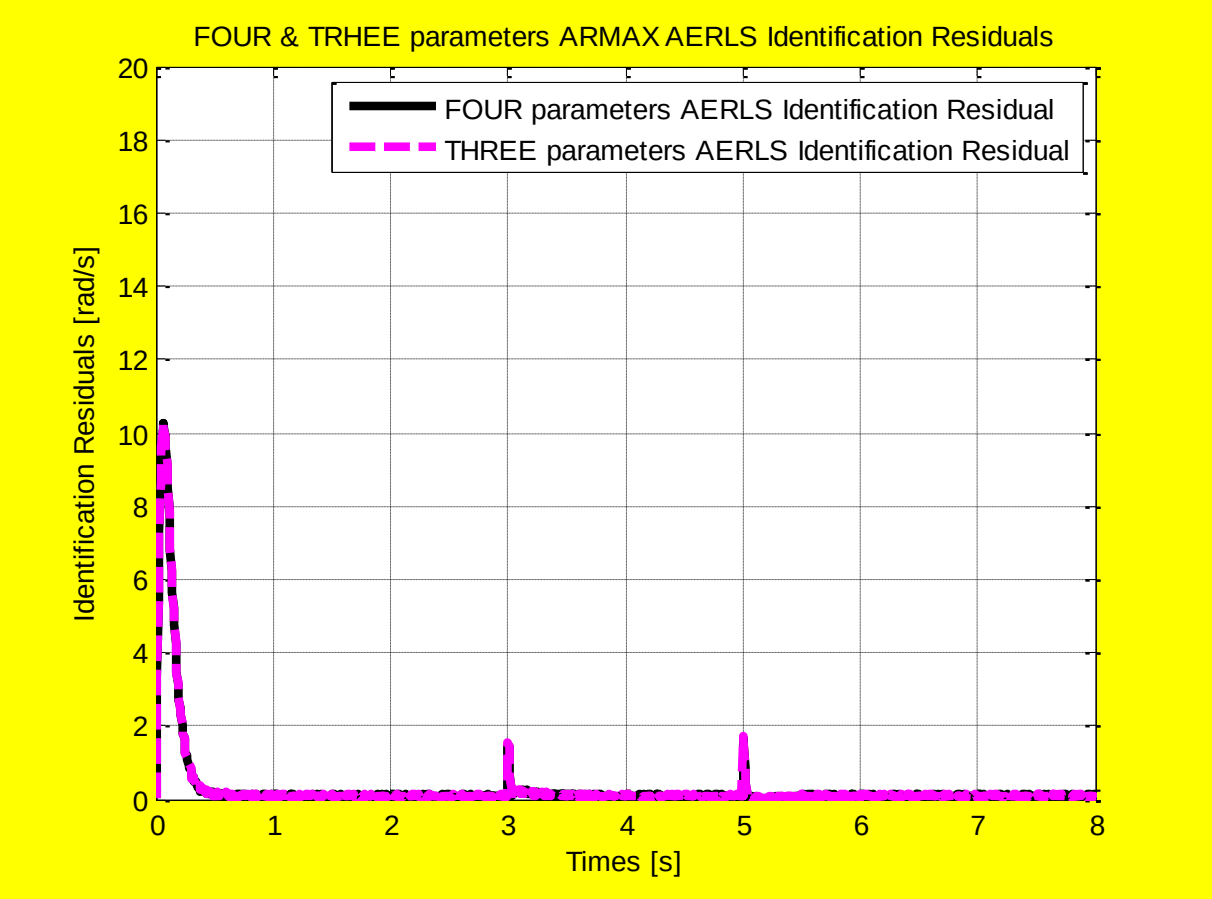


Figure 6.6 : Résidus d'identification par AERLS des ARMAX à quatre et trois paramètres.

Alternativement, il est possible d'utiliser les algorithmes d'optimisation de Levenberg-Marquardt (lm) [160]; de Gauss-Newton (gn), adaptative G-N (gna) ou de la descente de gradient (grad) pour estimer les paramètres du modèle non linéaire [161], [180].

La figure 6.11 montre l'évolution des vitesses rotoriques mesurée W_m et simulée W_s conformément aux algorithmes du grad, gna, gn, lm, et smpi du modèle nominal ARMAX à trois paramètres.

Le biais et la variance sont les principaux critères de qualité dans l'estimation des paramètres. La variance et le biais du modèle ARMAX à quatre paramètres :

$$\boldsymbol{Var_{amx4} = 0.0185\ ;\ Biais_{amx4} = 0.0213}$$

comparés à la variance et le biais du modèle ARMAX à trois paramètres :

$$\boldsymbol{Var_{amx3} = 0.0177\ ;\ Biais_{amx3} = 0.0219}$$

confirment que plus petite est la variance, la structure ARMAX [3par's] estimée est optimale et le modèle de l'IM est fiable.

L'augmentation du nombre de régresseurs de la structure ARMAX de trois à quatre paramètres réduit le biais, à l'exception de celui de la descente de gradient, améliorant les meilleurs ajustements tels que :

$$\boldsymbol{best - fits_{amx4} = 99.82\% > best - fits_{amx3} = 99.18\%,}$$

mais augmentera leur variance et mène aussi à des difficultés de résolution [173–174].

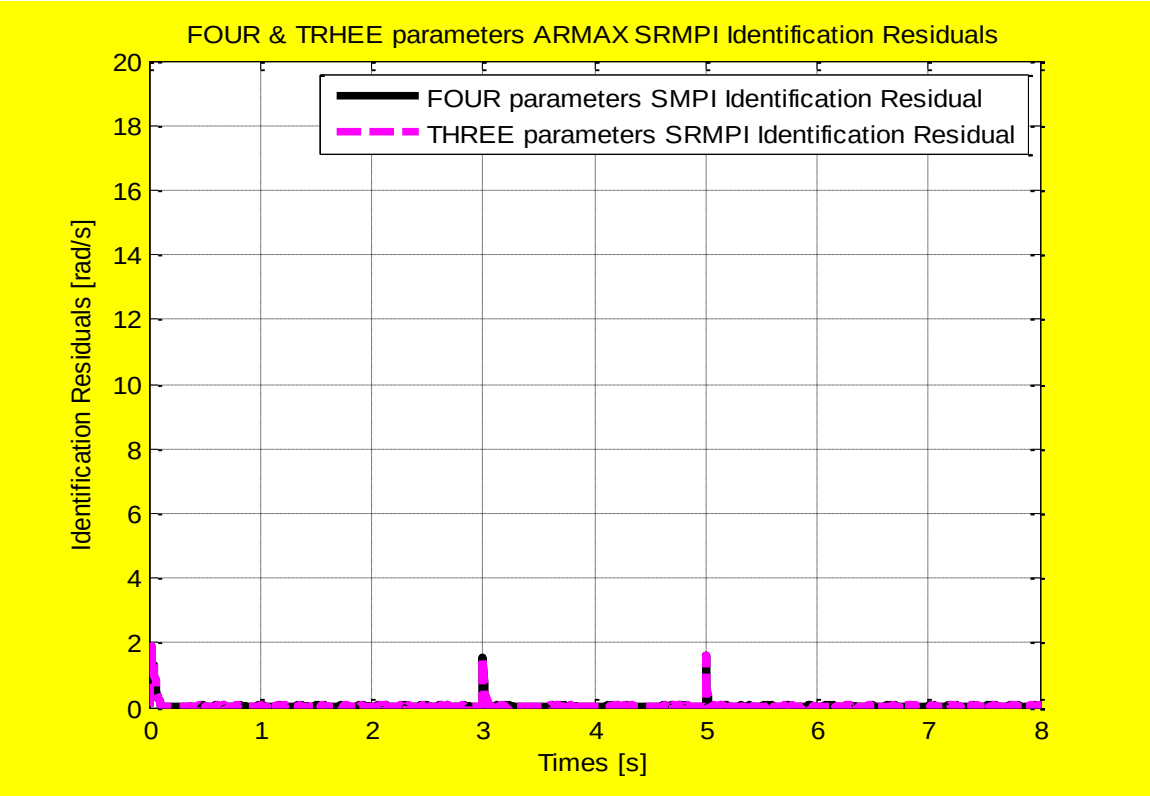


Figure 6.7 : Résidus d'identification par SRMPI des ARMAX à quatre et trois paramètres.

B. Modèle Box-Jenkins à quatre et trois paramètres

On obtient les résultats de simulation du modèle Box-Jenkins à quatre paramètres utilisant la méthode SMPI choisie en ligne automatiquement conformément aux moindres carrés non linéaires, l'algorithme de Levenberg-Marquardt (lm), ou de Gauss Newton (gn), (figures 6.10–6.11).

Les **meilleures valeurs estimées** des **quatre paramètres du modèle nominal Box – Jenkins** obtenues après **4 itérations** :

$$\boldsymbol{\hat{\theta}_4 = [f_1 = -1.919;\ f_2 = 0.9193;\ b_1 = -0.0000008596;\ b_2 = 0.00005858]}$$

Le modèle de bruit est la fonction rationnelle de perturbation trouvé après 5 itérations montrant ses quatre valeurs des paramètres estimés :

$$\hat{\eta}_4 = [d_1 = -1.671;\ d_2 = 0.7163;\ c_1 = -0.1032;\ c_2 = 0.04772]$$

Avec $MSE = 0.00631519$ et $FPE = 0.00641623$

Pour **Gauss-Newton adaptatif (gna)**, les **quatre paramètres estimée du modèle nominal Box − Jenkins** après **5 itérations** :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_4 = [\boldsymbol{f_1 = -1.919};\ \boldsymbol{f_2 = 0.9193};\ \boldsymbol{b_1 = -0.0000008624};\ \boldsymbol{b_2 = 0.00005858}]$$

Le modèle de bruit, après 4 itérations :

$$\hat{\eta}_4 = [d_1 = 0.1032;\ d_2 = 0.04771;\ c_1 = -1.671;\ c_2 = 0.7163]$$

Avec $MSE = 0.00631517$ et $FPE = 0.00641622$

Pour la **descente de gradient(grad)**, recherché en ligne, les **quatre paramètres estimée du modèle nominal Box − Jenkins**, après **1 itération** :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_4 = [\boldsymbol{f_1 = -1.913};\ \boldsymbol{f_2 = 0.9133};\ \boldsymbol{b_1 = -0.00002379};\ \boldsymbol{b_2 = 0.00002092}]$$

Le modèle de bruit, après 5 itérations :

$$\hat{\eta}_4 = [d_1 = 0.07239;\ d_2 = 0.09681;\ c_1 = -1.738;\ c_2 = 0.7481]$$

Avec $MSE = 0.00707482$ et $FPE = 0.00718801$

La figure 6.8 montre l'évolution des vitesses rotoriques mesurée $\boldsymbol{W_m}$ et simulée $\boldsymbol{W_s}$ conformément aux algorithmes du **grad**, **gna**, **gn**, **lm**, et **smpi** du **modèle nominal Box-Jenkins à quatre paramètres.**

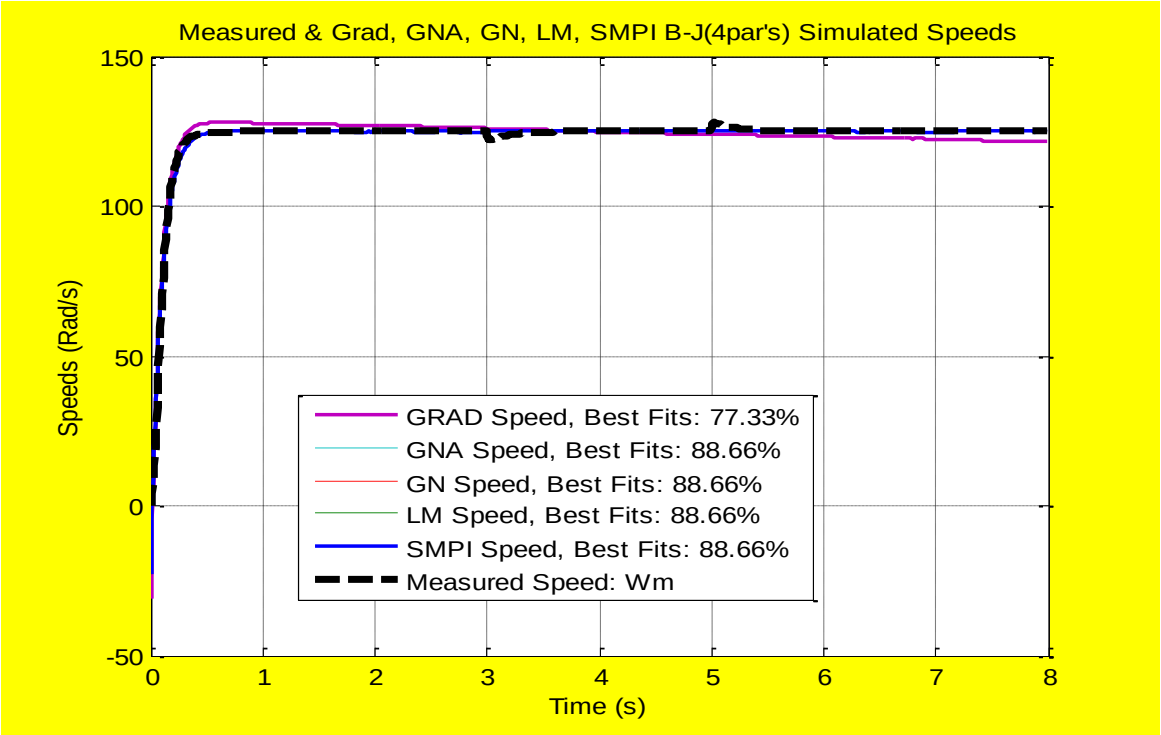


Figure 6.8 : Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de Box-Jenkins (4par's).

Pour les algorithmes **lm**, **gn** et **gna**, il est clair que le coefficient $\boldsymbol{b_1 = -0.0000008596}$ $\boldsymbol{b_1 = -0.0000008596}$**et** $\boldsymbol{b_1 = -0.0000008624}$ respectivement du **modèle Box-Jenkins à quatre paramètres** n'est pas significativement différent de zéro ce qui explique pourquoi la valeur du **délai** $\boldsymbol{d = 1}$ donne de **bons résultats**. Pour ceci, on a testé les modèles **ARMAX et Box–Jenkins à trois paramètres** pour faire leur **comparaison**.

C. Modèle Box-Jenkins à trois paramètres

On obtient les résultats de simulation de l'algorithme PEM utilisant les moindres carrés non linéaires de la méthode **SRMPI** choisie automatiquement en ligne, **Levenberg-Marquardt (lm)** ou **Gauss-Newton (gn)**, (figures 6.9–6.10). Les **valeurs estimées des trois meilleurs paramètres** $\boldsymbol{\hat{\theta}_3}$ **du modèle nominal Box − Jenkins [3par′s]** après **5 iterations**, ainsi que **modèle de bruit statistique** qui est la fonction rationnelle de perturbation trouvé après **4 itérations**, montrant ses trois valeurs des paramètres estimés $\boldsymbol{\hat{\eta}_3}$, dont la **meilleure structure** est :

$$G_{Tb-j}(z) = \frac{0.0000241.z^{-2}}{1-1.919.z^{-1}+0.9194.z^{-2}} + \frac{e(k)-0.05632.e(k-1)}{1-1.673.z^{-1}+0.7168.z^{-2}}$$

Avec $MSE = 0.00600969$ et $FPE = 0.0060818$

Pour **Gauss-Newton adaptatif (gna)**, les **trois paramètres estimée du modèle nominal Box − Jenkins** après **6 itérations** :

$$\boldsymbol{\hat{\theta}_3 = [f_1 = -1.919;\ f_2 = 0.9195;\ b_2 = 0.00002414\ ]}$$

Le modèle de bruit, après 4 itérations :

$$\hat{\eta}_3 = [d_1 = 1.673;\ d_2 = 0.7168;\ c_1 = -0.05552]$$

Avec $MSE = 0.00601313$ et $FPE = 0.00608529$

Pour la méthode de la **descente de gradient(grad)**recherché en ligne, **les trois paramètres estimée du modèle nominal Box − Jenkins**, après **1 itération** :

$$\boldsymbol{\hat{\theta}_3 = [f_1 = -1.961;\ f_2 = 0.9611;\ b_1 = -0.00001459]}$$

Le modèle de bruit, après 6 itérations :

$$\hat{\eta}_3 = [d_1 = 1.855;\ d_2 = 0.857;\ c_1 = -0.289]$$

Avec $MSE = 0.0104453$ et $FPE = 0.0105707$

La figure 6.9 montre l'évolution des vitesses rotoriques mesurée W_m et simulée W_s conformément aux algorithmes du grad, gna, gn, lm, et smpi du modèle nominal B-J à trois paramètres.

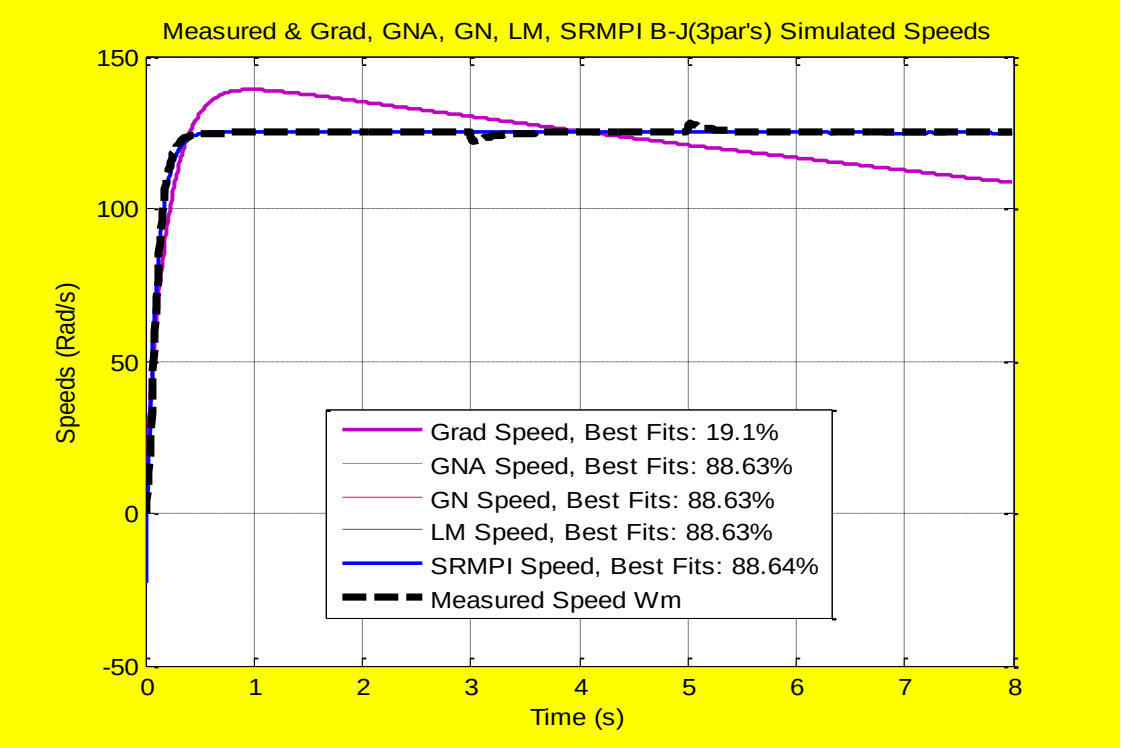


Figure 6.9 : Vitesses mesurée (W_m) et simulée (W_s) de Box-Jenkins (3par's).

Le pourcentage de variation de la vitesse de sortie reproduite par les modèles ARMAX et Box-Jenkins est précisément le meilleur ajustement en (%) défini par MSE entre les valeurs de la vitesse mesurée et celles de la vitesse estimée.

Les figures 6.10 et 6.11 montrent l'évolution des vitesses rotoriques mesurée W_m et estimée W_{es} avec incertitude de l'IM des modèles Box-Jenkins à trois et quatre paramètres simulés conformément à la méthode SRMPI, donnant les meilleures valeurs des paramètres ci-dessus.

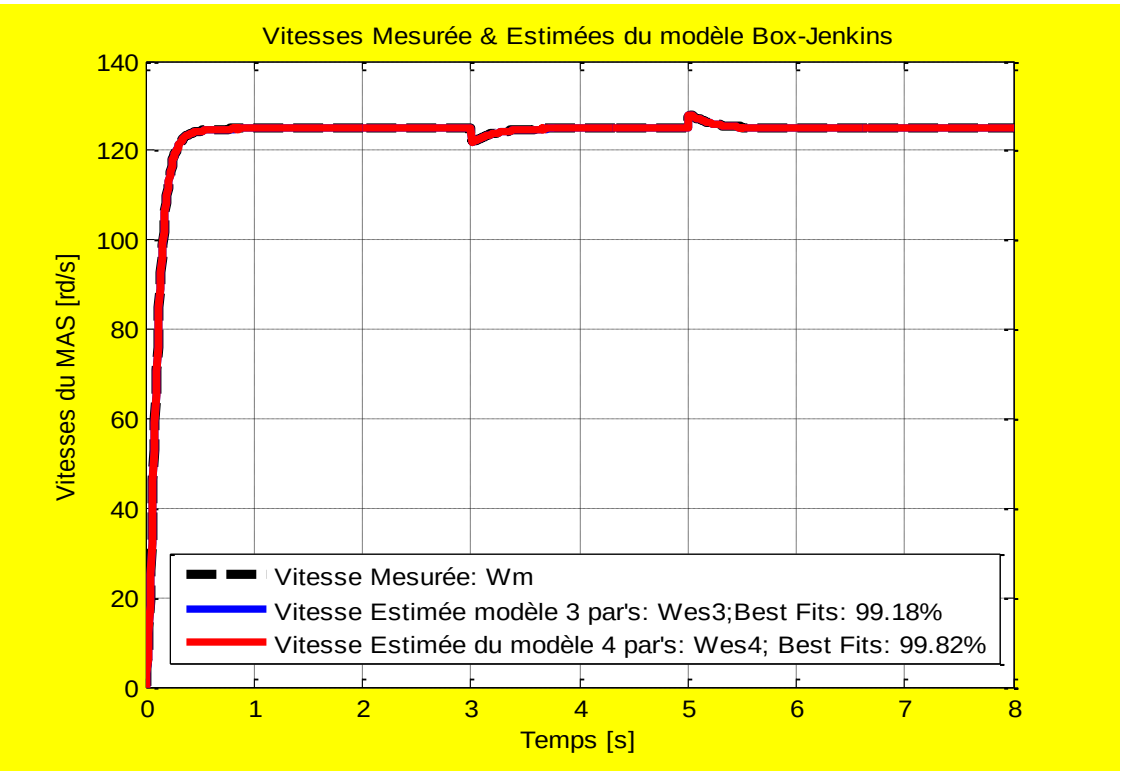


Figure 6.10: Vitesses (W_m) et estimée (W_{es}) du modèle Box-Jenkins.

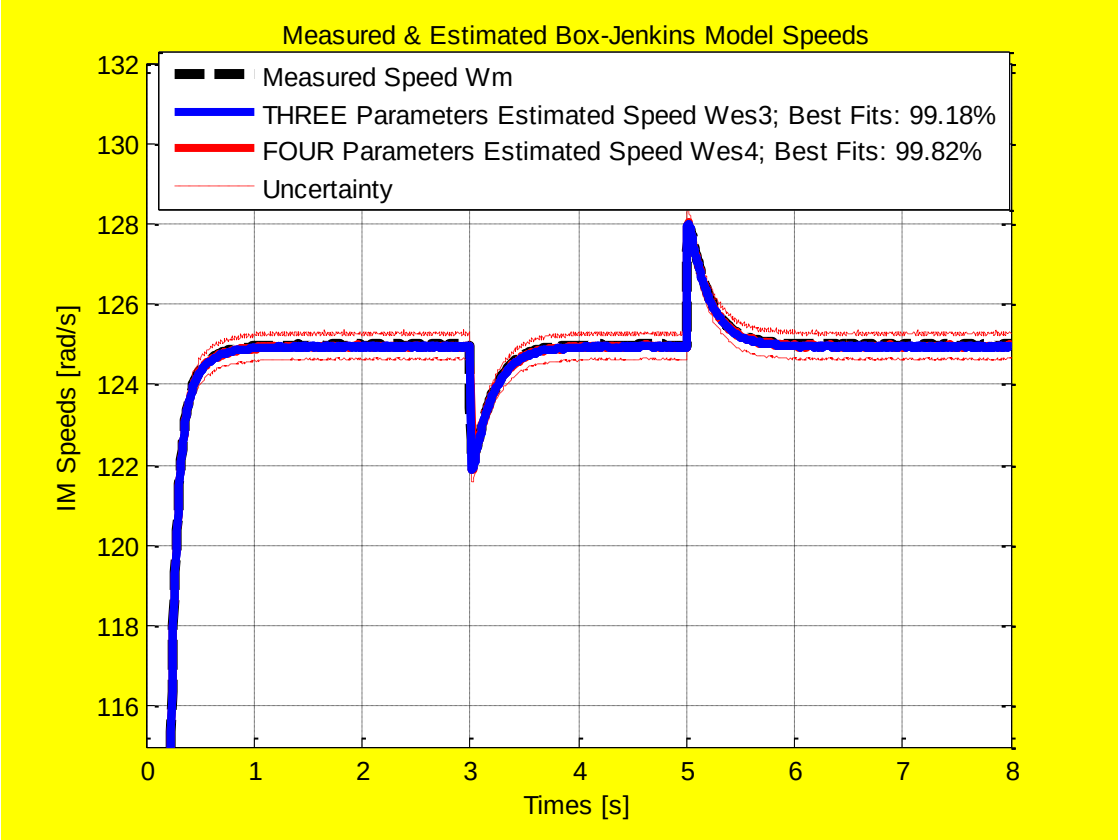


Figure 6.11: Vitesses mesurée (W_m) et estimée (W_{es}) avec incertitude de Box-Jenkins.

La figure 6.12 montre les résidus d'identification des structures Box-Jenkins à quatre et trois paramètres de l'IM.

La variance et le biais du modèle Box-Jenkins à trois paramètres :

$$\boldsymbol{Var_{bj3} = 0.0177} \text{ et le } \boldsymbol{Biais_{bj3} = 0.0219}$$

comparés à la variance et le biais à quatre paramètres :

$$\boldsymbol{Var_{bj4} = 0.0184 \text{ et le } Biais_{bj4} = 0.0211}$$

confirment de nouveau que plus petite est la variance, la structure Box – Jenkins [3par′s] estimée est optimale et le modèle de l'IM est fiable.

L'augmentation du nombre de régresseurs réduit le biais, à l'exception de celui du grad search, améliorant les meilleurs ajustements tels que :

$$\boldsymbol{best - fits_{bj4} = 99.82\% > best - fits_{bj3} = 99.18\%},$$

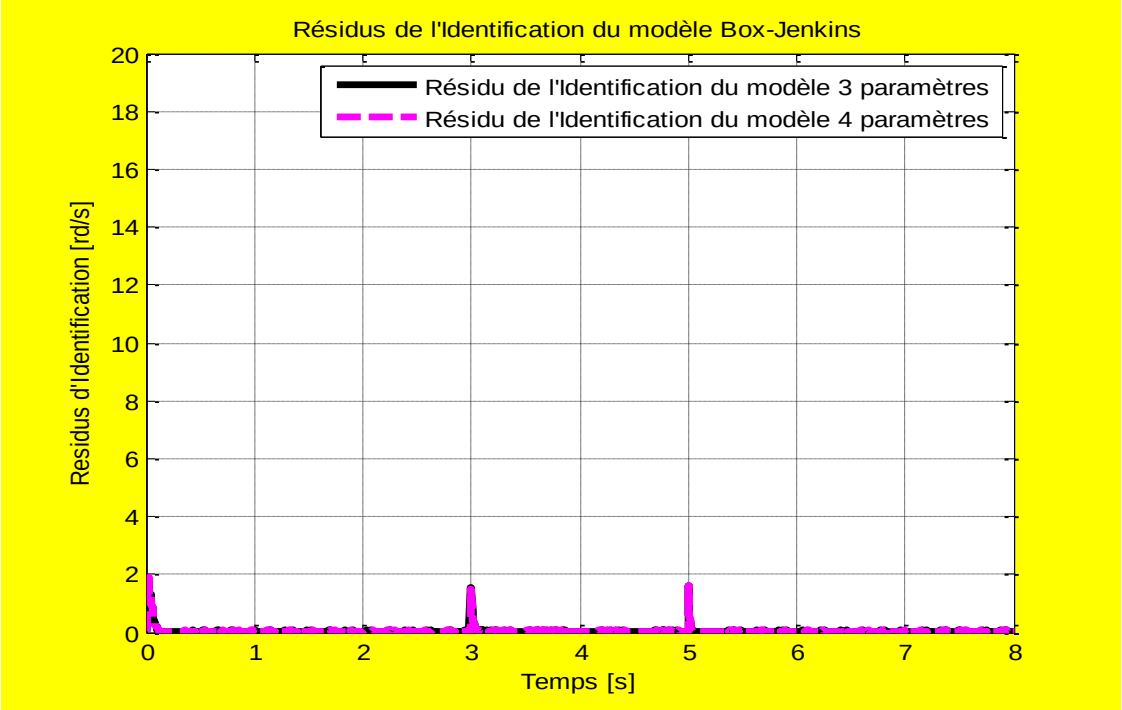
mais augmentera leur variance et mène aussi à des difficultés de résolution [173–174]. En effet, on a :

$$\boldsymbol{Var_{amx3} = 0.0177 < Var_{amx4} = 0.0185\ erreurs}$$

et

$$\boldsymbol{Biais_{bj3} = 0.0219 > Biais_{bj4} = 0.0211\ erreurs}$$

sont des résultats obtenus respectivement des tracés numériques utilisant des structures de modèle Box Jenkins et ARMAX trop simples de l'IM.



Figu. 6.12: Résidus d'identification par AERLS des structures Box-Jenkins à 4 et à 3 paramètres.

Les figures 6.7 et 6.12 montrent les **mêmes plus petits pics de démarrage des résidus** de $\mathbf{1.8819}\boldsymbol{rad/s}$, les **pics de charge des résidus** de $\mathbf{1.0874}\boldsymbol{rad/s}$ à $t = 3s$ et de $\mathbf{1.2549}\boldsymbol{rad/s}$ à $t = 5s$ des **structures ARMAX et Box-Jenkins à trois**, **quatre paramètres** et fournissent des estimations de paramètres raisonnables des que l'IM atteint son RP. Les valeurs de la variance sont réduites pour la structure B-J à trois paramètres pour bien estimer les paramètres du modèle totalement non linéaire de l'IM montré dans les tableaux 6.2, 6.4, et 6.6 des indices de performance du modèle nominal obtenues par srmpi, lm, gn, gna, et grad.

Indices de performance	Modèle nominal à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle nominal à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
Var_{np}	0.0185	0.0184	0.0177	0.0177
$Bias_{np}$	0.0213	0.0211	0.0219	0.0219
FPE_{np}	0.0186	0.0184	0.0178	0.0178
MSE_{np}	0.0189	0.0187	0.0182	0.0182

Tableau 6.2: Valeurs de performance du modèle nominal par SRMPI, LM, GN.

Indices de performance	Modèle de bruit à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle de bruit à trois paramètres (n_p=3)	
	Armax	B-J	Armax	B-J
$MSE_{np}(\times 10^{-5})$	18.0040	6.88619	1059.45	740.773
$FPE_{np}(\times 10^{-5})$	18.2201	6.99637	1067.92	749.663

Tableau 6.3: Valeurs de performance du model de bruit par SRMPI, LM, GN.

Les tableaux 6.3, 6.5 et tableau 6.7 montrent les valeurs de performance du modèle de bruit par srmpi, lm, gn, gna, et grad.

Indices de performance	Modèle nominal à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle nominal à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
Var_{np}	0.0185	0.0183	0.0174	0.0174
$Bias_{np}$	0.0213	0.0211	0.0233	0.0233
FPE_{np}	0.0186	0.0184	0.0175	0.0175
MSE_{np}	0.0189	0.0187	0.0179	0.0179

Tableau 6.4: Valeurs de performance du modèle nominal par GNA.

Indices de performance	Modèle de bruit à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle de bruit à trois paramètres (n_p=3)	
	Armax	B-J	Armax	B-J
$MSE_{np}(\times 10^{-5})$	18.0040	6.88620	1059.45	740.773
$FPE_{np}(\times 10^{-5})$	18.2201	6.99638	1067.92	749.663

Tableau 6.5: Valeurs de performance du modèle de bruit par GNA.

Indices de performance	Modèle nominal à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle nominal à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
Var_{np}	0.0183	0.0184	0.0163	0.0163
$Bias_{np}$	0.0212	0.0212	0.0171	0.0172
FPE_{np}	0.0185	0.0185	0.0164	0.0164
MSE_{np}	0.0189	0.0188	0.0166	0.0166

Tableau 6.6: Valeurs de performance du modèle nominal par GRAD.

Indices de performance	Modèle de bruit à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle de bruit à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
$MSE_{np}(\times 10^{-5})$	3.94923	0.938431	830.673	782.205
$FPE_{np}(\times 10^{-5})$	3.99662	0.953446	837.318	791.592

Tableau 6.7: Valeurs de performance du modèle de bruit par GRAD.

Les tableaux 6.3, 6.5 et 6.7 montrent qu'en augmentant le nombre de régresseurs de trois à quatre des structures ARMAX et Box-Jenkins des modèles de bruit obtenues par srmpi, lm, gn, gna et grad réduit les MSE et FPE améliorant les meilleurs ajustements des estimations.

6.10 Validation des Modèles Box-Jenkins et ARMAX de l'IM

Après avoir trouvé les modèles ARMAX et Box-Jenkins qui décrivent le mieux les données d'estimation, on a montré qu'il est toujours possible de trouver des structures de modèle flexibles bien ajustées aux données de l'IM. La validité des différentes étapes de la méthodologie des structures ARMAX et Box-Jenkins, l'identification des paramètres, l'estimation et la validation, dépendent des propriétés du bruit.

Pour toute procédure d'identification, il est pratique d'utiliser des données de validation différente des données de fonctionnement, à partir desquelles le modèle a été estimé. Pour valider les structures ARMAX et Box-Jenkins de l'IM, on doit comparer leurs réponses des vitesses estimées aux mesurées de l'IM pour le même nouveau système de données. Ainsi, pour le test réel, on procède à l'identification en utilisant le nouveau système de données nommé **séquence binaire pseudo aléatoire** (**PRBS**) permettant une meilleure poursuite, transmise par une source de bruit blanc.

La concision de la modélisation est basée sur le meilleur choix du nombre de paramètres, c'est-à-dire, sur l'estimation des paramètres les plus significatifs à identifier. Réduire le nombre de paramètres du modèle est différent de la réduction de son ordre.

Si on suppose que la vraie description est la vitesse rotorique angulaire mesurée ω_m et $\widehat{\omega}$ est la vitesse estimée décrit le mieux la dynamique construite du modèle Box-Jenkins ou ARMAX de l'IM, pour choisir le modèle le plus adéquat, on se réfère aux trois critères de performance principaux définis en (6.19), (6.20) et (6.21):

Variance Var_{n_p} de l'erreur de prédiction de dimension n_p du modèle :

$$Var_{n_p} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left((\omega_m - \widehat{\omega}) - mean(\omega_m - \widehat{\omega})\right)^2 \qquad (6.19)$$

Erreur de prédiction finale FPE [63]:

$$FPE_{n_p} = Var_{np}\left(\frac{N+n_p}{N-n_p}\right) \qquad (6.20)$$

Erreur de moindre carré MSE : $$MSE = \left(Var_{n_p} + bias_{n_p}^2\right) \qquad (6.21)$$

Pour les algorithmes SRMPI, LM, GN, GNA et GRAD, les résultats de validation du modèle nominal et de bruit sont donnés dans les tableaux 6.8, 6.9, 6.10, 6.11, 6.12 et 6.13.

Indices de Performance	Modèle nominal à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle nominal à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
Var_{np}	0.0179	0.0179	0.0175	0.0175
$Bias_{np}$	0.0207	0.0207	0.0217	0.0217
FPE_{np}	0.0180	0.0180	0.0177	0.0177
MSE_{np}	0.0183	0.0183	0.0180	0.0180
$FIT_{np}(\%)$	100	100	99.18	99.18

Tableau 6.8 : Valeurs de validation du modèle nominal par SRMPI, LM, GN.

Ainsi, l'analyse des résidus à partir des figures 6.7 et 6.12 et des résultats montrés dans les tableaux 6.2, 6.4 et 6.6 indique que le modèle Box-Jenkins réduit à trois paramètres est bon, mais il nécessite des modèles de bruit montrés aux tableaux 6.3, 6.5 et 6.7.

Indices de performance	Modèle de bruit à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle de bruit à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
$MSE_{np}(\times 10^{-9})$	3.41931	3.41718	10360700	7239970
$FPE_{np}(\times 10^{-9})$	3.46034	3.47185	10443600	7326850

Tableau 6.9 : Valeurs de validation du modèle de bruit par SRMPI, LM, GN.

Indices de performance	Modèle nominal à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle nominal à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
Var_{np}	0.0179	0.0179	0.0172	0.0172
$Bias_{np}$	0.0207	0.0207	0.0231	0.0231
FPE_{np}	0.0180	0.0180	0.0173	0.0173
MSE_{np}	0.0183	0.0183	0.0178	0.0178
$FIT_{np}(\%)$	100	100	99.18	99.18

Tableau 6.10 : Valeurs de validation du modèle nominal par GNA.

Indices de performance	Modèle de bruit à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle de bruit à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
$MSE_{np}(\times 10^{-9})$	3.41931	3.41718	10362900	7239970
$FPE_{np}(\times 10^{-9})$	3.46034	3.47185	10445800	7326850

Tableau 6.11 : Valeurs de validation du modèle de bruit par GNA.

Indices de performance	Modèle nominal à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle nominal à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
Var_{np}	0.0183	0.0183	0.0163	0.0163
$Bias_{np}$	0.0212	0.0212	0.0171	0.0171
FPE_{np}	0.0185	0.0185	0.0164	0.0164
MSE_{np}	0.0188	0.0188	0.0166	0.0166
$FIT_{np}(\%)$	100	100	99.18	99.18

Tableau 6.12 : Valeurs de validation du modèle nominal par GRAD.

Indices de performance	Modèle de bruit à quatre paramètres (n_p=4)		Modèle de bruit à trois paramètres (n_p=3)	
	ARMAX	B-J	ARMAX	B-J
$MSE_{np}(\times 10^{-9})$	0.581543	0.578374	81599000	77749700
$FPE_{np}(\times 10^{-9})$	0.588512	0.587628	82251800	78682700

Tableau 6.13 : Valeurs de validation du modèle de bruit par GRAD.

Après une recherche minutieuse du modèle Box-Jenkins ou ARMAX le plus proche de la vraie fonction de transfert, les tableaux 6.10 et 6.12 montrent que les plus faibles sont les valeurs du biais, les plus grandes seront les valeurs de variance, lorsque le nombre de paramètres a augmenté de trois à quatre. Les valeurs les plus petites de MSE et FPE montrent que le modèle Box-Jenkins réduit à trois paramètres seulement est le plus proche du vrai modèle avec les données mesurées utilisant la validation standard PBRS. Ces résultats confirment que ces estimées sont ceux des tableaux 6.2 et 6.4.

Par la suite, pour évaluer la qualité du modèle on pourra valider l'allure des résidus d'auto corrélation de sortie et les résidus de cross corrélation d'entrée-sortie des modèles ARMAX et

Box-Jenkins de dimensions trois et quatre illustrés respectivement dans les figures 6.13 et 6.14 suivantes. Les intervalles de confiance sont fixés à 99% [185].

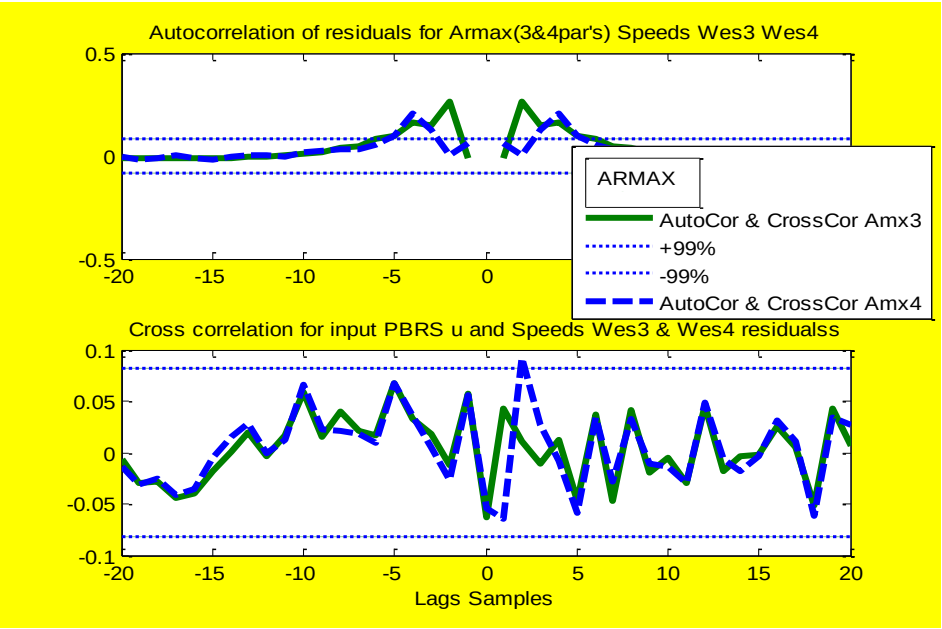


Figure 6.13: Résidus d'auto corrélation et de cross corrélation du modèle ARMAX.

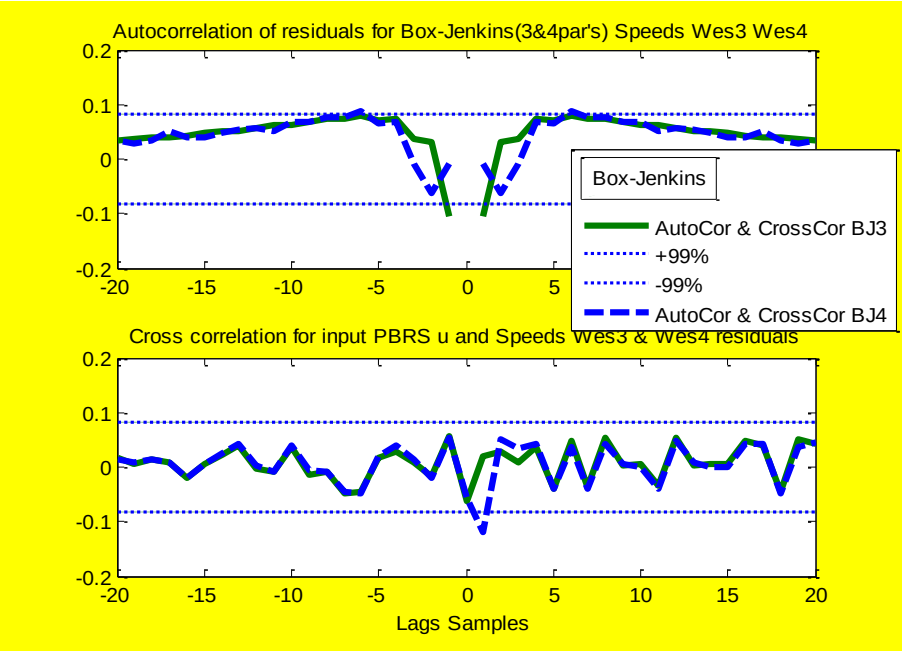


Figure 6.14 : Résidus d'auto corrélation et de cross corrélation du modèle B-J.

La figure 6.14 montre que les valeurs d'auto corrélation du modèle Box-Jenkins à trois paramètres sont à l'intérieur des limites de confiance (ligne pointillé de chaque côté de la courbe du modèle nominal) indiquant que c'est le modèle le plus précis comparé aux structures ARMAX et Box-Jenkins à quatre paramètres produisant des résidus qui sortent de l'intervalle de confiance (figures 6.13 et 6.14). La cross corrélation des résidus pour l'entrée PBRS montre qu'ils sont non corrélés prouvant que le modèle Box-Jenkins à trois paramètres est le meilleur modèle indiquant que les résidus sont non corrélés. Parmi les modèles Box-Jenkins et ARMAX à quatre paramètres et à trois paramètres estimés, la structure Box-Jenkins à trois paramètres est la plus simple, à petite dimension.

Les résultats montrent que le modèle à trois paramètres de l'IM possède les indices de meilleures performances. Ceci justifie que le modèle du second ordre de l'IM avec seulement trois paramètres décrits le mieux sa dynamique globale que celle à quatre paramètres.

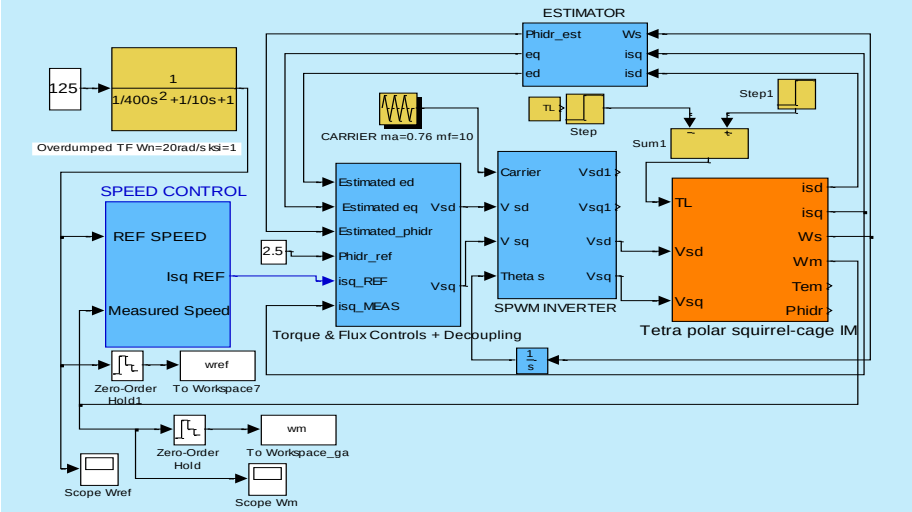


Figure 6.15 : Bloc diagramme de la commande indirecte IRFOC de l'IM.

6.11 Conclusion

Les AG appliqués à l'optimisation du contrôleur PI pour de hautes performances dynamiques pour la commande indirecte IRFOC d'entrainements robuste en vitesse de l'IM prouve que cette méthode est efficace du fait de la stratégie de recherche globale adoptée comparée au contrôleur PI basé sur la méthode de placement de pôles.

La puissance et la robustesse des AG résident dans son implantation facile, la nécessité d'un nombre réduit d'itérations pour sa convergence rapide. Pour un rendement élevé, la technique d'identification paramétrique de l'IM basée sur les AG a donné des résultats encourageants de meilleure performance de commande. Cette technique peut être étendue à d'autres types de machines ac et dc. Ce procédé d'identification nous aide à renforcer des stratégies pour l'amélioration des performances dans la commande des machines électriques et l'électronique de puissance. On a aussi montré pour différentes fonctions objectives, que la régulation de vitesse par PI optimisée par AG améliore considérablement les performances d'entrainement des IM par la commande indirecte IRFOC et réduit les effets de perturbations communs en contrôle industriel.

Cette partie de la thèse montre que les méthodes choisies automatiquement mènent aux mêmes résultats optimaux utilisant les **algorithmes** de **Levenberg-Marquardt** et de **Gauss-Newton** non linéaires hybrides combinant les AG à l'un des algorithmes itératif cités. Après une recherche minutieuse du **modèle le plus proche de la vraie FT du second ordre de l'IM**, on montre à partir des résultats de leur **variance**, de leur **biais** et des **résidus** de performance du **modèle nominal** et de **validation du modèle de bruit** que le **Box-Jenkins** de **dimension trois** est le modèle linéaire le **plus simple**, **assez suffisant** pour décrire précisément cette structure paramétrique discrète choisie, associée au bloc-diagramme de la commande indirecte IRFOC pour l'entrainement de l'IM dans toutes les conditions de fonctionnement en charge, pour la construction de **sa commande robuste**.

Comme perspectives, cette partie de la thèse sera comparée à d'autres techniques évolutionnaires telles que la technique de commande par mode glissant, les algorithmes d'optimisation PSO. ACO et ABC, puis appliquer d'autres fonctions d'optimisations utilisant des modèles box-Jenkins.

Chapitre 7

A- Méthodes de commande des systèmes de puissance DC

7.1 Introduction

La programmation génétique multiobjectifs (PGMO) sera appliquée aux objectifs dont les indices de qualité sont en contradiction multiple. Toute solution est donc le fruit d'un compromis qui tient compte de toutes ces analyses. Elle doit aboutir sur des modèles possédant des propriétés d'insensibilité aux imperfections, éventuellement à ses variations et aux perturbations. De plus, il est préférable qu'elle soit générale utilisant des procédures de calcul standard qui reproduit l'allure du système original quelque soit le problème traité dans des conditions de travail variées (modèle structurel).

L'approche d'identification PGMO est en premier lieu appliquée pour la simulation de données; puis aux systèmes d'observation d'un cas réel : ***Commande des systèmes de puissance***.

Ce travail consiste à l'application des algorithmes génétiques (AG) pour l'identification des paramètres des moteurs DC de faible, moyenne et fortes puissances, auparavant très utilisées dans l'industrie lourde, appliqués à la commande des robots manipulateurs et des panneaux solaires. Ceci, dans le but de la commande du moteur DC pour de meilleures performances dynamiques pour le réglage de leur vitesse. L'AG est destiné au réglage optimal des paramètres d'un contrôleur PID pour chaque articulation du robot pour accomplir les tâches désirées qui consiste à positionner et orienter l'organe terminal (l'outil) et pour le guidage d'autres trajectoires spécifiques avec précision et selon une certaine vitesse.

L'industrie est sans cesse concernée par le développement de systèmes de commande des machines tournantes, notamment dans le domaine des machines outils, de la robotique, les trains et voitures électriques, les ascenseurs des mines, les pompes, les ventilateurs, les calandres, les presses, les laminoirs, en vue d'éliminer les perturbations indésirables d'origine extérieures (les brèves surtensions, les chutes de tensions du réseau) ou intérieures provenant des servomécanismes incluant inévitablement des éléments de transmissions mécaniques qui introduisent des imperfections mécaniques (charge variable entraînant la variation du couple résistant, les imperfections du matériel, le jeu et l'élasticité des réducteurs de vitesse et des courroies …) qui peuvent intervenir, soit à l'entrée du système, soit en un point donné de la chaîne directe, du fait que cette dernière comporte une amplification, d'où sa sensibilité à ce type de perturbation superposé à la consigne. D'autre part, on peut distinguer la perturbation du signal utile d'excitation du système à asservir. Un contrôle permanent améliore la fiabilité des systèmes pratiques modernes à suivre les consignes afin d'éviter les pannes inattendus des machines tournantes (alternateurs, moteurs,…) entraînant une perte de temps considérable.

7.2 Systèmes de commande

Il existe deux systèmes de commande des moteurs : la commande de vitesse et la commande de position [186–188].

7.2.1 Système de réglage de vitesse

A. Système de commande en boucle ouverte (BO)

Considérons un moteur électrique DC entraînant une charge représenté sur la figure 7.1. C'est un système où le signal de commande (signal d'entrée $U(s)$) est indépendant du signal à régler (signal de sortie $\Omega(s)$) : Système de commande en BO.

On peut distinguer symboliquement, le système par son diagramme fonctionnel (ou son schéma fonctionnel) de la figure 7.1.

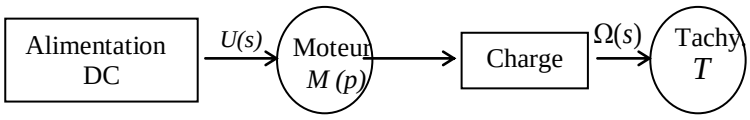


Figure 7.1 : Système de commande de vitesse en boucle ouverte.

Le régime permanent de ce moteur *M*, pour une entrée $e(t) = u(t)$ est : $\Omega(s) = k.U(s)$
Si tout était parfait, il n'y aurait pas besoin de bouclage pour obtenir la vitesse de rotation désirée de consigne : $\Omega = \Omega_c$.

On désire faire tourner le moteur à la vitesse de consigne Ω_c=*cste*; quelque soient les perturbations d'origine intérieures (imperfections du matériel, paramètres du système) et extérieures (charge variable entraînant un couple résistant variable, tension du réseau d'alimentation,…), qui sont susceptibles de modifier la vitesse réelle $\Omega_{réelle}$. A cet effet, on utilise un tachymètre *T* destiné à mesurer la vitesse de rotation du moteur. On relève malheureusement une vitesse réelle inférieure à celle désirée : $\boldsymbol{\Omega_{réelle} < \Omega_c}$.

Leur stabilité est grande mais en réalité et dans la plupart des cas, le comportement de ces systèmes de commande en BO est d'une mauvaise qualité. Ils ne garantissent pas les performances requises à cause des perturbations indésirables et imprévisibles. En effet, la commande en BO n'est utilisable que si l'on possède une connaissance complète du système (ses paramètres internes) et en particulier l'influence des perturbations sur celui-ci (conditions extérieures).

Les systèmes en BO sont satisfaisants, seulement si de telles perturbations sont tolérées et que les paramètres du système sont réalisés et construits de façon à limiter les variations et les conditions environnantes sont bien contrôlées.

Selon l'existence ou non d'un amplificateur de puissance, la puissance disponible en sortie provient en totalité de l'élément d'entrée, soit d'une source incorporée. Ce qui permet de commander des phénomènes mettant en jeu des puissances énormes, à partir d'une dépense en énergie minime à l'entrée. Ainsi, il existe des systèmes de commande sans amplification (par exemple la timonerie et la gouverne) et avec amplification. pour lequel la puissance de sortie est totalement fournie par un élément de puissance extérieur : Moteur DC commandé par boutons poussoirs marche et arrêt par l'intermédiaire d'un relais, commande par la tension d'induit d'un moteur DC chargé par l'intermédiaire d'un potentiomètre.

B. Système de commande bouclé

Les imperfections du matériel et les perturbations rendent nécessaire la boucle de retour (BR), en vue de comparer la vitesse obtenue Ω à la vitesse de consigne Ω_c. On réalise ainsi un servomécanisme, dont le schéma fonctionnel relatif à ce type de système est représenté sur la figure 7.2.

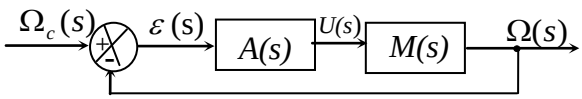


Figure 7.2 : Système de commande de vitesse en boucle fermée (BF).

On appelle asservissement (ou servomécanisme) un système de commande possédant les deux propriétés suivantes :

- C'est un système de commande avec amplification de puissance, où *A(s)* est un amplificateur de l'erreur *ε(s)* tel que : *U(s) = A(s).ε(s)*

- C'est un système muni d'une chaîne de retour, où la BR (feedback) entraîne inévitablement une erreur stationnaire (écart statique $\varepsilon_s(s)$).

C'est un système dont le signal de commande ε dépend du signal d'entrée Ω_c et d'une façon ou d'une autre du signal de sortie Ω tel que : $\varepsilon = \Omega_c - \Omega \neq 0$

Donc pour *ε=0*, la commande serait nulle et le moteur M ne tournerait pas.

7.2.2 Système de commande de position

Une intégration 1/s de la vitesse angulaire Ω entraîne la commande de position de l'arbre du moteur qui s'obtient facilement en utilisant la propriété de dérivation de la TL. En effet :

$$\Omega = \dot{\theta} \xrightarrow{TL} \Omega = s.\theta \qquad \text{D'où la fonction :} \qquad \theta(s) = \frac{\Omega(s)}{s}$$

Le schéma fonctionnel en BO est donc celui de la figure 7.3 suivante.

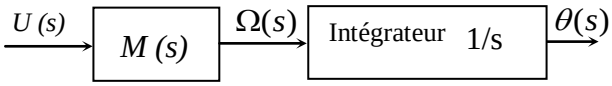


Figure 7.3 : Système de commande de position en boucle ouverte (BO).

Le bouclage (BR) est ici indispensable, car θ intègre la vitesse angulaire Ω qui peut varier même à tension *U* constante. D'après la relation : $\Omega(s) = k.U(s)$
À tension *U = cste* on a *Ω(s) = cste*.

Donc, une position variable; à *U=0* on a *Ω(s)=0*, mais θ quelconque. On obtient le schéma fonctionnel élémentaire de la figure 7.4.

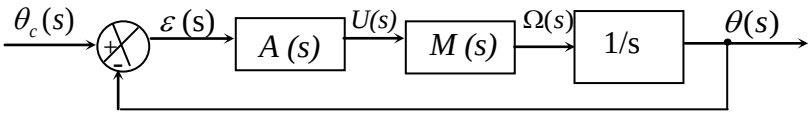


Figure 7.4 : Système de commande de position en boucle fermée (BF).

L'erreur *ε(s)* est nulle en régime permanent; le moteur M tourne jusqu'à ce que *ε(s) = 0* ; c'est-à-dire que le moteur s'arrête en position de consigne : $\theta = \theta_c$.

Les systèmes de commande décrits ne comportent pas d'éléments sensibles dans la BR. Toute la valeur de sortie est transportée à l'entrée, sans aucune transformation : Ceux sont des systèmes à retour unitaire (RU) soustractif qui jouent le rôle fondamental dans les systèmes de régulation.

D'autre part, on peut ramener le signal de sortie de manière qu'il s'ajoute au signal d'entrée de façon que ce système joue le rôle fondamental dans les systèmes avec régénération (oscillateurs).

La précision et la stabilité sont deux qualités que les systèmes en BF (asservis) doivent posséder. Mais ces qualités sont cependant difficiles à réaliser simultanément, aussi recours t'on souvent à un compromis ? En effet, c'est au dépend de la stabilité qu'il est possible d'améliorer la précision. Ceci, a été toujours le problème essentiel de l'automaticien.

Le plus souvent les moteurs DC à excitation indépendante sont utilisés pour la commande des robots manipulateurs, puisqu'ils permettent un contrôle séparé du flux et du couple caractérisé par une dynamique élevée et un couple de maintien à vitesse nulle en asservissement de position.

Les applications des systèmes de commande de position sont innombrables. On peut citer : Le contrôle de position des machines outils, le contrôle de l'épaisseur des tôles de métal à chaud dans les laminoirs, systèmes de guidage des missiles,….

A. Régulateurs et suiveurs

En tant que système de commande, tous les systèmes asservis à RU ont pour but de réaliser l'égalité de la commande et de la sortie. Toute fois les conditions d'utilisation amènent à distinguer deux classes [186–189] :

- Les systèmes régulés ou régulateurs.
- Les systèmes suiveurs ou asservissements.

1) Régulateurs (ou stabilisateurs)

Un certain nombre de systèmes sont appelés à fonctionner à commande constante : Dans ces systèmes, le signal de commande a une valeur constante, fixée une fois pour toute à une valeur de référence ($e_{ref} = E = cste$). Au cours du processus de régulation, leur rôle est de maintenir constamment égale à E la valeur de la grandeur régulée S en sortie, quelques soient les perturbations $P(t)$. Cela revient à poser l'écart $\varepsilon = 0$. On parle alors de systèmes régulés de la figure 7.5, dans lesquels la variable commandée S peut être une position mécanique θ ou ses dérivées, c'est-à-dire, la vitesse $\dot{\theta}$ et l'accélération $\ddot{\theta}$.

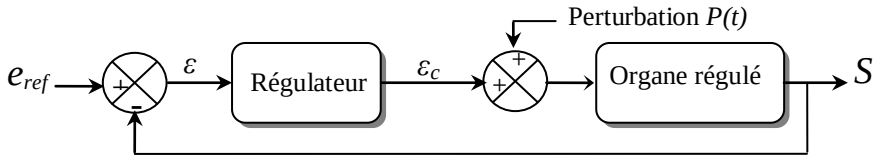


Figure 7.5 : Schéma fonctionnel d'un régulateur.

Exemples d'application [187]:

- Dispositif de régulation automatique de la vitesse de rotation d'une turbine à vapeur.
- Dispositif de régulation automatique de la tension d'enroulement de papier (papeterie).
- Dispositif de régulation automatique de la tension aux bornes d'un générateur.
- Un avion piloté automatiquement en vol rectiligne horizontal à vitesse constante.
- Un système de commande de température réglé à une valeur précise (*20°c* par exemple).

2) Systèmes suiveurs

Contrairement au régulateur, les systèmes asservis dont le signal de commande *e(t)* est une fonction du temps *t*. Les variations de *e(t)* sont indépendantes de ce qui se passe à l'intérieur du système. Elles sont provoquées par des phénomènes qui lui sont extérieures. Au

cours du processus de régulation, la grandeur régulée *S* suit les variations du signal de commande, d'où le nom de suiveur ou asservissement. Le diagramme fonctionnel d'un suiveur peut se représenter symboliquement par le schéma de la figure 7.6.

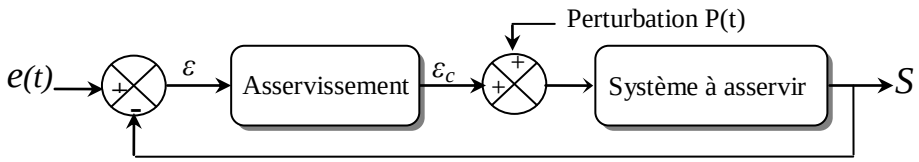


Figure 7.6 : Asservissement fonctionnant en suiveur.

***Exemples d'application* :**

- Radars de poursuite en artillerie antiaérienne.
- autos compensateurs.
- **Suiveurs solaires qui seront traités au chapitre 8**.

Cas particuliers de systèmes suiveurs

a. Système de régulation programmé

Dans un système de régulation programmé, le signal de commande est une fonction prédéterminée du temps *t* (*e(t)* varie selon un certain programme).

b. Système de régulation extrémale

C'est le cas où la caractéristique statique de l'organe à asservir possède un maximum ou un minimum. Il se peut que la position de cet extremum soit influencée par des perturbations. La régulation extrémale a alors pour but de maintenir constamment la grandeur régulée *S* à sa valeur maximale.

7.3 Modes de commande des moteurs DC

Pendant de nombreuses décennies, la machine à courant continu (MCC) a constitué la seule source électromagnétique sur une large gamme de vitesse variable pour équiper des actionneurs de toute puissance tels que les trains et voitures électriques, l'entraînement des machines outils, les ascenseurs des mines, les pompes, les ventilateurs, les calandres, les presses, les laminoirs et pour produire une commande très rapide et un couple de démarrage élevé en raison de sa commande facile, moins chère et précise que celle de l'entraînement des machines AC utilisées seulement en vitesse constantes auparavant. Cette simplicité est assurée grâce au découplage naturel entre les deux éléments de commande, le courant d'induit producteur du couple et le courant inducteur producteur du flux.

Les développements récents des convertisseurs de puissance, des microcontrôleurs et des techniques de commande, les systèmes d'entraînement par moteurs asynchrones sont devenus compétitifs à ceux des moteurs DC. Pour la même puissance et la vitesse d'entraînement très élevée, ils sont devenus moins chers, très fiables et plus robustes. Ils nécessitent peu de maintenance, puisqu'ils sont dépourvus de commutateurs et balais.

Cependant, les moteurs DC restent intéressants et très utilisés dans l'industrie, telles que les ascenseurs de mines et les trains électriques, dès qu'il est avantageux de transformer les sources de tensions alternatives en sources de tensions continues à l'aide de convertisseurs DC-DC (Hacheurs). La raison est que les caractéristiques couple-vitesse des MCC peuvent varier dans

une large gamme, tout en gardant des performances élevées, tels que dans les autobus et les grues. En effet, les moteurs DC occupent encore la majeure partie des applications de la variation de vitesse et en robotique vue leur réponse aux démarrages fréquents et freinages, leur capacité de réglage de vitesse et présentent plusieurs avantages tels que le faible coût, le fonctionnement silencieux et le réglage de la vitesse facile et rapide. Ces systèmes peuvent avoir une caractéristique couple-vitesse constante tels que les pompes et ventilateurs.

La caractéristique d'une MCC doit être adaptée au type de charge qu'elle entraine. Les exigences conduisent à trois types de moteurs :

- Moteur shunt,
- Moteur série,
- Moteur compound.

En effet, le ***moteur à excitation indépendante*** nécessite deux sources d'énergie, l'une pour l'inducteur et l'autre pour l'induit. Ainsi, le ***moteur shunt*** est préférable, utilisé, là où la sécurité exige, qu'en aucun cas il ne puisse y avoir de panne dans l'alimentation de l'inducteur :

Ascenseurs de mines, entrainement des machines outils, appareils de levage où la charge peut être supprimée brusquement et où, avec un ***moteur série*** l'emballement est à craindre.

Les ***machines à excitation série***, ayant un couple de démarrage important, sont utilisées dans la plupart des ***véhicules de traction*** (***locomotives électriques***, ***voitures de métro***), puisqu'ils ne seront jamais découplés de leurs charges. On rencontre les ***MCC séries*** dans les ***chariots automatiques de transport***, ***appareils de levage et grues***. Ils sont aussi utilisés pour les pompes, ventilateurs et compresseurs pour lesquels le couple résistant augmente rapidement avec la vitesse. Le ***moteur série*** existe à bord des ***voitures automobiles dans le démarreur*** et tout les ***moteurs auxiliaires*** : ***essuie-glace***, ***ventilateur de chauffage***, …. **Les moteurs de faibles puissances** (***P<0.1kw***) ***sont toujours série*** puisqu'ils utilisent du gros fil solide contrairement au moteur shunt utilisant du fil fin d'inducteur.

Le ***moteur compound*** à flux additif (AT série + AT shunt) possède des ***propriétés intermédiaires entre celle du moteur shunt et du série***. Pour de ***faibles courants***, le ***fonctionnement sera celui du moteur shunt***. Pour des ***courants importants***, le ***fonctionnement sera celui du moteurs série***. Ses propriétés sont :

- Le moteur ***ne s'emballe pas à vide***.
- Il présente un ***très bon couple au démarrage plus fort que celui du moteur shunt***.

Ces deux propriétés le font utiliser dans les machines où il faut fournir un « coup de collier » au démarrage et où, en plus, le moteur est susceptible de tourner à vide. Il sert à entrainer des machines présentant une charge très élevée pour de courtes durées : machine à mouvements alternatifs : raboteuse, étaux-limeurs ; machines à couple très variable : laminoirs, presses, cisailles, poinçonneuses ; machine démarrant en charge : treuils, calandres, cabestans, pompes à piston. Il se substitue de plus en plus au moteur série dans l'équipement des voitures et des locomotives électriques.

Dans les applications de servomécanisme, un moteur DC est prévu pour produire des accélérations rapides, quand il est à l'arrêt. Donc les exigences physiques d'un tel moteur, sont un grand couple de démarrage et une faible inertie qui est atteinte en réduisant le diamètre de l'armature avec une augmentation appréciable de sa longueur telle que la puissance de sortie désirée soit atteinte. Ainsi, à l'exception des différences minimes des éléments caractéristiques de construction, un servomoteur DC est essentiellement un moteur ordinaire.

Dans les systèmes de commande, les moteurs DC sont utilisés dans deux modes de commande différents :

- le mode de commande par l'induit par l'intermédiaire de son courant I_a variable à flux d'excitation Φ_{ex} fixe dans l'inducteur.
- le mode de commande par l'inducteur pour lequel son flux Φ_{ex} est variable à courant d'induit I_a constant.

7.3.1 Mode de commande de position par l'induit

Considérons le servomécanisme de la figure 7.7 suivante pour la commande de position d'une charge mécanique conformément à la position de l'angle de référence. Ce système permet de commander une position angulaire de sortie θ_s (rd) à partir de la position d'entrée θ_e (rd) par l'intermédiaire du bouton d'un potentiomètre. Les deux potentiomètres convertissent les positions d'entrée θ_e et de sortie θ_s en signaux de tensions électriques proportionnel respectivement à U_e et U_s qui seront comparés. Ces derniers provenant des curseurs des deux potentiomètres forment la tension de différence erreur (écart ε_p [V]) :

$$\varepsilon_P = U_e - U_s = K_T(\theta_e - \theta_s) \tag{7.1}$$

$K_T = \dfrac{E_0}{2\pi}$: Sensibilité du détecteur d'erreur des potentiomètres rotatifs ou gain de position de la BR [V/rd].

U_s est en permanence comparé à U_e de référence (la consigne) créant ε_p. Celle-ci est utilisée, après amplification de gain K_A, de contrôler le courant d'induit I_a qui circule dans l'armature de résistance, inductance (R_a, L_a) série du moteur DC à excitation indépendante par l'intermédiaire d'un courant d'excitation i_{ex} maintenu constant dans l'inducteur. Pour cela, la tension d'excitation U_{ex} doit être maintenue constante ($U_{ex} = cste \Rightarrow i_{ex} = cste$).

Pour toute erreur ε_p en tension différente de zéro ($\varepsilon_p \neq 0$), le moteur M développe un couple T_m qui sera transmis à son arbre pour le faire tourner d'un angle θ_s par l'intermédiaire d'un réducteur de vitesse de rapport n : $\quad n = \dfrac{\Omega_m}{\Omega_L}$

Ω_m et Ω_L : Vitesses angulaires du moteur et de la charge [rd/s].

Le couple transmis fait tourner l'arbre en sortie chargée, dans un tel sens, de sorte à réduire l'erreur ε_p à zéro : Le moteur tourne dans un sens ou dans l'autre jusqu'à ce que l'erreur ε_p soit nulle en régime permanent (RP), une fois la position désirée est atteinte; $\varepsilon_p(p) = 0 \Rightarrow \theta_s = \theta_e$.

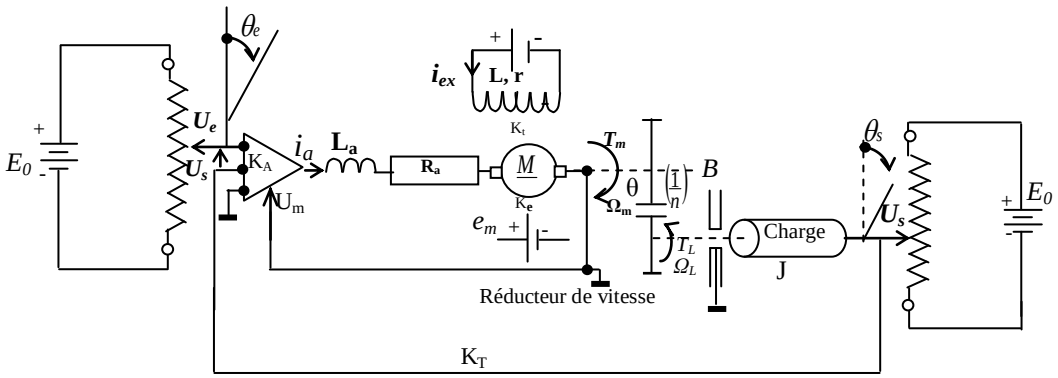


Figure 7.7 : Servomoteur de commande de position par l'induit.

Les potentiomètres sont supposés identiques et linéaires de courses 2π (circulaires).

J et B : Moment d'inertie total (arbre moteur– charge) et coefficient de frottement visqueux respectivement en [$kg\ m^2$] et [*Nm par rd/s*].

T_m et T_L : Couples moteur et résistant [*Nm*].

e_m : f.c.e.m moteur [*V*].

Dans les applications de servomécanisme, les moteurs DC sont utilisés dans la partie linéaire de la courbe de magnétisation (pas de saturation). Donc le flux d'excitation Φ_{ex} en (7.2), dans l'entrefer est proportionnel au courant d'excitation ($i_{ex} = i_0$) qui est maintenu constant (aimant permanent) pour des moteurs DC commandés par l'induit.

$$\boldsymbol{\Phi_{ex} = k_{ex} i_0} \tag{7.2}$$

k_{ex} : Constante de proportionnalité d'excitation.

Le courant d'excitation $\boldsymbol{i_0}$ crée un champ magnétique $\vec{B}$, grâce à la bobine d'inductance L, avec le courant d'induit $\boldsymbol{i_a}$ parcourant les cadres du bobinage du rotor sont le siège d'un couple de forces de Laplace appelé couple moteur $\boldsymbol{T_m}$. Ce dernier en (7.3) est proportionnel au produit du courant d'induit $\boldsymbol{i_a}$ et du flux constant $\boldsymbol{\Phi_{ex}}$ dans l'entrefer :

$$\boldsymbol{T_m = k.k_{ex}.i_0.i_a(t)} \tag{7.3}$$

k : Constante de proportionnalité du couple.

Sachant que le flux Φ_{ex} imposé par $\boldsymbol{i_{ex}}$ est indépendant de $\boldsymbol{i_a}$ (si la réaction d'induit est négligée), la production du couple $\boldsymbol{T_m}$ et la création du flux sont indépendantes. L'équation (7.3) peut s'écrire (7.4) :

$$\boldsymbol{T_m = K_m.i_a(t)} \tag{7.4}$$

Avec $K_m = k.k_{ex}.i_0$: Constante du couple moteur [Nm/A].

Lorsque la machine est chargée par une génératrice ou une charge mécanique quelconque, ayant un moment d'inertie $\boldsymbol{J_L}$, elle s'oppose au mouvement de rotation par un couple résistant $\boldsymbol{T_L}$. Ce couple $\boldsymbol{T_L}$ devient très grand devant le terme de frottements visqueux $\boldsymbol{T_v}$ donné par (7.5) :

$$T_v = B.\omega_m = B\dot{\theta}(t) \tag{7.5}$$

Puisque le fonctionnement est linéaire, le frottement est visqueux (B= constante). Ce qui permet de dire que le couple $\boldsymbol{T_v}$, qui s'oppose au couple moteur, a un moment pratiquement proportionnel à $\boldsymbol{\omega_m}$. $\boldsymbol{T_v}$ est considéré comme couple de frottement visqueux [Nm].

IL y'a une autre boucle de retour provenant de la sortie par l'intermédiaire du tachymètre qui produit un signal $\boldsymbol{e_m}$ proportionnel à la vitesse de rotation de l'arbre moteur $\boldsymbol{\omega_m}$. Il s'agit d'autre effet associé au moteur DC qui est sa ***f.c.e.m*** $\boldsymbol{e_m}$ apparaissant aux bornes de son armature lors de sa rotation en présence d'un champ magnétique créé par son inducteur. Cette tension $\boldsymbol{e_m}$ en (7.6) est proportionnelle à la vitesse angulaire $\boldsymbol{\omega_m}$ du moteur :

$$\boldsymbol{e_m = K_e\dot{\theta}(t) = K_e\omega_m} \tag{7.6}$$

K_e : Constante de f.c.e.m moteur [V/ (rad/s)].

Finalement, les deux équations (7.4) et (7.6) définissent le fonctionnement d'un moteur DC concernant respectivement ses paramètres mécanique et électrique. Ainsi les constantes de proportionnalité K_m, K_e sont ***les coefficients caractéristiques du moteur*** (*gains du moteur* et du ***capteur de vitesse***).

A. Equations de fonctionnement dans le domaine temporel (DT)

1) *Partie mécanique* : D'après la Loi de Newton de Rotation (LNR), l'équation différentielle du mouvement s'écrit :

$$\sum M_{Couples} = T - T_L - T_v = J\ddot{\theta}(t)$$

On obtient une équation différentielle du deuxième ordre à coefficients constants (7.7) :

$$J\ddot{\theta}(t) + B.\dot{\theta}(t) + T_L = K_m.i_a(t) \tag{7.7}$$

$J = J_m + J_L$: Inertie de l'ensemble arbre moteur et charge [$kg.m^2$].

2) *Partie électrique :* D'après la Loi des Mailles (LM), l'équation différentielle linéaire (EDL) du premier ordre du circuit électrique de l'induit s'écrit (7.8) :

$$R_a.i_a(t) + L_a\frac{di_a(t)}{dt} + e_m = V(t) \tag{7.8}$$

Avec $V(t) = K_A.\varepsilon_p = K_A(U_e - U_s) = K_A K_p(\theta_e - \theta_s)$

$V(t)$: Tension d'alimentation de l'induit [V].
K_A : Gain de l'amplificateur DC [V/volt].

a. Equations d'état

Les équations différentielles (7.7) et (7.8) peuvent être exprimées sous forme matricielle en choisissant la vitesse angulaire ω_m du moteur et le courant d'induit i_a comme ***variables de sortie***. La tension $V(t)$ est appliquée à l'entrée de l'induit. L'ensemble des équations (7.7) et (7.8) peuvent être représentés sous forme d'un système d'équations d'état (7.9) :

$$\begin{bmatrix} \frac{d}{dt}i_a \\ \dot{\omega}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_a}{L_a} & \frac{-K_e}{L_a} \\ \frac{K_m}{J} & \frac{-B}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ \omega_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \\ T_L \end{bmatrix} \tag{7.9}$$

b. Equations de fonctionnement dans le domaine fréquentiel (DF)

Pour la conception des systèmes de commande, les équations différentielles sont le plus souvent difficiles à manipuler, on utilise une autre représentation de ce modèle, appelée FT obtenue à partir de la TL mettant en rapport les fonctions du temps ***t*** avec celles de la variable complexe ***s*** dépendant de la fréquence (***s=jω***).

En utilisant les propriétés de la TL pour des CI nulles, on peut obtenir la FT du système à partir des équations (7.6), (7.7) et (7.8) pour obtenir le système d'équations (7.10a,b,c) :

$$\begin{cases} E_m(s) = K_e.s.\theta(s) = K_e.\Omega_m(s) & (7.10a) \\ (Js^2 + Bs + T_L)\theta(s) = T_m(s) = K_m.I_a(s) & (7.10b) \\ (R_a + L_a s)I_a(s) = U_m(s) - E_m(s) & (7.10c) \end{cases}$$

En utilisant (7.10a,b,c), le courant d'induit et la vitesse angulaire du moteur s'expriment par:

$$I_a(s) = \left[\frac{1}{L_a.s + R_a}\right]\left[U_m(s) - K_e\Omega_m(s)\right] \quad \text{et} \quad \Omega_m(s) = \left[\frac{1}{Js + B}\right]\left[K_m I_a(s) - T_L\right] \qquad (7.11a,b)$$

c. *Schéma fonctionnel*

Le schéma fonctionnel de la figure 7.8 peut être obtenu directement du système physique régulé par l'induit, en s'aidant des équations de fonctionnement du DF comme suit :

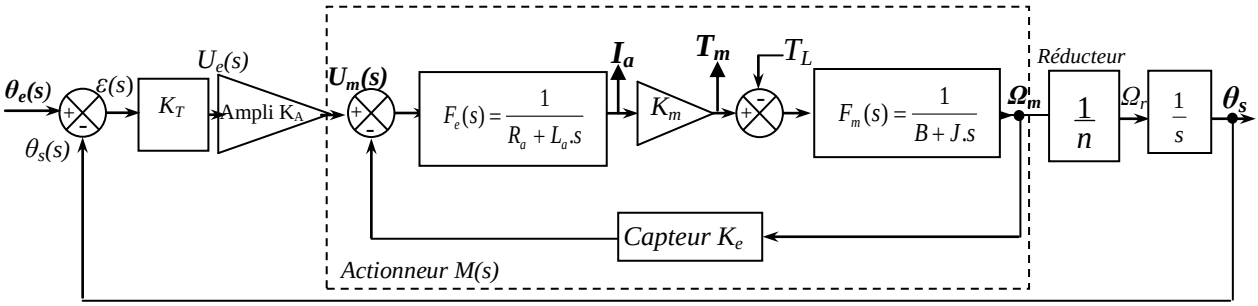


Figure 7. 8 : Schéma fonctionnel du servomoteur.

Ce schéma comporte un bouclage propre au fonctionnement du moteur (Actionneur *M(p)*).

d. *Fonctions de transfert du moteur DC*

En éliminant le courant d'induit $I_a(s)$ de l'équation (7.11a) dans (7.11b) avec $E_m(s)$ de (7.10a), on obtient la FT $M(s)$ du moteur commandé par l'induit (7.12):

$$M(s) = \frac{\Omega_m(s)}{U_m(s)} = \frac{K_m}{(R_a + L_a.s)(B + J.s) + K_m.K_e} \qquad (7.12)$$

Il est clair que le système est bouclé par un retour de vitesse $\boldsymbol{\Omega_m}$ sous la forme de la f.c.e.m. $\boldsymbol{E_m}$ de (7.10a) assurant sa grande stabilité.

La FTBF de la boucle interne peut donner la FT $M(s)$ du moteur comme suit:

$$M(s) = \frac{\Omega_m(s)}{U_m(s)} = \frac{FT_{Directe}}{1 + FTBO(s)}$$

On obtient la même FT calculée $M(s)$ en (7.12) écrite sous la forme typique du second ordre (7.13):

$$M(s) = \frac{\Omega_m(s)}{U_m(s)} = \frac{K_t/(R_aB + K_tK_e)}{(L_aJ.s^2 + (R_aJ + L_aB)s)/(R_aB + K_tK_e) + 1} \qquad (7.13)$$

De (7.12), utilisant les FT typiques du premier ordre électrique $F_e(s)$ et mécanique $F_m(s)$ on a :

$$F_e(s) = \frac{1/R_a}{1+(L_a/R_a)s} = \frac{k_{el}}{1+\tau_e.s} \qquad \text{Et} \qquad F_m(s) = \frac{1/B}{1+(J/B)s} = \frac{k_{mec}}{1+\tau_m.s}$$

$\boldsymbol{k_{el}}$, $\boldsymbol{k_{mec}}$: Gains statiques électrique et mécanique ($k_{el} = 1/R_a$; $k_{mec} = 1/B$).

$\boldsymbol{\tau_e}$, $\boldsymbol{\tau_m}$: Constantes de temps électrique et mécanique ($\tau_e = L_a/R_a$; $\tau_m = J/B$).

En général $\tau_e \prec\prec \tau_m$: le système mécanique est évidemment beaucoup plus lent que celui électrique puisque la condition ($L_a / R_a = \tau_e \prec\prec 1$) est souvent réalisée en pratique. Comme ordre de grandeur on peut retenir que $\boldsymbol{\tau_e}$ est de l'ordre de la milliseconde (***1ms***) tandis que $\boldsymbol{\tau_m}$ est égal à plusieurs dizaines de millisecondes (***qcq dizaines de ms)***. Les grandeurs électriques atteignent leur régime permanent (RP), lorsque les régimes transitoires (RT) mécaniques débutent : on parle alors de *découplage des variables*.
L'inductance L_a de l'induit est généralement négligeable alors : $L_a.s << R_a$

d1. FT réduite du moteur

La FT *M(s)* en (7.12) peut être écrite sous forme typique du premier ordre:

$$M(s) = \frac{\Omega_m(s)}{U_m(s)} = \frac{K_m/R_a}{f + J.s} = \frac{K_m/fR_a}{1+(J/f)s} = \frac{K_T}{1+\tau_m.s}$$

$\boldsymbol{K_T}$, $\boldsymbol{\tau_m}$: Gain constant et constante de temps mécanique.

Où $f = B + K_m K_e / R_a$ est le coefficient d'amortissement électromagnétique.
Ce qui traduit un fort amortissement électromagnétique f très supérieur à celui purement mécanique *B*.

d2. FT de la chaîne directe

La FT de la chaîne directe $F_D(s)$ est obtenue du schéma fonctionnel de la figure 7.8 précédente :

$$F_D(s) = \frac{\theta_s(s)}{\theta_e(s)} = \frac{K_p K_A K_m / nR_a f}{s[1+(J/f)s]} = \frac{K/f}{s[1+(J/f)s]}$$

Où $K = K_p K_A K_m / nR_a$

$F_D(s)$ est une fonction du premier ordre typique de classe *1*, on construit un système de commande avec un écart de traînage de constante d'erreur de vitesse K_v exprimée en (7.14) :

$$F_D(s) = \frac{K_v}{s(1+\tau.s)} \qquad (7.14)$$

$\boldsymbol{\tau = J/f}$: Constante de temps du système en [*secondes*] ;

$K_v = K/f = K_p K_A K_m / fnR_a$: Constante d'erreur de vitesse. (7.14a)

Le théorème de la valeur finale (TVF) montre que l'erreur stationnaire est nulle. La sortie θ_s suit donc la consigne θ_e.

d3. FT globale du système

L'asservissement de la position angulaire θ_s à une consigne θ_e sera obtenue à partir de la comparaison entrée /sortie : $\varepsilon(p)= \theta_s - \theta_e$, amplifié d'un coefficient constant $K_p.K_A$, dont la sortie constitue la commande du moteur $U(s)$. On réalise ainsi un deuxième bouclage (externe).

Finalement on construit un système de FT $F_D(s)$ à retour unitaire (RU) du servomoteur de la figure 7.8, qui peut être représenté par le schéma fonctionnel réduit de l'ensemble en figure 7.9.

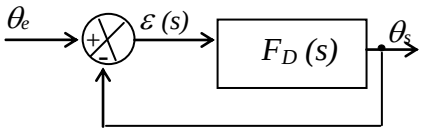


Figure 7. 9: Schéma fonctionnel à retour unitaire du système global.

La FTBF *H(s)* du système global relatif à l'entrée principale θ_e est donc (7.15) :

$$H(s) = \frac{\theta_s(s)}{\theta_e(s)} = \frac{FT_{Directe}}{1 + FTBO(s)} = \frac{K_v / \tau}{s^2 + (1/\tau)s + K_v / \tau} \qquad (7.15)$$

e. Etude de la réponse à l'échelon des systèmes du second ordre

La FTBF *H(s)* en (7.15) peut être écrite sous la forme normalisée du second ordre possédant une intégration dans sa chaîne directe $F_D(s)$ en (7.14). Cette configuration appartient aux systèmes de la ***classe 1*** (à une intégration 1/s) pour lesquels la sortie suit la consigne. Cette FTBF $H(s)$ est donc de la forme du second ordre normalisée (7.15a) :

$$H(s) = \frac{K_s.\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \qquad (7.15a)$$

Où $K_s=1$ est le gain constant du système, ω_n est la *pulsation propre*, ξ est le ***facteur d'amortissement***, $\sigma = \xi\omega_n$ représente le ***taux d'affaiblissement*** « rate of decay » des oscillations et l'expression de la *pulsation* ω_a du système ***oscillatoire amortie*** global en boucle fermée (7.15b) :

$$\omega_a = \omega_n\sqrt{1-\xi^2} \qquad (7.15b)$$

Par identification des équations (7.15) et (7.15a) terme à terme, on obtient les facteurs caractérisant ce système :

La pulsation naturelle (propre) d'oscillation : $\omega_n = \sqrt{K_v / \tau} = \sqrt{K_p K_A K_t / JnR_a}$ (7.15c)

Le taux d'affaiblissement : $\sigma = \xi\omega_n = \frac{f}{2J} = \frac{B + K_t K_e / R_a}{2J}$ (7.15d)

Le facteur d'amortissement : $\xi = \frac{f}{2J\omega_n} = \frac{B + K_t K_e / R_a}{2\sqrt{JK_p K_A K_t / nR_a}}$ (7.15e)

f. Application aux servomoteurs de commande de position par l'induit

Les paramètres du servomoteur de commande de position par l'induit sont dans le tableau 7.1 suivant :

Spécifications	Valeurs
Tension d'alimentation de l'induit	$U(t) = 12V$
Sensibilité du détecteur d'erreur	$kp=E_0/2\pi=1V/rad$
Gain de l'amplificateur DC	K_A = 2V/volt (ou gain variable)
Constante de f.c.e.m moteur	K_e = 1V/ (rad/s).
Constante du couple moteur	K_t=1 Nm/A.
Résistance et Inductance d'induit du moteur	$R_a=0.75\Omega$, $L_a=0.8mH$
Inertie de l'ensemble arbre moteur et charge	$J= J_a + J_c =0.1\ kg.m^2$.
Le coefficient de frottement visqueux de l'arbre moteur	B= 0.002Nm/(rad/s).
Le coefficient d'amortissement électromagnétique	$f=B+ K_t.K_e/R_a$=0.202Nm/(rad/s).
Rapport de réduction de vitesse :	n=65

Tableau 7.1 : Paramètres du servomoteur de commande de position.

Des équations (7.15b,c,d,e), on obtient les facteurs caractérisant le système du deuxième ordre :

Constante de temps du système : $\tau = J/f = 0.495s$

Constante d'erreur de vitesse : $K_v = K / f = K_p K_A K_t / fnR_a = 0.2$

Pulsation naturelle : $\omega_n = \sqrt{K_v / \tau} = 3.2rd/s$

Facteur d'amortissement : $\xi = \frac{f}{2J\omega_n} = \frac{0.202}{2\times 0.1\times 3.2} = 0.32$

La FTBF ***H(s)*** du système global (7.15) s'écrit donc (7.15f):

$$H(s) = \frac{\theta_s(s)}{\theta_e(s)} = \frac{K_v/\tau}{s^2 + (1/\tau)s + K_v/\tau} = \frac{10}{s^2 + 2s + 10} \qquad (7.15f)$$

Les systèmes de commande sont normalement réalisés pour un facteur d'amortissement $\zeta<1$. La réponse temporelle ***s (t) à l'échelon unitaire u (t)*** est obtenue en utilisant la méthode des résidus pour trois pôles simples: $s_3=0$, une paire de pôles complexes conjugués $s_{1,2} = -\sigma \pm j\omega_a$.

$$s(t) = 1 - e^{-\sigma t}(\cos\omega_a t + \frac{\sigma}{\omega_a}\sin\omega_a t) = 1 - \frac{e^{-\xi.\omega_n.t}}{\sqrt{1-\xi^2}}\sin\left[\omega_n\sqrt{1-\xi^2}.t + \varphi\right] \qquad (7.15g)$$

$$s(t) = s_{RP}(t) + s_{RT}(t)$$

Où $s_{RP}(\infty) = 1$ et $s_{RT}(t)$ est oscillatoire amortie de pulsation ω_a de la forme (7.15g).

La réponse temporelle du système du deuxième ordre sous amortie (***ξ<1***) du bras de robot, obtenue à partir de la FTBF ***H(s)*** en (7.15f), est représentée sur la figure 7.10 :

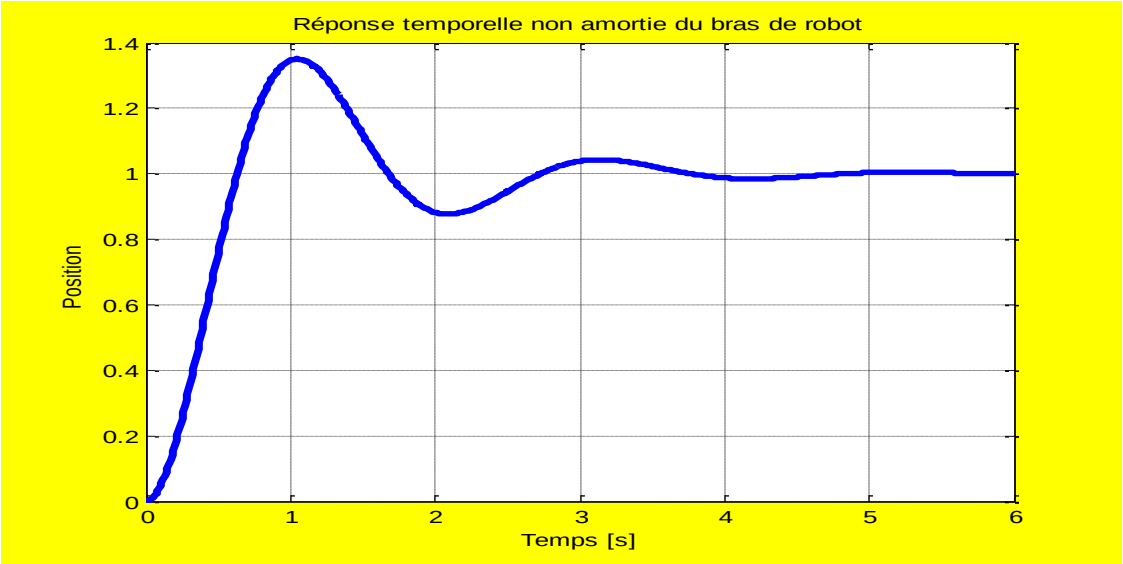


Figure 7. 10 : Réponse temporelle du système du deuxième ordre sous amortie (ζ<1).

Pour ***ξ= 0*** ; $s_{1,2}$ deviennent imaginaires pures $s_{1,2} = \pm j\omega_n$: le système devient juste oscillant de réponse: ***s(t) =1-cosω_nt***

Lorsque ξ augmente, la réponse devient progressivement moins oscillatoire jusqu'à ce qu'elle devienne ***critique amortie*** (***juste non oscillatoire***) pour ***ξ=1*** et devient sur amortie pour ***ξ>1***. Ces deux derniers cas sont sans importance dans le domaine des systèmes asservis. Contrairement, on verra **au chapitre 8**, pour **la commande d'un bras de robot manipulateur**, ces derniers cas sont **d'une importance primordiale**.

g. Performances des systèmes du second ordre

On peut évaluer les caractéristiques ou performances d'un système de commande en étudiant ses régimes transitoire (RT) et permanent (RP).

- Réponse dynamique transitoire : Elle est caractérisée par son facteur d'amortissement ξ (ou ***son premier dépassement D_{1min}***) et son temps de réponse t_s (***temps de réponse le plus court caractérisant la rapidité de réponse***). Si de plus le temps de montée t_r est précisé, il sera compatible avec les spécifications de t_s puisque tous deux sont ***f (ξ, ω_n)***.
- Réponse du régime permanent : Elle est caractérisée par sa ***précision statique ε_s*** et ***par son degré de stabilité (Marge de phase ϕ_m*** et ***marge de gain G_m***).

7.3.2 Mode de commande de position par l'inducteur

Un moteur DC à excitation indépendante dont l'induit est parcouru par un courant constant i_0 est représenté en figure 7.11, où U_{ex} représente la tension appliquée au circuit ($R_e L_e$) série de l'inducteur et θ est l'angle dont a tourné l'arbre du moteur à partir d'une référence fixe.

A. Principe de fonctionnement

Pour ce second mode de fonctionnement, le courant d'induit i_a est maintenu constant ($i_a = i_0 =$ ***cste***) et le courant d'excitation i_{ex} variable. La commande du moteur M se fait grâce à l'excitation $U_{ex}(t)$ de l'inducteur qui donne naissance à un courant variable $i_{ex}(t)$.

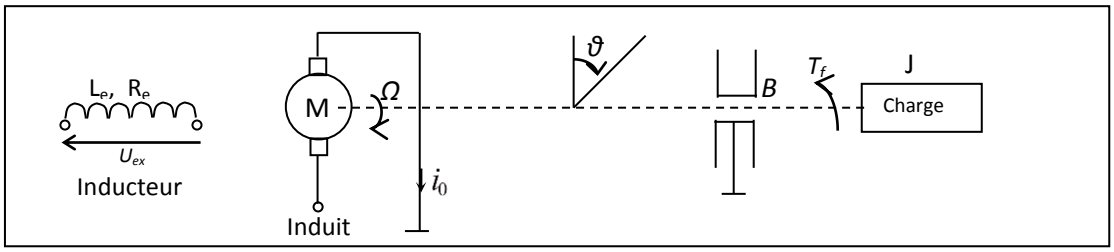


Figure 7.11 : Commande de position par l'inducteur d'un moteur DC chargé.

Dans ce moteur DC contrôlé par le flux inducteur Φ_{ex}, le courant i_0 de l'induit est délivré par une source de courant constant. Ainsi, en permutent les rôles de l'induit et de l'inducteur on obtient le même type d'équations que pour le mode de commande par l'induit. Les équations de (7.10b) et (7.10c) sont remplacées par les suivantes (7.16a,b) :

$$\begin{cases} (J.s^2 + B.s)\theta(s) = T(s) = K_t I_{ex}(s) & (7.16.a) \\ (R_e + L_e.s)I_{ex}(s) = U_{ex}(s) & (7.16.b) \end{cases}$$

La FT principale $F(s)$ est obtenue par le rapport (7.16a)/(7.16b) écrite sous forme normalisée. En effet, on obtient la FT de classe 1 écrite sous la forme de la cascade deux facteurs typiques du premier ordre (7.17) comme suit :

$$F(s) = \frac{\theta(s)}{U(s)} = \frac{k_M}{s(1+\tau_e.s)(1+\tau_m.s)} \qquad (7.17)$$

Où $k_M = k_m / R_e.B$ est le gain constant du moteur. k_m : Coefficient du couple moteur.

B. Schéma fonctionnel

Le schéma fonctionnel de la figure 7.11 est obtenu à partir de $F(s)$ écrite sous forme d'un produit de FT simples du premier ordre en cascade comme suit :

$$F(s) = k_M \cdot \frac{1}{R_a + L_a.s} \cdot \frac{1}{B + J.s} \cdot \frac{1}{s} \qquad \text{Ainsi} \qquad F(s) = k_M.F_e(s).F_m(s).F_1(s)$$

Les FT simples $\mathbf{F_i(s)}$ sont placées en cascade intercalant la constante k_M

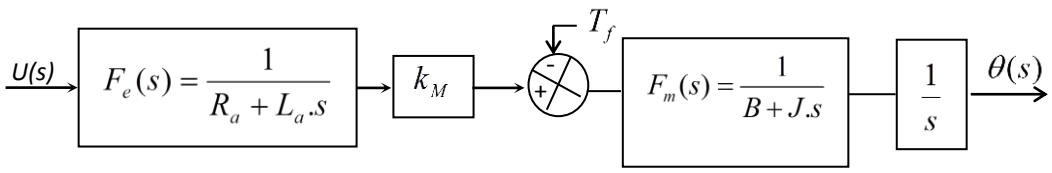


Figure 7.12 : F(s) écrite sous forme d'un produit de FT simples du premier ordre en cascade

7.3.3 Mode de réglage de vitesse par l'inducteur

C'est un moteur DC d'asservissement à commande par l'inducteur (circuit ***RL*** série) par l'intermédiaire du courant d'excitation indépendante ***i*** représenté en figure 7.13. Le courant de l'induit i_0 est maintenu constant ($i_0 = cste$). Il s'agit de commander avec une énergie réduite la vitesse de rotation ω du moteur MCC de grande puissance en agissant sur la position x du curseur du potentiomètre R.

A. Dynamo tachymétrique

La dynamo tachymétrique ***G*** est une machine à courant continu dont l'excitation est maintenue grâce à un aimant permanent, fournit une tension de sortie U_r proportionnelle à la vitesse de rotation ω telle que:

$$U_r = k_1.\Phi.\omega$$

Φ : ***flux = cste*** car l'aimant est permanent.

Alors $$U_r = K_T.\omega \qquad (7.18)$$

Où K_T est la constante tachymétrique [***V/(rd/s)***].

B. Principe de fonctionnement du réglage de vitesse

On désire maintenir la vitesse de rotation ω du moteur à une valeur fixe ω_0 du servomoteur de commande de vitesse par l'inducteur de la figure 7.13, malgré les perturbations d'origine extérieure (tension du réseau,…) ou intérieure (imperfection du matériel, modification du gain de l'amplificateur, variation du couple résistant T_f de l'arbre moteur…) qui sont susceptibles de modifier la valeur de la vitesse réelle ω_0**.** Pour cela, on utilise une dynamo tachymétrique qui délivre une tension U_r proportionnelle à ω de (7.18). Cette tension U_r est en permanence comparée à la tension d'entrée U_c utilisée comme tension de référence (consigne) pour créer le signal de différence de tension (***écart*** ou ***erreur*** e_v) : $e_v = U_c - U_r$

U_e est proportionnelle à la position x du curseur.

Ainsi, U_r soustraite de U_c par l'intermédiaire du comparateur crée le signal de différence (signal erreur de tension de commande e_v) qui après amplification, est utilisé pour contrôler le courant d'excitation i_{ex} qui circule dans l'inducteur (L_e, R_e) du moteur, permettant à ce dernier d'acquérir la vitesse $\omega = \omega_0$ désirée : Il s'agit de faire la régulation du moteur ***M***. En effet :

Pour une consigne U_c fixée ($U_c = cste$), malgré l'imperfection du matériel et les perturbations :

- Si $\omega < \omega_0$ pour une raison ou une autre, U_r du tachymètre baisse, alors $e_v = U_c - U_r$ augmente permettant de rattraper le manque de vitesse pour la ramener à ω_0 envisagée par l'intermédiaire du courant d'excitation i_{ex}.
- Contrairement si ω augmente, alors $\omega > \omega_0$, ce qui entraîne l'augmentation de U_r, alors e diminue entraînant la diminution de ω pour la ramener à ω_0 par l'intermédiaire du courant d'excitation i qui a diminué.

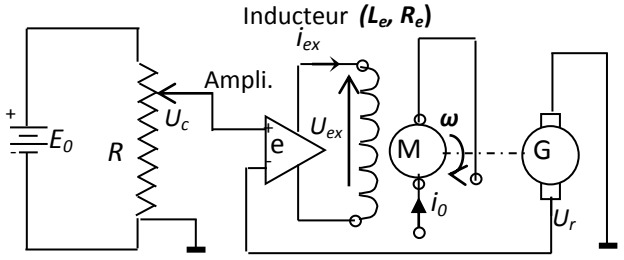


Figure 7.13: Servomoteur de commande de vitesse par l'inducteur.

C. Schéma fonctionnel

Le schéma fonctionnel de la figure 7.14 peut être obtenu directement du système physique régulé par l'inducteur comme suit :

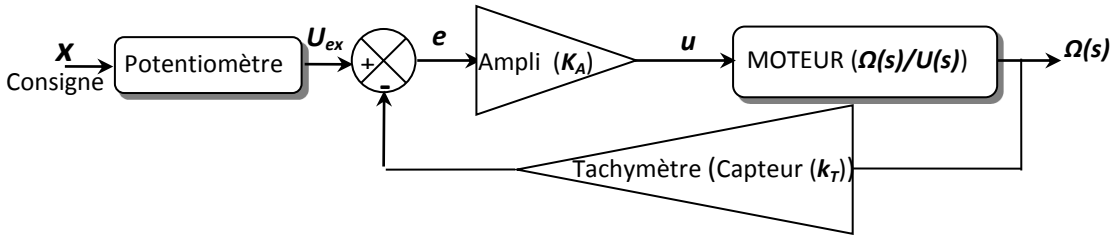


Figure 7.14 : Moteur DC commandé par l'inducteur.

K_A : Gain de l'amplificateur indépendant de la fréquence (ω).

D. FT de commande en vitesse du moteur par l'inducteur

Dans le moteur commandé par l'inducteur, le courant d'induit i_a est maintenu constant ($i_a = i_0 = cste$) grâce à une source de tension constante. Ainsi en inversant les rôles de l'induit (i_a) et inducteur (i_{ex}), de l'équation (7.3) le couple moteur T_M (7.19a) s'écrit :

$$T_M = k.k_{ex}.i_a.i_{ex}(t) = K_c.i_{ex} \tag{7.19a}$$

$K_c = k.k_{ex}.i_a$ est une constante.

L'équation électrique (7.19b) du circuit d'excitation s'écrit utilisant la L.M :

$$R_e.i(t) + L_e\frac{di(t)}{dt} = u(t) \tag{7.19b}$$

L'équation mécanique du couple s'écrit :

$$J\ddot{\theta}(t) + f.\dot{\theta}(t) = T_M = K_c.i_{ex}(t) \tag{7.19c}$$

En utilisant les propriétés de la TL pour des CI nulles, on peut obtenir la FT du système à partir des équations (7.19a, b, c) :

$$\begin{cases} (J.s^2 + f.s)\theta(s) = K_c.I_{ex}(s) & (7.20.a)... \\ (R_e + L_e.s)I_{ex}(s) = U(s) & (7.20.b) \end{cases}$$

En utilisant la propriété de dérivation de la TL : $\theta(s) = \dfrac{\Omega(s)}{s}$

Puis en éliminant le courant $I_{ex}(s)$ entre (7.20a) et (7.20b) ; on obtient la FT du moteur (7.22):

$$F(s) = \frac{\Omega(s)}{U(s)} = \frac{K_c}{(R_e + L_e.s)(J.s + f)} \tag{7.22}$$

F(s) écrite sous forme d'un produit de FT typiques du premier ordre en cascade (7.23):

$$F(s) = \frac{\Omega(s)}{U(s)} = \frac{K_c / R_e.f}{(1+\tau_e.s)(1+\tau_m.s)} \tag{7.23}$$

τ_e, τ_m : Constantes de temps électrique du circuit d'excitation et mécanique ($\tau_e = L_e/R_e$; $\tau_m = J/f$).

E. FT du système

En boucle ouverte, on ouvre la BR à la sortie du tachymètre pour obtenir la FTBO ***T(s)*** (7.24) de la tension de sortie du capteur en fonction de la tension d'excitation du moteur :

$$T(s) = \frac{U_r(s)}{U(s)} = K_A.K_T \frac{\Omega(s)}{U(s)} = \frac{K_A.K_T.K_c / R_e.f}{(1+\tau_e.s)(1+\tau_m.s)} = \frac{A}{(1+\tau_e.s)(1+\tau_m.s)} \quad (7.24)$$

A étant le gain constant du système.

7.4 Conclusion

Les systèmes asservis, dont l'étude du signal de sortie se fait en fonction du signal d'entrée principale et qui évolue en permanence, seront appelés ***systèmes suiveurs*** ou ***asservissements***. Par contre, les systèmes asservis dont l'étude du signal de sortie se fait en fonction de perturbation et qui n'évolue pas constamment seront appelés ***systèmes régulés***.

Pour les ***moteurs de faible puissance*** (petits moteurs), la ***commande par flux de l'inducteur*** de ces derniers est ***avantageuse*** puisqu'un amplificateur servomoteur de faible puissance est nécessaire car le courant de l'inducteur est généralement faible tandis que le courant d'induit, qui n'est pas élevé, peut être fourni par un amplificateur à gain constant de faible coût.

Pour les ***moteurs de forte puissance*** (gros moteurs), ils sont dans l'ensemble moins chers en fonction de leur utilisation en ***mode de commande par courant d'induit***, fournit par un générateur à énergie réduite. De plus, la commande des moteurs par le courant d'induit, la f.c.e.m. contribue à l'amortissement supplémentaire que prévu, fourni par les frottements de la charge : ***Ceux sont les cas de systèmes de commande de position et de réglage de vitesse par l'induit.***

Chapitre 7

B- Méthodes Evolutionnaires et de Moindres Carrés Récursifs Extensifs Adaptatifs (AERLS) pour l'Identification des Paramètres du model ARMAX d'un Moteur DC

Résumé :

Dans cette étude, on présente l'identification des paramètres d'un Moteur DC par deux techniques. On propose une méthode numérique utilisant l'algorithme des moindres carrés récursifs extensifs adaptatifs (AERLS) pour leur estimation en temps réel. Cet algorithme, basé sur la minimisation d'un critère quadratique, est simulé pour l'identification des paramètres du modèle autorégressif à moyenne ajustée (ARMAX) associé à cette Machine DC. Comme technique avancée, on identifie ces mêmes paramètres avec des estimations biaisées, par l'application des algorithmes génétiques (AG) dans le but de sa commande dynamique performante en vitesse. Les moteurs DC sont très utilisés dans les entrainements à vitesse variable pour équiper des actionneurs de toute puissance tels que les trains et voitures électriques, l'entraînement des machines outils, les ascenseurs des mines, les pompes, les ventilateurs, les calandres, les presses, les laminoirs, le contrôle de trajectoires des robots et des panneaux solaires. L'efficacité des AG est prouvée par comparaison des deux approches.

7.1 Introduction

L'ensemble des méthodes de commande de procédés nécessite la connaissance d'un modèle mathématique du processus à asservir pour la mise en œuvre d'un système performant de régulation. Toute déviation entre les valeurs réelles des paramètres et celles appartenant au dispositif de commande provoque la détérioration des performances de cette dernière. Il s'avère donc indispensable de procéder à l'identification des paramètres du Moteur DC par des méthodes de hautes performances. En contrôle industriel, c'est par cette méthode que le choix de la classe de modèles à adopter, puis les valeurs des paramètres qui le caractérisent se précise. Identifier un processus, revient à déterminer, à partir d'informations dont nous disposons sur les entrées et les sorties de ce système, un modèle mathématique appartenant à une classe de modèles donnée qui reflète son comportement avec une précision suffisante. Compte tenu de l'objectif visé et de la précision voulue, le modèle candidat répondra, d'une manière équivalente à celle du processus à identifier, s'il est soumis aux mêmes contraintes conduisant à la définition de la méthode d'identification.

La plupart des méthodes d'optimisation utilisées sont basées sur la minimisation d'un critère quadratique pour trouver les paramètres cherchés avec une précision acceptable. Il sera raisonnable d'affirmer que les bonnes valeurs des paramètres cherchées seront celles qui minimisent le critère quadratique qui sera défini au paragraphe 7.3, appelé souvent fonction coût, défini aussi comme étant un indice de performance. Ces techniques nécessitent le calcul du gradient.

Néanmoins, il n'est pas toujours possible d'évaluer ces gradients lorsque les mesures sont noyées de bruit. Par conséquent, on utilise les méthodes du type AG qui ne nécessitent à chaque pas que le calcul de la fonction et non pas son gradient ou d'autres connaissances auxiliaires [153].

Plusieurs méthodes conventionnelles d'identification ont été publiée telles que celles basées sur les moindres carrés LMS et RLS. Récemment, la détermination plus précise des paramètres réels des machines est nécessaire pour l'entrainement des machines DC et AC. Dans ce but, lorsque les performances dynamiques élevées des techniques de régulation en vitesse variable sont exigées, l'estimation des paramètres basée sur les techniques intelligentes sont appliquées aux machines DC [190–193] et AC [194–198].

Pour des décennies, les machines DC étaient les plus communément utilisées dans la commande à vitesse variable dans une large gamme, pour équiper différent actionneurs telles les autobus et trains électriques, dans l'entrainement des machines outils, les grues et ascenseurs de mines, les pompes, les ventilateurs, les calandres, les presses, dans les chariots automatiques de transport et dans la plupart des véhicules de traction pour produire un contrôle très rapide et un grand couple de démarrage vue leur plus simple configuration d'entrainement, moins chères et plus précis que ceux d'entrainements AC, utilisés seulement à vitesses constantes. Cette simplicité est due au découplage naturel entre le courant d'induit producteur du couple et le courant du flux inducteur.

Dans les entrainements industriels modernes, les moteurs DC occupent encore la majeure partie des applications de la variation de vitesse et de la robotique à cause de leur réponse aux démarrages fréquents, leur capacité de réglage de vitesse et freinage, puisqu'ils présentent plusieurs avantages tels que le fonctionnement silencieux, le réglage de la vitesse facile et le faible coût.

Dans cette thèse, on applique dans les mêmes conditions, deux techniques de natures différentes pour l'identification du modèle dynamique ARMAX : la méthode AERLS et celle utilisant les AG, accompagnées de son contrôle optimal. La technique des AG permet une

estimation paramétrique en ligne des paramètres du moteur, utilisée récursivement pour la poursuite des changements du point de fonctionnement.

Pour l'identification des paramètres du modèle ARMAX du moteur DC, on utilise la séquence binaire pseudo aléatoire (PRBS) permettant une meilleure poursuite, utilisant simplement trois paramètres réduisant ainsi la complexité de résolution et le temps de calcul. Les résultats de simulation obtenus des deux méthodes paramétriques en ligne considérées, sont comparés et des résultats significatifs sont alors dégagés.

7.2 Le modèle ARMAX

Pour étudier une machine électrique, l'objectif de l'électrotechnicien est l'élaboration d'un modèle précis qui puisse rendre compte de la réalité. Alors, la modélisation des machines électriques est une étape primordiale pour observer et analyser les différentes évolutions de ses grandeurs électromécaniques d'une part et d'autre part, pour l'élaboration des lois de commande optimales.

Considérons un modèle numérique bruité pour simuler un processus réel, très utile en contrôle industriel, à une entrée *u(k)* - une sortie *y(k)* et un délai *d*, décrit par son équation aux différences récurrentes discrète stochastique linéaire (7.1) :

$$y(k) = -\sum_{i=1}^{na} a_i\, y(k-i) + \sum_{i=0}^{nb} b_i\, u(k-d-i) + w(k) = \phi^T(k).\theta(k) + w(k) \qquad (7.1)$$

Avec $w(k) = \frac{1}{A(z)} \sum_{i=1}^{n_c} c_i.e(k-i) + e(k)$

Où $\theta = [a_1 \ldots a_{na}, b_1 \ldots b_{nb}]^T$: le vecteur de paramètres,
$\Phi^T(k) = [-y(k-1) \ldots -y(k-na), u(k-d-1) \ldots u(k-d-nb)]$: le vecteur de mesure (régresseur).

La partie stochastique est liée aux perturbations *w(k)* en (7.1) (Generalized Least Squares). La sortie d'un système pour lequel le modèle « processus + perturbation » est du type ARMAX sera de la forme (7.2):

$$y(k) = Z^{-d}\, \frac{B(z)}{A(z)}.u(k) + \frac{C(z)}{A(z)}.e(k) \qquad (7.2)$$

Le modèle et la perturbation *w(k)* possèdent la même dynamique pour aboutir à cette structure ARMAX de (7.2) représentée en 3.3.1 (chapitre 3) des modèles paramétriques discrets.

Dans le cas d'un système bruité, nous effectuons *N* mesures d'observations (Instrumental Variable). La méthode IV est une alternative à celle GLS qui consiste à construire un nouveau vecteur de mesures non corrélé avec le bruit pour obtenir une estimation non biaisée. Sachant que la perturbation n'est pas reproductible (imprévisible); elle ne peut être décrite que de manière aléatoire indépendante caractérisée par deux paramètres: μ et σ des mesures effectuées. *e(k)* est souvent choisie un bruit blanc discret Gaussien « Recursive Maximum Likelihood : RML » de valeur moyenne nulle $\mu=0$ et de variance σ *constante*.

7.3 Modélisation du moteur DC

Une vue générale de la MCC à excitation indépendante du modèle équivalent simplifié du moteur DC de la figure 7.1 peut être représentée par la mise en série d'une résistance R_a, d'une inductance L_a de l'induit. Une inductance de lissage L_s sera mise en série avec l'induit pour réduire les ondulations du courant d'alimentation par convertisseur AC/DC. L'ensemble arbre moteur - charge est de moment d'inertie équivalent *J*. Dans les applications de servomécanisme,

les moteurs DC sont généralement utilisés dans la gamme linéaire de la courbe de magnétisation. Ainsi, pour l'entrainement des moteurs DC, la commande nécessite la création du flux inducteur proportionnel au courant d'excitation i_f maintenu constant par la tension continue fixe V_f de l'inducteur (circuit *RL* série) et un courant d'induit $\boldsymbol{i_a}$ circule dans le circuit d'armature ($R_a L_a$).

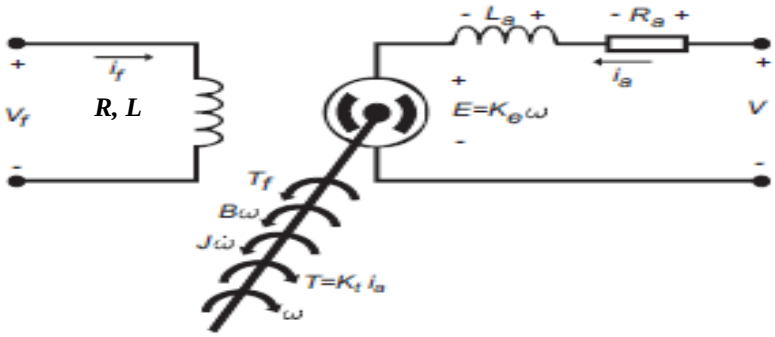


Figure 7.1 : Circuit équivalent du moteur DC.

Les méthodes de commande en vitesse les plus populaires sont le contrôle à excitation par l'inducteur et celle de tension d'induit.

Les équations décrivant le comportement dynamique du moteur DC sont données respectivement par deux lois :

- La loi de rotation de Newton décrit le mouvement mécanique par une équation différentielle linéaire à coefficients constants (7.3):

$$J\frac{d\omega}{dt} + B.\omega(t) + T_f = K_t.i_a(t) \tag{7.3}$$

- La loi des mailles de Kirchhoff décrit l'équation électrique linéaire (7.4) :

$$R_a.i_a(t) + L_a\frac{di_a(t)}{dt} + K_e\omega = V(t) \tag{7.4}$$

Où ω est la vitesse angulaire, T_f le couple résistant, J le moment d'inertie, B le coefficient de frottement visqueux et K_t, K_e sont les constantes du couple moteur et de la f.c.e.m. Ainsi K_t, K_e sont les coefficients caractéristiques du moteur (gains moteur et capteur), tel que le couple moteur (7.5) :

$$T = K_t.\, i_a(t) \tag{7.5}$$

Les équations différentielles (7.3) et (7.4) peuvent être exprimées sous forme matricielle en choisissant la vitesse angulaire $\boldsymbol{\omega}$ et le courant d'induit $\boldsymbol{i_a}$ comme étant les variables de sortie. V est la tension d'alimentation, appliquée au circuit de l'induit, qui règle la vitesse. Dans les asservissements, les systèmes dynamiques peuvent être décrits par une FT ou sous forme d'équations d'état (7.6):

$$\begin{bmatrix} \frac{d}{dt} i_a \\ \dot{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_a}{L_a} & \frac{-K_e}{L_a} \\ \frac{K_t}{J} & \frac{-B}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ \omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \\ T_f \end{bmatrix} \tag{7.6}$$

En appliquant la TL à (7.6), en supposant les conditions initiales nulles, on exprime le courant d'induit $I_a(s)$ et la vitesse angulaire $\Omega(s)$dans le domaine fréquentiel, où $s = j\omega$:

$$I_a(s) = \left[\frac{1}{L_a s + R_a}\right]\left[V(s) - K_e\Omega(s)\right] \tag{7.7}$$

$$\Omega(s) = \left[\frac{1}{J.s + B}\right]\left[K_t I_a(s) - T_f\right] \tag{7.8}$$

Le schéma fonctionnel du moteur DC est illustré dans la figure 7.2 :

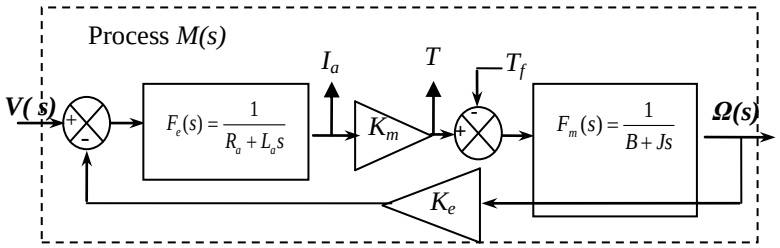


Figure 7.2 : Bloc diagramme du moteur DC commandé par l'induit.

Pour l'identification des paramètres du moteur, on s'intéresse à la FT $M(s)$, pour $T_f = 0$, dont l'entrée est sa tension d'alimentation $V(z)$ et la sortie sa vitesse angulaire $\Omega(z)$, décrite par la FT typique numérique du second ordre (7.9):

$$M(z) = \frac{\Omega(z)}{V(z)} = \frac{K_t/(R_a B + K_t K_e)}{(L_a J.z^{-2} + (R_a J + L_a B).z^{-1})/(R_a B + K_t K_e) + 1} \tag{7.9}$$

7.4 Estimation des paramètres du modèle ARMAX du moteur DC par les AG

Le modèle numérique du moteur DC peut être exprimé par sa FT du second ordre numérique (7.10) :

$$G(z) = \frac{\Omega(z)}{V(z)} = \frac{b_0}{a_2.z^{-2} + a_1 z^{-1} + 1} \tag{7.10}$$

Pour l'estimation des paramètres du modèle du moteur DC, soit $Y_m(z) + W$ sa sortie bruitée lorsqu'il est excité par la séquence PBRS $V(z)$. $[a_k, b_k]$ dépend des valeurs des paramètres du Moteur DC du circuit de la figure 7.1.

En appliquant la TZI, on obtient l'équation de récurrence numérique (7.11) du modèle ARMAX:

$$\hat{Y}_m(k) = -a_1.Y_m(k-1) - a_2.Y_m(k-2) + b_0.V(k) + W(k) \tag{7.11}$$

Le but est d'estimer les paramètres $[a_1 \;\; a_2 \;\; b_0]$ de (7.11) en présence du bruit W(k). On peut exprimer (7.11) sous forme d'un produit scalaire (7.12) des vecteurs paramètres $\theta(k)$ et des mesures précédentes $\phi(k-1)$:

$$\hat{Y}_m(k) = \theta^T(k).\phi(k-1) + W(k) \tag{7.12}$$

Avec $\theta^T(k) = [a_1 a_2 b_0]$; (7.13)

$$\phi(k-1)=[-Y_m(k-1) \;\; -Y_m(k-2) \;\; V(k)]^T \tag{7.14}$$

A. Méthode des AG

Avec les développements industriels rapides, la technique des AG peut être utilisée pour plusieurs applications de conceptions électriques. Cette technique peut aussi être considérée comme une méthode d'optimisation à un processus d'apprentissage (figure 7.3), remplaçant la méthode conventionnelle (P.A.A.) basée sur un critère quadratique [63]. Récemment, des chercheurs utilisent des algorithmes d'optimisation bio inspirés pour l'identification des procédés tels que les machines DC [158], [190–193] et AC [175], [194–198].

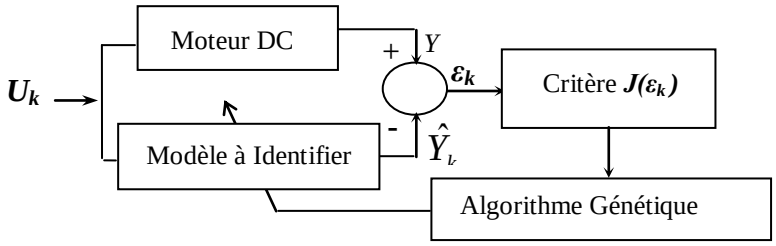


Figure 7.3 : Schéma d'identification par les A G.

L'AG est basé sur la sélection naturelle. En effet, il s'appuis dans son fonctionnement sur l'évolution d'un grand nombre de points (paramètres) dans l'espace de recherche. Cette stratégie est adéquate pour la recherche du minimum global afin de résoudre les problèmes d'optimisation. Comme principe de base simplifié qui produit de bons résultats dans plusieurs problèmes pratiques, les AG utilisent trois opérateurs fondamentaux, [177–178]:

- Sélection - Croisement - Mutation.

L'AG démarre par la génération aléatoire d'une population initiale de N individus : $N \in [20,....,100]$ Généralement, cela dépend de l'application.

Pour notre étude, les individus sont les paramètres du modèle du moteur DC de FT $G(z)$ en (7.10).

Chaque paramètre représente un gène avec des considérations sur les bornes de leur variation utilisant comme gamme initiale *[0 ; 1]*.

Pour l'étude de la qualité des individus une fonction fitness F est mise au point. Ceci s'effectue par l'intermédiaire d'une fonction objectif J qui est calculée comme étant la somme des erreurs de moindres carrés (MSE) entre la sortie du modèle celle du système réel pour la réponse globale. Cette fonction F est évaluée et définie comme étant le maximum pour le problème de maximisation, puisque l'AG minimise l'erreur. Cette fonction F est obtenue en faisant l'inverse du critère J des moindres carrés pour trouver la Fitness maximale.

L'opérateur de sélection effectue un filtrage sur les individus qui assure la meilleure fitness, les copies directement pour la génération suivante.

Par contre, l'opérateur de croisement assure la création de deux individus nouveaux. Généralement, la probabilité de croisement p_c varie de *0.6* à *1*.

En utilisant les gènes de deux individus appartenant à la génération suivante et pour lesquels le phénomène naturel de permutation et d'extraction est accompli pour l'opérateur de mutation. Les individus sont atteints par le changement de la nature d'un de leur gène. Ce gène est sélectionné

de manière aléatoire. L'opérateur de mutation est appliqué bit par bit et par génération. Il modifie aléatoirement la valeur de certains bits du génotype avec une faible probabilité (pratiquement $1\% \leq p_m \leq 10\%$).

Dans la phase finale, on va essayer de changer les individus avec des fitness basses par d'autres mutations pour obtenir une grande diversité.

Pour finaliser la méthode dans les processus d'identification, on peut utiliser comme critère d'arrêt le nombre d'itérations lorsque la valeur de la tolérance est atteinte.

B. Programmation Génétique (PG)

On applique le programme des AG pour l'estimation des paramètres du modèle ARMAX du moteur DC dépendant des composantes du circuit équivalent de la figure 7.1.

Soient $Y_m(k)$ et $U(k)$ les sortie et entrée utilisés dans le programme AERLS pour trouver la valeur prédite du processus en (7.11).

Où $\theta = [a_1\ a_2\ b_0]$ le vecteur de paramètres.

L'erreur : $$\varepsilon = Y_m(k) - \hat{Y}_m(k)$$

La fonction objective : $$f.obj = 1/\sum_1^{N=1000} Max(size(\varepsilon)) * \varepsilon^2$$

- Les AG optimisent automatiquement les trois paramètres du modèle en utilisant une population de *100* individus.
- La population initiale du système de paramètres est générée aléatoirement.
- Les propriétés de l'AG pour trouver les paramètres optimaux sont dans le tableau 7.1:

Propriétés des AG	Valeur	Propriétés des AG	Valeur
Précision des variables	$[10^{-6}]$	Fonction croisement	Intermediate
Taille de la population	N = 100	Probabilité de croisement	$p_c = 0.63$
Génération maximale	MG=100	Fonction mutation	Uniform
Fitness scaling	Proportional	Probabilité de Mutation	$p_m = 0.1$
Selection	Tournament	Taille =100 (N≤Max_pop)	

Tableau 7.1 : Valeurs des paramètres des AG.

7.5 Résultats et discussion

Les valeurs nominales des paramètres du moteur DC de puissance ***P_{uN} =0.66kw*** sont:

R_a=28Ω, L_a=0.82H, J=0.0028kg.m^2, K_e=1.34V/(rd/s), K_t=1.34Nm/A, V=6V.

En supposant l'erreur nulle, en utilisant (7.10) et en supposant les frottements visqueux nuls à vide négligeables ***B=0 N.m/(rad/s)***, la FT typique numérique du second ordre du ***moteur DC réel*** peut donc être modélisée simplement par (7.15) :

$$\frac{\Omega(z)}{V(z)} = \frac{0.7463}{0.001279.z^{-2} + 0.04366z^{-1} + 1} \qquad (7.15)$$

A. *Résultats de la Méthode AERLS*

Pour ce modèle ARMAX du moteur DC, on exécute le processus d'identification en utilisant la Séquence Binaire Pseudo Aléatoire (PBRS) d'excitation permettant une meilleure poursuite.

Pour implémenter cet algorithme, on initialise la matrice de variance P en mettant le gain:

$P(0)=\delta^{-1}.I=G_0.I$ Avec $\mathbf{0<\delta<<1}$, I est la matrice identité $N\times N$ $\mathbf{et\ \delta=10^{-8}}$.

En appliquant l'algorithme AERLS basé sur l'erreur à priori, donné par un système de trois équations récursives adaptatives (6.14)–(6.16), pour une période d'échantillonnage $\mathbf{T_s=0.5ms}$ et un système indépendant de ***1000 échantillons*** d'un signal de bruit blanc $w(k)$ d'espérance nulle et de variance unité, les ***trois valeurs optimales des paramètres estimés*** avec une grande vitesse de convergence sont les suivantes :

$$\mathbf{Teta_final = [\hat{a}_1 = 0.0441\ \ \hat{a}_2 = 0.0051\ \ \hat{b}_0 = 0.7458]}$$

L'évolution des paramètres est représentée par le graphe de la figure 7.4. Même en présence du bruit $w(k)$, l'identification converge rapidement à partir d'un système aléatoire de paramètres après un court régime transitoire. Les signaux des réponses temporelles pour toutes les amplitudes, permet d'estimer un temps de réponse d'établissement du régime permanent de $\mathbf{t_s = 0.2s}$.

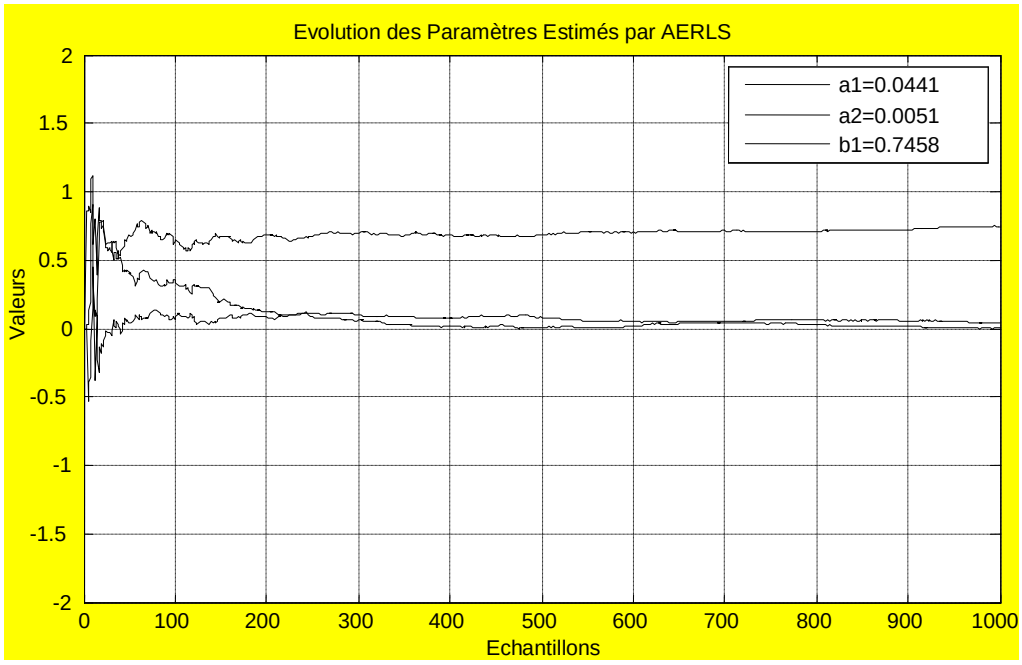
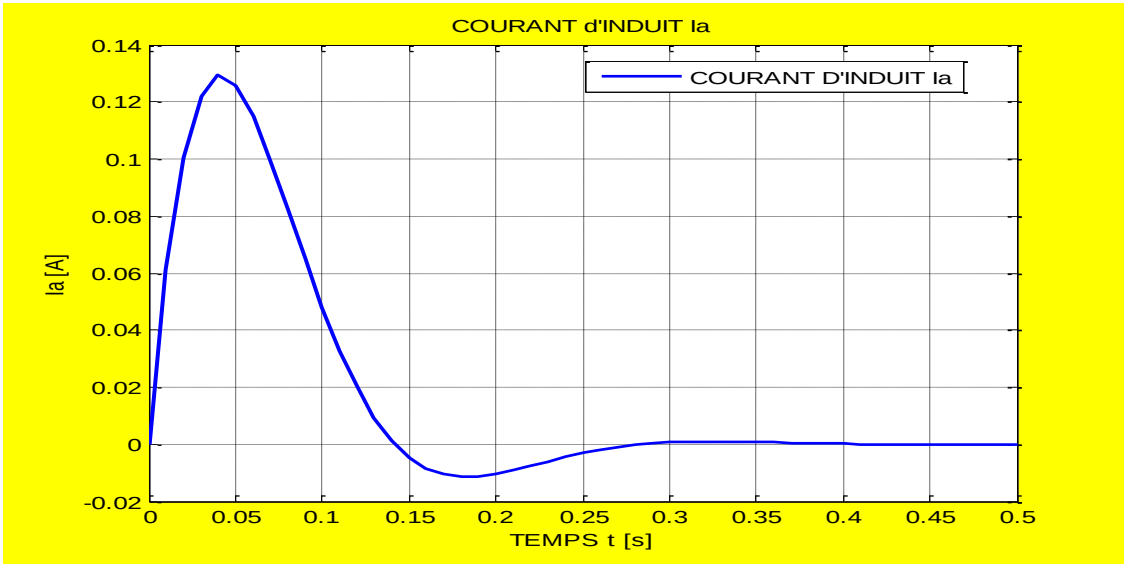
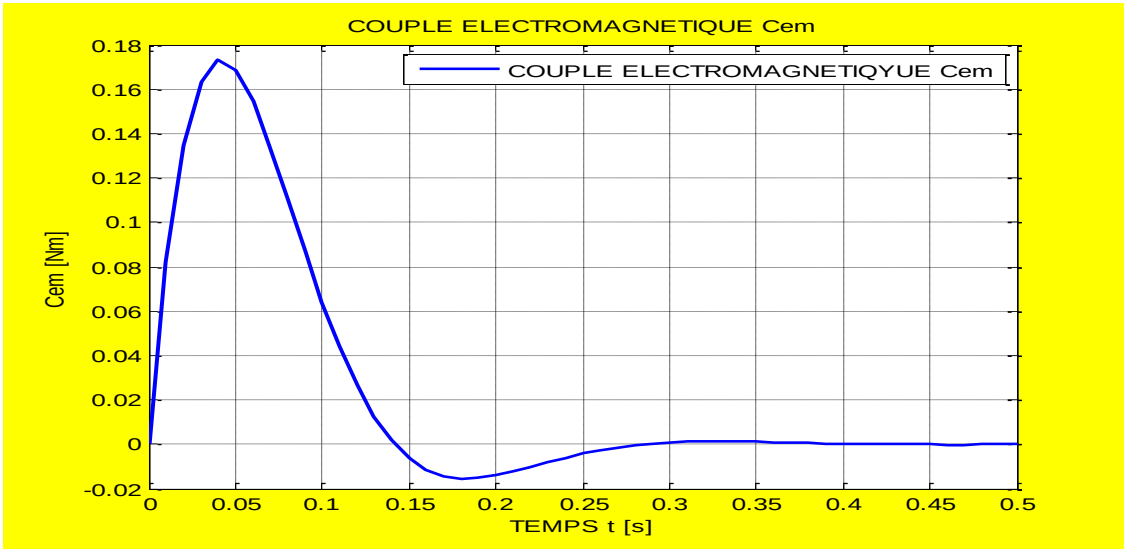


Figure 7.4 : Evolution des paramètres estimés a_1, a_2 and b_0 par AERLS.

Les figures (7.5 a. ,b., c.) représentent les réponses temporelles du moteur DC à vide du ***courant d'induit*** $\mathbf{I_a}$, du ***couple électromagnétique*** $\mathbf{C_{em}}$ et de la ***vitesse de rotation mesurées*** $\boldsymbol{\omega_m}$.





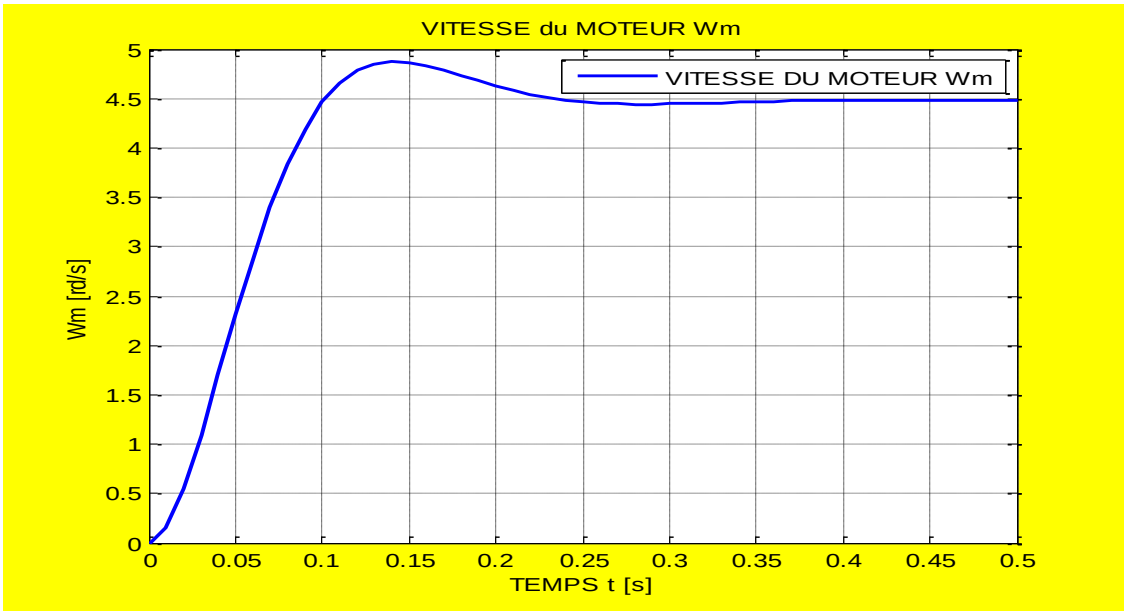


Figure 7.5 : a. Courant d'induit I_a b. Couple électromagnétique C_{em} c. Vitesse angulaire w_m.

Au démarrage du moteur DC, le courant d'appel d'induit I_a de la fig.5b atteint sa valeur maximale $I_{aM.} = 0.13A$ à $t_m = 0.04s$ pour diminuer rapidement et finir à une valeur constante après $t_s = 0.25s$ du régime transitoire (RT). Finalement ce courant atteint une valeur stable de courant à vide $I_0 = 1mA$ représentant environ le centième du courant maximal. Cette étape correspond au régime permanent (RP) qui est atteint très rapidement au temps de réponse $t_s = 0.186$ seconde.

Le couple électromagnétique C_{em} proportionnel au courant d'induit d'après la relation (7.5) a, évidement, la même forme que le premier graphe de la figure (7.6.a) (RT de même durée, un pic d'environ $0.173Nm$, un RP pour se stabiliser à $T_0 = 10^{-3}Nm$ qui représente le centième du couple maximal).

La vitesse angulaire d'induit ω_m débute évidemment à zéro (moteur à l'arrêt) pour atteindre sa valeur maximale d'environ $4.87rd/s$ pour se stabiliser à $4.5rd/s$ du RP au temps de réponse $t_s = 0.186$ seconde.

B. Résultats des AG

En utilisant la méthode des AG, on obtient les résultats suivants (figures 7.7–7.10) :

Meilleur valeur de la fitness : ***3553092.97311975***

Meilleures valeurs des paramètres estimés par l'AG: [$\hat{a}_1 = 0.03381$; $\hat{a}_2 = 0.00162$; $\hat{b}_0 = 0.74200$]

La figure 7.6 montre l'évolution de la meilleure fitness pour les individus de chaque génération avec sa moyenne, donnant ainsi la meilleure solution après *51* générations (figures 7.6–7.8).

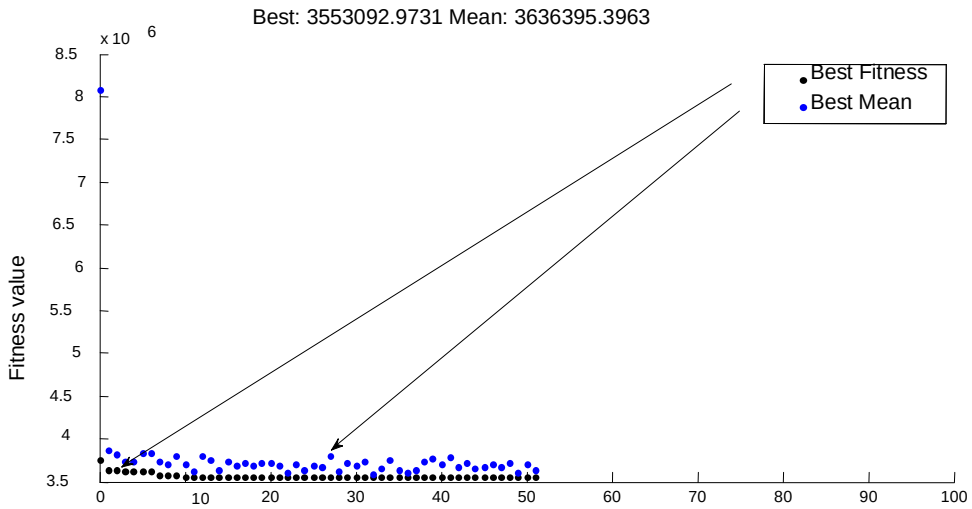


Figure 7.6 : Valeurs de la fitness.

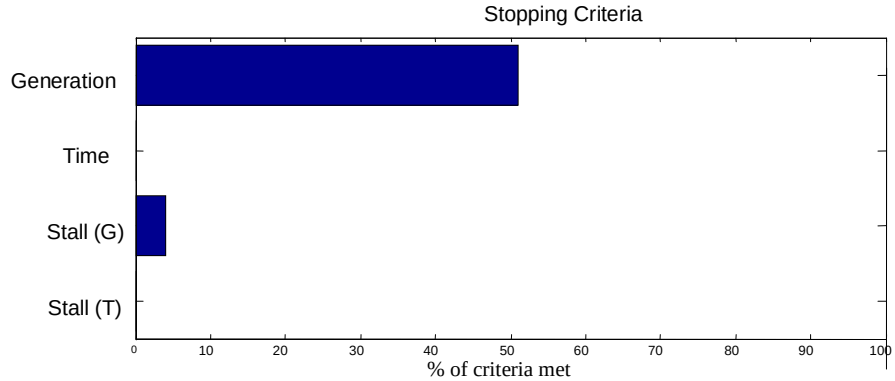


Figure 7.7 : Critère d'arrêt.

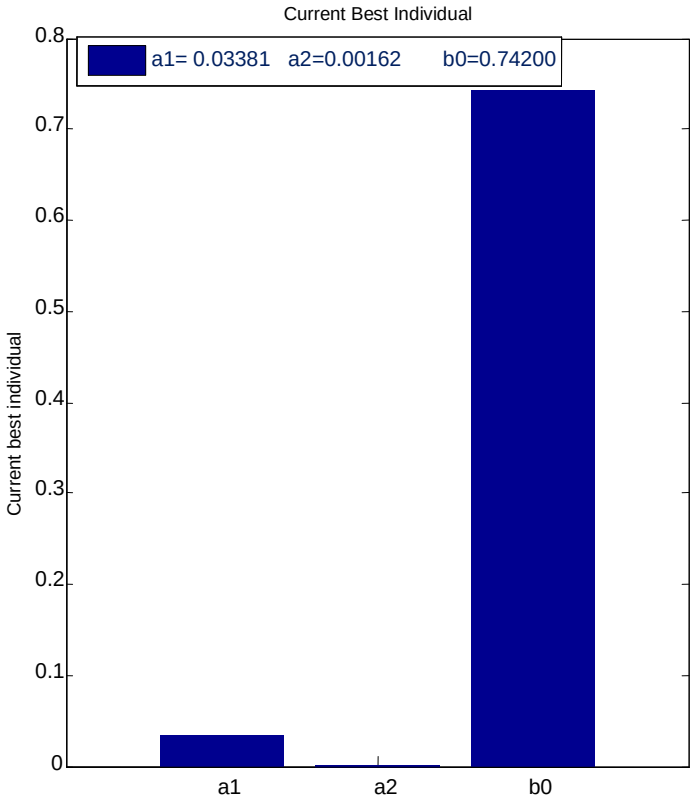


Figure 7.8 : Meilleurs valeurs des paramètres estimés.

En utilisant le modèle ARMAX du moteur DC pour une période d'échantillonnage T_s= 05*ms*, les résidus d'estimation par AERLS et AG sont illustrés en figure 7.9.

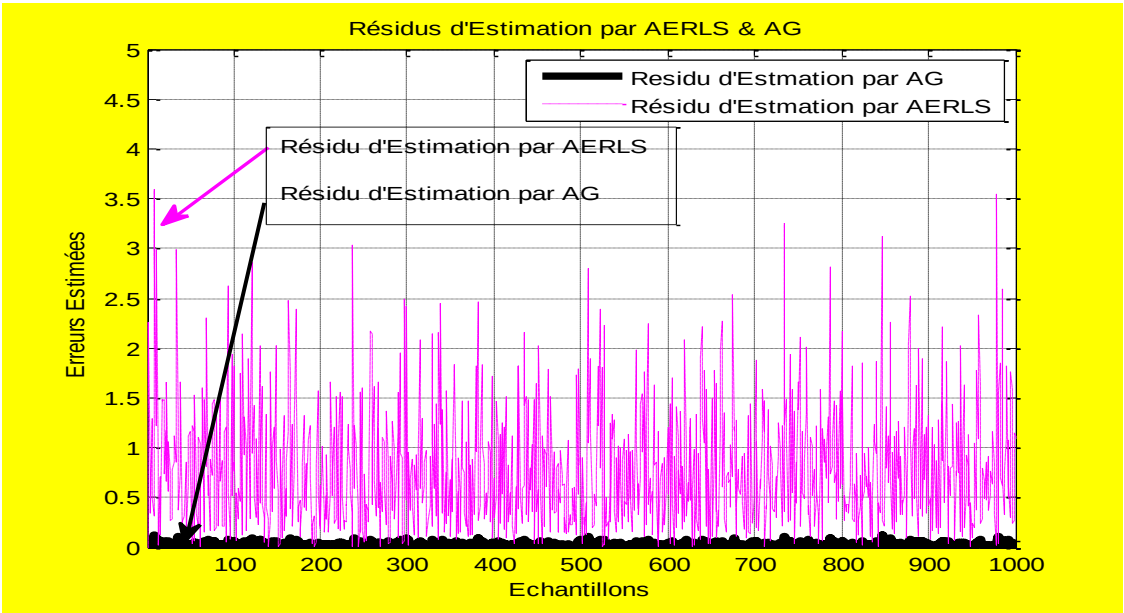


Figure 7.9 : Résidus d'estimation par AERLS et AG.

Les résidus d'identification de la figure 7.9 dont la variance σ_{ga}**= 0.0211** des AG de la sortie estimée $\hat{y}_{ga}$ comparée à celle de l'AERLS σ_{AERLS} **=0.6092** (déviation standard) de l'estimation correspondante $\hat{y}_{aerls}$, réduite de 29 confirme l'efficacité de la méthode des AG.

$$\text{var_}aerls = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left(abs\left(y_m - \hat{y}_{aerls}\right) - mean(y_m - \hat{y}_{aerls})\right)^2} = 0.6092$$

7.6 Régulation de vitesse par PID optimisé par les AG

Le contrôle de vitesse des moteurs DC a menée à des recherches considérables et plusieurs méthodes ont été développées. Les régulateurs PI et PID ont été largement utilisés pour la régulation de vitesse de hautes performances dynamiques des moteurs DC montrant l'application des AG pour résoudre des problèmes d'optimisation dans le domaine du contrôle automatique [158], [162], [165] et [201–202]. La figure 7.10 montre le contrôleur (K_p K_i K_d) optimisé par les AG pour la régulation en vitesse de hautes performances dynamiques.

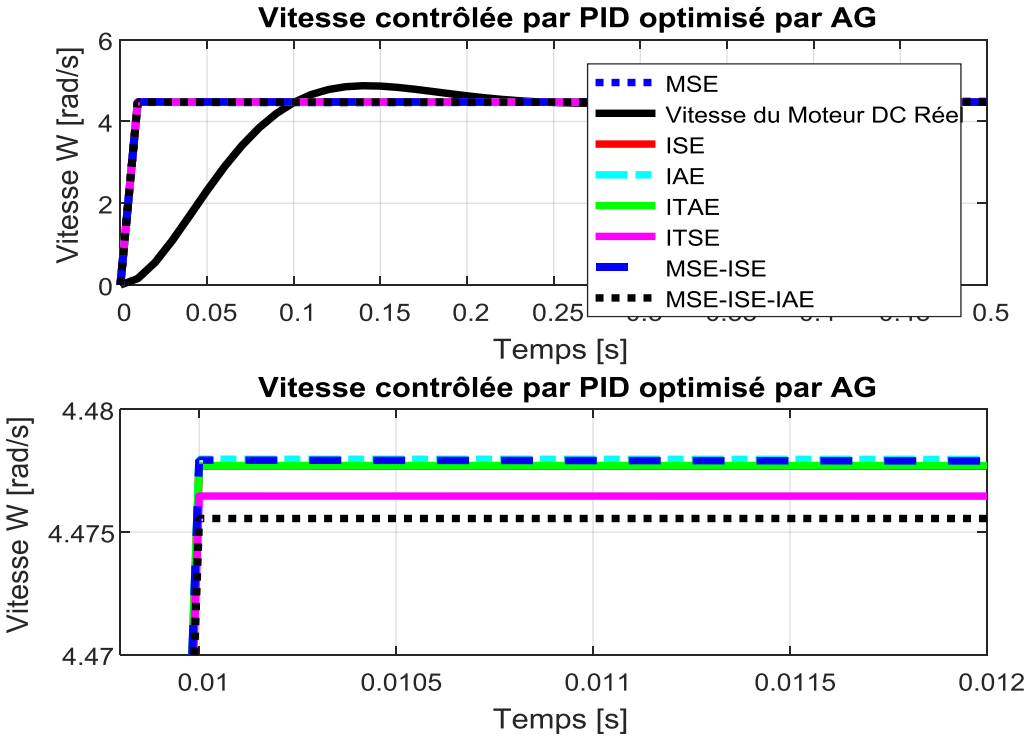


Figure 7.10 : Régulation de vitesse du moteur DC par PID optimisé par AG.

La régulation de vitesse montre une nette amélioration concernant l'inexistence d'oscillation et de dépassement. Les temps de réponse et de montée ont été réduits respectivement de 1958 et de 840.

Les résultats du tableau 7.3 des vitesses régulées et réelle du moteur DC contrôlé par l'induit sont donnés pour les valeurs des paramètres du servomécanisme du paragraphe 7.5 utilisant toutes les fonctions objectives.

Spécifications	Vitesse du Moteur Réel	Vitesse contrôlée par PID
Premier dépassement en pourcent (%)	8.88	0.000000
Temps de réponse (ts-5% critérium)	0.186 s	0.000095 s
Temps de montée (t_r)	0.0672 s	0.00008 s
Pick Maximum (D_{max})	4.88l	4.48
Temps du Pick (t_p)	0.142	0.0001s

Tableau 7.3 : Résultats de Simulation de la vitesse contrôlée par PID.

A. Optimisation basée sur différents fonctions objectifs

Les AG optimise automatiquement les paramètres *(K_p, K_i, K_d)* du régulateur PID pour les meilleures performances du système régulé utilisant *120* générations pour MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE et leur combinaison prises comme fonctions objectifs.

Une population initiale de quatre vingt (*80*) individus est générée aléatoirement. Chacune est composée des trois variables *(K_p, K_i, K_d)* codées réels dans l'espace de recherche symétrique.

En se basant sur l'expérience du comportement de systèmes contrôlés et de conception des régulateurs PID, les bornes supérieures et inférieures « Variables Bounds » des gains sont choisies pour la solution optimale pour garantir l'approche d'optimisation, tel que le temps de convergence de l'AG soit largement minimisé. Après certains tests d'essai et erreur, *D* choisi est fixé à:

***D* = Variables Bounds = [-600 600; -600 600; -600 600]**

Les paramètres des AG utilisés sont de mêmes valeurs indiquées dans le tableau 7.2 à l'exception de la sélection géométrique normalisée « Normalized Geometric Selection ». La figure 7.11 montre l'évolution de la meilleure fitness pour les individus de chaque génération ainsi que sa moyenne pour les fonctions objectifs MSE**,** ISE**,** IAE, ITSE, atteignant l'optimum global juste avant la cinquième génération donnant ainsi les mêmes meilleures valeurs optimales des paramètres PID :

PID_opt = [K_d = 584.4543 K_p = 598.0054 K_i = 560.2373]

MSE Max Fitness=0.08266 Mean Fitness = 0.07866
ISE Max Fitness =1.653×10^{-5} Mean Fitness = 1.572×10^{-5}
IAE Max Fitness = 0.0424 Mean Fitness = 0.0408
ITAE Max Fitness =2.296×10^{-3} Mean Fitness = 2.18×10^{-3}
ITSE Max Fitness =3.306×10^{-5} Mean Fitness = 3.144×10^{-5}

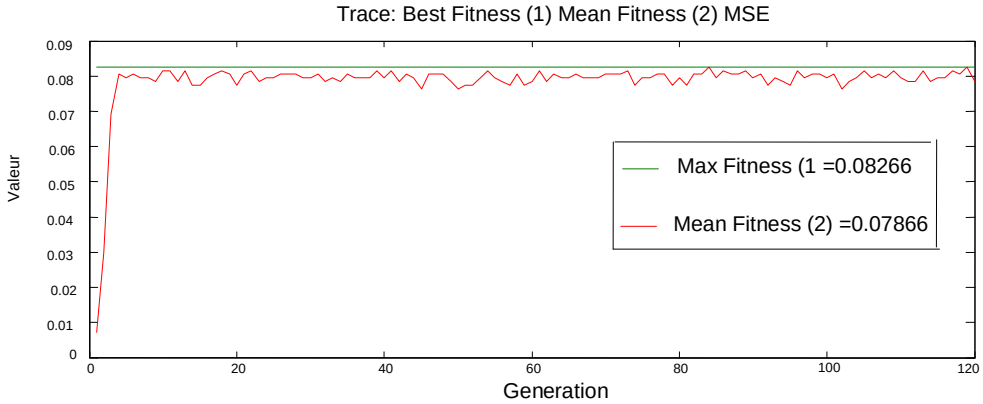


Figure 7.11 : Evolution des fonctions Fitness.

Les valeurs finales des paramètres optimaux illustrés en figure 7.12, donnant les meilleures performances, sont atteintes après 60 générations. Les meilleures populations sont (1, 3, 6, et 120).

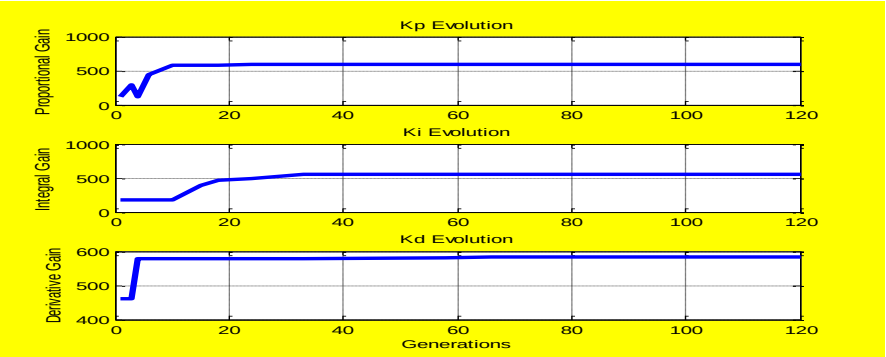


Figure 7.12 : Evolution des paramètres PID pour indices simples.

Pour ITAE, on obtient:

$$\mathbf{PID_opt= [K_d = 588.9913\ K_p = 599.5362\ K_i = 599.6897]}$$

Pour les combinaisons des fonctions objectifs MSE-ISE**,** MSE-ISE-IAE et ITAE-ITSE, l'optimum global est directement atteint pour les première (1) et dernière meilleures générations (120), illustré en figure 7.13, donnant les valeurs des paramètres du PID optimal :

$$\mathbf{PID_opt = [K_d = 544.6876\ K_p= 568.5462\ K_i = 464.7213]}$$

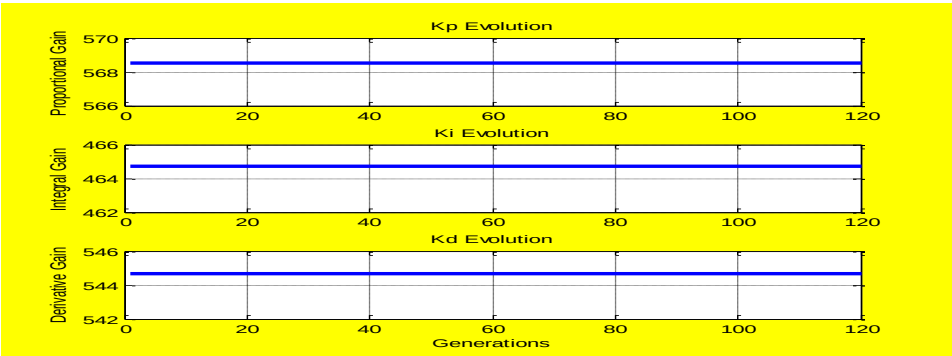


Figure 7.13 : Evolution des paramètres PID pour indices combinés.

7.7 Conclusion

Les AG appliqués à l'identification des paramètres du modèle dynamique du moteur DC est un outil efficace. Les résultats obtenus par AG sont de plus grande précision comparés à ceux obtenus par la méthode conventionnelle AERLS, du fait de la stratégie de recherche globale adoptée par les AG. La puissance et la robustesse des AG résident dans l'implémentation facile, la nécessité d'un nombre réduit d'itérations pour sa convergence rapide.

Pour un rendement meilleur, la technique d'identification paramétrique du moteur DC par les AG a donné des résultats satisfaisants. Cette technique avancée a été généralisée à d'autres machines DC, AC et à la robotique évolutionnaire. Ce procédé d'identification permettra certainement d'aider et de renforcer des stratégies d'amélioration pour la commande des machines électriques et leurs performances.

Pour différentes fonctions objectifs, la vitesse optimisée par PID basée sur les AG améliore les performances d'entrainement des moteurs DC et réduit les effets de perturbations courants en contrôle industriel. Les gros moteurs DC se substituent de plus en plus pour équiper les voitures, les trains électriques et les locomotives sans pollution de l'environnement.

Chapitre 8

A- Algorithmes génétiques codés réels pour l'identification du contrôleur PID Optimal pour la commande performante du bras de robot SCARA

Résumé :

Dans beaucoup de problèmes pratiques, on est souvent confronté à optimiser plus d'un indice de performance à la fois, on se trouve face à un problème multiobjectifs. Dans cette partie de la thèse, on utilise les AG pour identifier les paramètres optimaux du contrôleur PID d'un robot SCARA à six degrés de libertés pour accomplir les tâches spécifiques désirées. L'objectif des contrôleurs est de fournir toutes les informations nécessaires pour la poursuite précise de la position relative et de l'orientation des organes terminaux à grandes vitesses et avec une bonne stabilité. Dans ce but, pour contrôler les deux premières articulations de complexité dynamique majeure de ce robot industriel, on procède à la régulation d'un servomécanisme électromécanique où l'unité d'entrainement consiste aux servomoteurs DC contrôlés par l'induit. L'AG est destiné à optimiser des fonctions objectifs basées sur la minimisation d'un critère désiré, basé sur l'un ou la combinaison des différents indices de performances. En se basant sur les résultats de simulation, les performances des AG codés réels pour ajuster automatiquement le contrôleur PID, utilisant les différentes fonctions objectives, seront discutées et comparées.

8.1 Introduction

L'objectif de l'automatisation programmable par l'utilisation de robots manipulateurs vise spécialement au remplacement de l'être humain pour l'exploration et l'exploitation des milieux hostiles tels que l'espace, les fonds de mer, les mines, les centrales nucléaires, dans le domaine de la santé pour les vieilles personnes et la réhabilitation des handicapés physiques,…etc.

Les méthodes conventionnelles de l'automatique sont basées sur des équations compliquées de mathématiques de l'ensemble contrôleur - procédé. Elles sont basées sur des modélisations adéquates des systèmes à commander. Le traitement analytique utilise des FT adéquates. Tout revient à établir des modèles mathématiques reliant les grandeurs intervenant dans la commande des robots pour leur générer un mouvement précis et rapide.

La dynamique non linéaire due au couplage entre articulation les rend plus complexes à analyser que les systèmes dynamiques linéaires pour lesquels la plupart de la théorie existante pour la commande adaptative a été traditionnellement mise au point.

Les techniques conventionnelles pour la commande linéaire limitent les performances dynamiques principales des manipulateurs, car leurs caractéristiques sont des fonctions hautement non linéaires des positions et vitesses pour l'ensemble processus – contrôleur. Elles sont basées sur des modèles adéquats pour les systèmes contrôlés. Tout cela peut être effectué par la construction de modèles mathématiques précis pour s'ajuster avec les données d'entrée/sortie dans la commande des robots manipulateurs pour maintenir un mouvement prescrit tout au long de la trajectoire temporelle désirée.

La plupart des robots industriels sont contrôlés par les plus populaires régulateurs PID locales vue leur simple structure, fiabilité et coût. Cependant, les performances des régulateurs PID dépendent du changement des paramètres au court du fonctionnement du processus. Il s'avère indispensable qu'ils soient des régulateurs à gains variables.

Récemment, avec la demande croissante des manipulateurs de haute performance, de nombreuses techniques de commande ont été proposées afin de choisir les valeurs adéquates des gains du contrôleur dépendant de la configuration du robot. Parmi les thèmes de la commande moderne existante, c'est la commande adaptative robuste, où les paramètres du système peuvent être ajustés automatiquement pour maintenir le système à un niveau optimal de performance sous des conditions de fonctionnement variables et sous l'effet d'entrées variables [203–204].

Certains systèmes de commande exigent la sélection de l'un des indices de performance : MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE,… ou leur combinaison, qui est fonction des paramètres variables du système dont les valeurs optimales seront déduites. Pour accomplir de bonnes performances, par des moyens théoriques et pratiques, il est nécessaire d'examiner profondément, de développer et d'implanter des algorithmes permettant d'obtenir des contrôleurs PID pour la commande optimale du bras de robot.

La complexité de ces procédés industriels exige le développement d'algorithmes plus performants et bien adaptés aux situations critiques et variées, tels que les techniques de l'intelligence artificielle englobant la commande par les réseaux de neurones artificiels « Artificial Neural Network ; ANN » [205–206], par la logique floue « Fuzzy Logic : FL » [207–209], et par les réseaux neuro-floues « Fuzzy Neural Networks : FNN » [210].

Récemment, plusieurs algorithmes basés sur l'intelligence artificielle tels que le recuit simulé « Simulated Annealing : SA » [211], les AG, la méthode d'optimisation d'essaims particulaires « Particle Swarm Optimization : PSO » et celle d'optimisation par colonies d'abeilles artificielles « Artificial Bee Colony : ABC » ont été appliqués avec succès pour l'ajustage automatique des paramètres de contrôleurs pour l'optimisation de conception dans plusieurs domaines d'engineering [212–215].

Durant de longues années, parmi les problèmes qui occupent les chercheurs sont ceux d'optimisation. Plusieurs publications montrent l'utilisation des AG pour la résolution de problèmes d'optimisation dans le domaine de la commande automatique [157], [162], [193], [201], [216] et pour l'optimisation des régulateurs PID en robotique [213], [218–221]. Ils sont surtout appliqués à des problèmes multiobjectifs soumis à des contraintes et où l'espace de recherche des solutions est assez grand. Plusieurs expériences, conformément aux besoins de l'utilisateur des techniques évolutionnaires, prouvent que la représentation à virgule flottante est plus rapide, plus consistante et fournit une meilleure précision que celles codées binaires [168], [222].

La contribution de ce travail de recherche est de trouver la meilleure fonction objective, utilisant une méthode basée sur les AG efficace pour l'ajustage du contrôleur PID pour réaliser et implémenter un contrôle intelligent des deux premières articulations de complexité dynamique majeure de ce robot industriel SCARA pour fournir toutes les informations nécessaires pour la poursuite précise de la position relative et de l'orientation des organes terminaux (outils ou pinces) à grandes vitesses et avec une bonne stabilité pour une réponse temporelle légèrement sur amortie. Les servomoteurs DC de positionnement soumis aux forces de frottement, exige l'ajustage du contrôleur PID pour quantifier des erreurs minimales de position et de vitesse pour l'amélioration des performances dynamiques du robot. Les résultats de simulation basés sur l'optimisation multiobjectifs par AG codé réel des paramètres du contrôleur PID, pour différentes fonctions objectives MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE ou leur combinaison seront comparés.

Ceux sont les AE permettant de répondre à ce que l'on appelle le phénomène inverse, voulant obtenir telles propriétés, quelles valeurs faudra t'il affecter aux paramètres de notre model ? Les AE, en particulier les AG s'inspirent des mécanismes de sélections naturelles et d'hérédité génétique. Ce vocabulaire est calqué sur celui de la théorie de l'évolution et de la génétique, le plus souvent basée sur l'observation et les analogies avec les phénomènes biologiques, donc de la capacité d'organismes vivants à s'adapter à leur environnement.

On parlera donc d'individus (ou de chromosomes) comme solutions potentielles de population, de gènes comme variables élémentaires de chromosomes, de parents, de descendants de reproduction, d'opérateurs de croisement et de mutation dont les détails ont été développés au chapitre 1.

Les AG, introduits en 1970, sont des méthodes d'optimisation, plus tard développées par John Holland [1] et son équipe de recherche de l'université de Michigan aux USA en 1975. La notion d'AG a été considérablement développée pendant les années 1980 par David Goldberg pour résoudre les problèmes d'optimisation de fonctions. Après l'apparition de son ouvrage en 1989, ils paraissent concilier au mieux généralité, puissance et facilité de programmation [3] pour publier par la suite son ouvrage qui a largement contribué à leur développement en 1994 [2].

L'exploitation de la puissance des AG, permettant la conception complète d'un système de contrôle pour la commande des robots manipulateurs, pour exécuter rapidement une tâche bien précise, concernant la manipulation de l'organe terminal du bras d'une position initiale vers celle souhaitée avec une précision acceptable. Dans le cas de l'optimisation des paramètres d'un contrôleur dont la structure Proportionnel (P), Proportionnel Intégral (PI), Proportionnel Dérivé (PD), ou Proportionnel Intégral Dérivé (PID) est donnée à l'avance, de nombreux travaux de recherche montrent que les AG peuvent être utilisés pour obtenir automatiquement cette structure optimale. Ils peuvent intervenir dès la phase de conception du système de contrôle et optimiser à la fois les paramètres et la structure du système de contrôle. Pour répondre à cet objectif, on a exposé en détail aux chapitres 1 et 2 les concepts fondamentaux et le principe de base pour l'utilisation des AG comme méthode d'optimisation multiobjectifs.

La première partie est consacrée à un bref aperçu sur la robotique.

La deuxième partie est destinée à l'application des AG pour le réglage optimal des paramètres du contrôleur PID du bras manipulateur à six degrés de libertés (mobilité des articulations) du robot SCARA pour accomplir cette tâche.

Dans la troisième partie, les résultats obtenus par simulation utilisant les AG sont testés pour l'optimisation d'un contrôleur PID du bras de robot pour différentes trajectoires préalablement définies, puis comparées aux résultats obtenus par les méthodes d'optimisation conventionnelles.

On termine notre travail par des conclusions sur les résultats obtenus.

8.2 Bref aperçu sur la robotique

La robotique est la technologie qui se rapproche le plus de l'automatisation programmable, où l'acteur principal est le ROBOT [218–221]. Le robot industriel est un manipulateur reprogrammable à usage général. Il est conçu pour déplacer des matériaux ou des outils, à travers une séquence de mouvements programmable, dans le but d'accomplir une tâche bien précise. L'histoire des robots réels n'a commencé qu'en 1954, lorsqu'un ingénieur américain dépose un brevet intitulé : « Programmed Article Transfer » qui a conduit la compagnie UNIMATION à fabriquer le premier robot industriel en 1962.

La plupart des robots industriels sont anthropomorphes, car cette ressemblance humaine concerne surtout le bras utilisé pour manipuler des objets. Cette tâche consiste à prendre l'objet pour changer sa position et son orientation dans l'espace, exigeant ainsi au robot de produire six mouvements indépendants. La position de l'objet dans l'espace est déterminée par ses trois coordonnées (cartésiennes, cylindriques, sphériques, etc…) et ses trois paramètres de rotations angulaires autour des axes du repère qui déterminent son orientation (angles d'Euler, paramètres d'Euler, etc…). Pratiquement, un robot à usage général nécessite au moins six degrés de libertés.

8.2.1 Constitution d'un robot industriel

Un robot industriel typique est constitué principalement :

- ***D'un manipulateur*** : C'est la structure mécanique portante qui peut être rigide ou flexible. Pour faciliter la commande, certaines structures se composent de deux parties : le porteur qui est la partie responsable du positionnement des objets et le poignet (effecteur) qui est responsable de leur orientation dans l'espace.
- ***D'actionneurs*** : Ils constituent les muscles des robots qui peuvent être hydrauliques, pneumatiques ou électriques. Il y a autant d'actionneurs que d'articulations. Le robot est souvent accompagné d'une source d'alimentation appropriée au type d'actionneur utilisé.
- ***De transducteurs*** : Ceux sont les différents capteurs utilisés par le robot, pour repérer ses éléments et pour se repérer lui-même dans l'espace de travail, tels que les capteurs de position, de vitesse et d'accélération, caméra vidéo, etc…
- ***Du contrôleur*** : Il détermine les séquences de mouvement (trajectoire) et sert d'interface entre le robot et son environnement. Vu la complexité du manipulateur à usage général, nécessitant une coordination entre les différentes articulations pour accomplir la tâche désirée, la commande ne peut se faire que par ordinateur. Ainsi, le contrôleur est constitué d'un calculateur, le plus souvent numérique, de modules d'Entrée/Sortie analogiques ou numériques et d'une partie puissance et asservissement.

8.2.2 Applications des robots

Les applications industrielles des robots couvrent une large variété d'opérations de production. On peut les rassembler en trois grandes catégories :

1. Le transfert de matériaux

Une application très connue du robot concerne le chargement/déchargement des machines de production pour le moulage de plastique, le pressage et les opérations de forgeage, etc….Elles enveloppent les opérations de palettisation et dépalettisation et d'une manière générale le déplacement des objets, des pièces et des matériaux très lourds d'une position à une autre.

2. L'opération de transformation

Le robot utilise des outils très variés comme effecteurs pour traiter des pièces pour leurs faire subir certaines transformations. La soudure des pièces métalliques est un domaine en forte expansion.

a. Le soudage par points pour les carrosseries d'automobiles est totalement maîtrisé.

b. Le soudage à l'arc nécessite la reconnaissance continue du joint, la déformation des pièces et le réglage continu des paramètres de l'arc nécessitant des capteurs de vision.

c. La peinture au pistolet des carrosseries de voitures a été automatisée par robot pour les couches de finition.

3. L'assemblage et l'inspection

a. Le robot d'assemblage met ensemble des pièces et parfois d'outils pour former un certain produit. Son champ d'applications est à la fois très vaste et très spécifique dont certains exemples concernent l'assemblage d'alternateurs, de moteurs électriques et d'insertion de composants électroniques sur circuits imprimés. L'assemblage est ainsi une application attractive des robots manipulateurs, car elle nécessite un travail fastidieux et répétitif pour les êtres humains.

b. Pour l'inspection automatique ou bien le contrôle de qualité des produits finaux ou les sous assemblages, les robots sont munis de caméra pour assurer la vision artificielle pour rejeter ceux hors tolérance et donner une indication d'un problème potentiel, avant qu'il devienne sérieux.

Remarque : Cette dernière catégorie d'application ressemble à la première. En robotique, il en résulte deux classes distinctes d'applications :

- Les applications où l'effecteur est une pince dont la fonction principale du robot est de maintenir l'objet fermement pendant son transport. L'effecteur peut être du type ventouse ou une pince mécanique.
- Les applications où l'effecteur est un outil où le poignet du robot permettant des orientations variées, sont spécialement conçues pour accepter plusieurs types d'outils de transformations, tels que le pistolet de peinture, perceuse et électrodes de soudage, etc….

Pour ces différentes applications les plus courantes des robots, ils existent plusieurs structures de manipulateurs dont certains conviennent bien pour des applications spécifiques, telle que la structure torique du type « **Selective Compliance Assembly Robot Arm : SCARA**», du nom de projet japonais qui lui a donné naissance, est utilisée pour l'assemblage. Ils sont fréquemment utilisés dans les cellules de production pour les opérations de palettisation.

8.2.3 Description des bras manipulateurs

On se propose d'établir les modèles et cinématiques des bras manipulateurs, par la définition de la forme des chaînes cinématiques et le paramétrage usuel. Les deux structures les plus utilisées dans l'industrie sont :

- les bras manipulateurs d'usage général de structure polyarticulée du type **anthropomorphe** par analogie avec le bras humain, possèdent trois articulations rotoïde (RRR). Ils possèdent un volume de travail important représenté par une sphère de rayon 2D, pour une translation D.
- les bras manipulateurs de structure torique du type **SCARA** sont constitués par une liaison rotoïde puis une liaison prismatique et enfin une liaison rotoïde (RPR). Ils sont bien adaptés à l'assemblage planaire.

8.2.4 Chaîne cinématique d'un robot manipulateur

La figure 8.1 représente un robot manipulateur formé d'une chaîne mécanique articulée de ***n*** corps rigides connectés entre eux par des articulations (***n*** liaisons rotoïdes R et/ou prismatiques P). Chaque articulation est mue indépendamment, produisant le mouvement relatif du corps. Le nombre d'articulations représente le nombre de degrés de libertés du robot manipulateur. La base formée du corps $\boldsymbol{C_0}$ de la chaîne articulée est liée fermement à un support fixe ($o\ x_0\ y_0\ z_0$) et son extrémité (l'organe terminal) ainsi que chaque corps intermédiaire connus dans leur propre repère sont libres de se mouvoir dans l'espace de travail, afin d'accomplir les tâches désirées formant la structure d'une chaîne articulée de la figure 8.1.

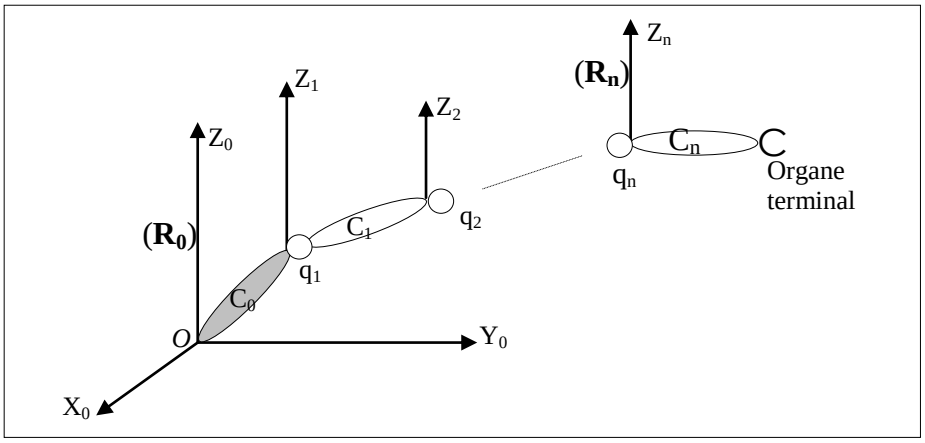


Figure 8.1 : Structure d'une chaîne mécanique articulée.

La chaîne cinématique de la figure 8.1 est composée de ***n*** corps solides articulés entre eux. Les articulations ou liaisons q_i et les corps C_i sont numérotés de telle sorte que l'articulation i connecte les corps i-1 et i. Chaque paire articulation - corps constitue un degré de liberté. Pour décrire les mouvements du robot, on assigne un repère de coordonnées cartésiennes ($o_i\ x_i\ y_i\ z_i$) à chaque articulation q_i, où $i = 1, 2, \ldots, n$; avec n le nombre de degrés de liberté.

On modélise le système mécanique à n degrés de liberté de la figure 8.1 ci-dessus, en utilisant les coordonnées articulaires ou liaisons $q_1, \ldots, q_n$. La coordonnée articulaire q_i est le déplacement angulaire autour de l'axe Z_i si l'articulation q_i est Rotoïdes (R); ou un déplacement linéaire le long de l'axe Z_i si l'articulation q_i est Prismatique (P).

8.2.5 Génération de mouvement

Le problème de la génération de mouvement est de calculer les consignes de référence en position, vitesse et accélération qui sont fonctions du temps et qui assurent le passage du robot

par une trajectoire désirée, définie par une suite de situation de l'organe terminal ou de configuration articulaires. On peut distinguer les classes de mouvement suivantes:

- Le mouvement entre deux points avec trajectoire libre entre les points.
- Le mouvement entre deux points à travers des points intermédiaires, spécifiés notamment pour éviter les obstacles avec trajectoire libre entre les points intermédiaires.
- Le mouvement entre deux points avec trajectoire contrainte entre les points (trajectoire rectiligne par exemple).
- Le mouvement entre deux points à travers des points intermédiaires avec trajectoire contrainte entre les points intermédiaires.

8.2.6 Détermination des modèles géométriques

Il s'agit d'évaluer la position et l'orientation d'un corps rigide par rapport à un repère de référence. Ce corps rigide qui représente en général l'organe terminal du robot est lui-même défini par un repère connu qui lui est attaché définissant ainsi sa situation (position et orientation) par rapport au repère de référence lié au bâti.

La commande des robots nécessite le calcul de certains modèles mathématiques tels que les modèles de transformation entre l'espace opérationnel dans lequel est défini la situation de l'organe terminal et l'espace articulaire dans lequel est définie la configuration du robot.

Pour décrire la structure géométrique du robot, on utilise les deux types d'articulation simples (R, P) et les corps rigides (segments) qui constituent la chaîne cinématique. Un corps est noté C_i, la variable de l'articulation est notée q_i. Ainsi dans la figure 6.1, q_1 est la première articulation et C_1 est le corps le plus proche de la base du manipulateur.

La position de l'organe terminal (OT) peut être déterminée de deux manières :

$$P_a = \bar{f}(\bar{\theta}) \qquad \text{Espace articulaire}$$

$$P_o = \bar{f}(\bar{X}) \qquad \text{Espace opérationnel}$$

Si on a besoin d'utiliser les deux représentations, on doit avoir des moyens permettant de passer d'une représentation à une autre. La cinématique directe (modèle géométrique direct : MGD ou modèle de connaissance) permet de passer de l'espace articulaire à l'espace opérationnel, et la cinématique inverse (modèle géométrique inverse : MGI utilisé pour la commande) permet le passage inverse.

$$P_a(\bar{\theta}) \underset{MGI}{\overset{MGD}{\Leftrightarrow}} P_o(\bar{X})$$

$\bar{X} = (x_1, x_2, ..., x_n)^T$: C'est le vecteur dont les n composantes sont les grandeurs à contrôler pour obtenir une exécution correcte de la tâche : (variables opérationnelles).

$\bar{\theta} = (\theta_1, \theta_2, ..., \theta_m)^T$: C'est le vecteur dont les m composantes sont les variables articulaires ou généralisées.

En général m est égal au nombre de degrés de libertés. Notons qu'on aura toujours $n \leq m$ traduisant le fait qu'on ne peut contrôler au plus que m grandeurs indépendantes. Ainsi, le degré de liberté d'un robot manipulateur est égal au nombre de paramètres indépendants qui fixent la situation de l'organe terminal.

8.2.6.1 Calcul du modèle géométrique direct

Considérons la figure 8.1 précédente, représentant la structure d'une chaîne mécanique articulée. Pour définir le modèle géométrique direct (MGD), il existe un certain nombre de moyens pour exprimer analytiquement :

1. L'orientation du repère $\boldsymbol{R_i}$ par rapport à $\boldsymbol{R_0}$.

2. La position d'un point quelconque du corps C_i, connu dans R_i, par rapport au repère R_0.

Ceci se traduit par l'obtention des composantes du vecteur $\overline{X}$ correspondant à l'orientation et à la position de l'organe terminal du robot en fonction des composantes du vecteur $\overline{\theta}$:

$$\overline{X}(R_0) = \bar{f}(\overline{\theta})$$

L'opérateur $\bar{f}$ est le transformateur de coordonnées direct.

On pourra regarder, dans quelles conditions, il est possible d'inverser ce modèle pour obtenir un modèle utilisable pour la commande.

8.2.6.2 Calcul du modèle géométrique inverse

Dans la plupart des cas, il est important d'être capable de dériver les variables articulaires à partir de la position de l'organe terminal dans l'espace opérationnel. Ceci se traduit par :

$$\overline{\theta} = \bar{f}^{-1}(\overline{X})$$

C'est le modèle géométrique inverse (MGI).

L'opérateur $\bar{f}^{-1}$ est le transformateur de coordonnées inverse.

La méthode utilisée pour déterminer le MGI devient très compliquée, lorsque le manipulateur en question possède plusieurs articulations. La méthode généralement utilisée, pour résoudre le problème de modèle géométrique des robots manipulateurs, est une méthode matricielle basée sur les transformations homogènes. Ces transformations s'expriment par des algorithmes implantés dans le calculateur de commande sous forme de programmes.

Pour la commande en position, le calculateur devra traduire la suite de vecteurs $\overline{X}_i$ (suite de positions et d'orientations de l'organe terminal dans le repère de la tâche), qui constituent une description de la trajectoire qu'on désire faire suivre au robot, en une succession de vecteurs $\overline{\theta}_i$ à l'aide du transformateur inverse $\bar{f}^{-1}$.

8.2.7 Transformations

En robotique, on associe à tout élément du poste de travail, un ou plusieurs repères. Les repères sont généralement définis de telle sorte que leurs repères axes et leurs origines correspondent respectivement à des directions et à des points privilégiés, ayant un rôle fonctionnel lors de l'exécution de la tâche.

Si à chaque corps de la chaîne du manipulateur est associé un repère, ce dernier doit se mouvoir avec son corps correspondant.

Les coordonnées cartésiennes d'un point sur un corps sont connues dans ce repère particulier, alors que les matrices de transformations permettent de connaître les coordonnées de ce point par rapport à n'importe quel autre repère. Par ce moyen, on peut connaître les coordonnées opérationnelles de l'organe terminal par une série de transformations.

Position

On rappelle que la position *P* de l'origine O_n d'un référentiel R_n lié à un solide par rapport au référentiel R_0 de référence est définie par ses trois coordonnées, donnée par une matrice colonne *3×1* en coordonnées cylindriques $(\rho\ \theta\ z)^T$, le mieux adapté puisque le manipulateur du type SCARA considéré est de structure de base RPR dont le volume de travail est un cylindre de rayon *2D* et de hauteur *D* (translation):

$$P = (X \quad Y \quad Z)^T = (\rho.\cos\theta \quad \rho.\sin\theta \quad z)^T$$

Avec $\rho = \sqrt{X^2 + Y^2}$ et $\theta = Arctg\,\frac{X}{Y}$

Il existe une large variété de robots manipulateurs industriels, dont les mouvements principaux sont opérés en coordonnées cylindriques.

Orientation

La figure 8.2 représentant l'orientation du repère $R_j = (O, xj, yj, zj)$, défini par les vecteurs de base unitaires $\boldsymbol{s}$, $\boldsymbol{n}$, et $\boldsymbol{a}$ respectivement suivant les axes X_j, Y_j, Z_j exprimé dans le repère $R_i = (O, x_i, y_i, z_i)$ est le résultat de trois rotations successives autour de chacun des trois axes X_i, Y_i, Z_i d'un angle respectivement α, φ, θ, peuvent être accomplis par des transformations de rotation pures dont les matrices de rotation sont respectivement données par :

$$Rot(X,\alpha) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad Rot(Y,\varphi) = \begin{bmatrix} \cos\varphi & 0 & \sin\varphi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\varphi & 0 & \cos\varphi \end{bmatrix} \quad Rot(Z,\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8.1)$$

α, φ, θ sont les angles d'Euler.

Ainsi, la première rotation pure d'un angle α autour de l'axe *x* est représentée en figure 8.2 suivante :

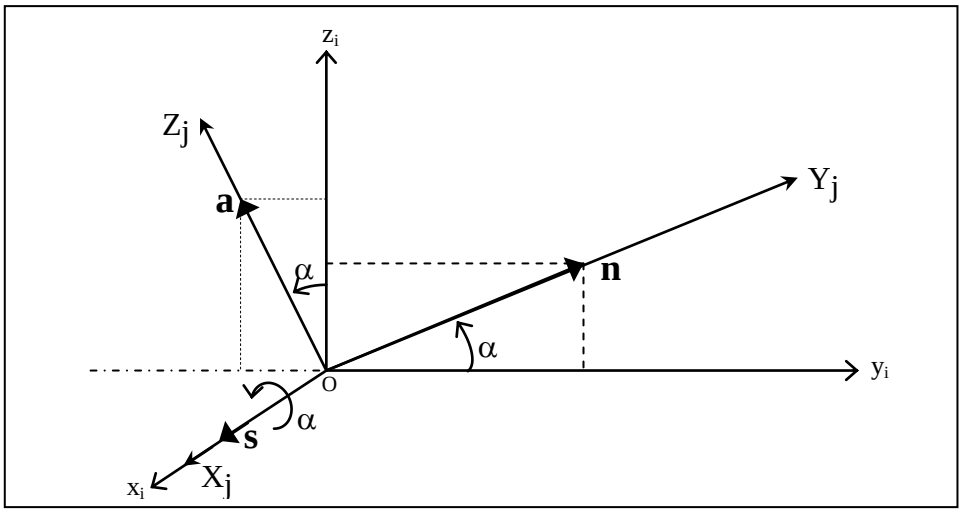


Figure 8.2 : Transformation de rotation pure autour de l'axe x.

De plus, l'orientation $\boldsymbol{Rot(\alpha,\theta)}$ d'un référentiel R_n par rapport à celui de référence R_0 se fait par le calcul de la matrice de rotation d'Euler $\boldsymbol{3\times3}$ résultant d'une rotation $\boldsymbol{Rot(X,\alpha)}$ de α autour de l'axe $\boldsymbol{X}$, puis d une rotation $\boldsymbol{Rot\ (Z,\theta)}$ de θ autour de l'axe $\boldsymbol{Z}$ définie par :

$$R(\alpha,\theta) = Rot(Z,\theta)Rot(X,\alpha) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\cos\alpha.\sin\theta & \sin\alpha.\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\alpha.\cos\theta & -\sin\alpha.\cos\theta \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (8.2)$$

8.2.7.1 Changement de repère
Translation et rotation

Dans la figure 8.3 ci dessous, le point *P* de l'organe terminal est connu dans le repère (*Oj*, *xj*, *yj*, *zj*) et on veut le représenter dans le repère (O_i, x_i y_i z_i) à trois dimensions.

Représentation du point *P* dans le repère (*Oj*, *xj*, *yj*, *zj*): $P_j = [x_j\ y_j\ z_j]^T$.

Représentation du point *P* dans le repère (O_i, x_i, y_i, z_i) : $P_i = [x_i\ y_i\ z_i]^T$.

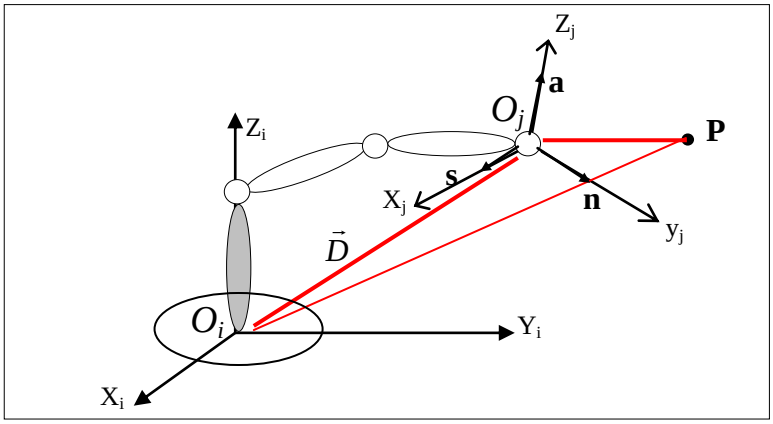


Figure 8.3 : Changement de repère.

L'équation entre bipoints :

$$\vec{o_i p} = \vec{o_i o_j} + \vec{o_j p}$$

Cette équation ci-dessus permet de calculer les coordonnées x_i , y_i , et z_i du point *P* dans le repère (O_i, x_i, y_i, z_i) en fonction de ses coordonnées x_j , y_j , et z_j dans le repère (*Oj*, *xj*, *yj*, *zj*) connaissant les composantes d_x, d_y, d_x, du point *Oj* dans le repère (O_i, x_i, y_i, z_i).

En posant la matrice de rotation ${}^i\boldsymbol{R_j}$ du repère *j* par rapport au repère *i* et le vecteur déplacement de O_i à *Oj* (exprimé dans le repère *i*) ${}^i\boldsymbol{D_j} = [\boldsymbol{d_x}\ \boldsymbol{d_y}\ \boldsymbol{d_x}]^T$; on obtient la relation de changement de coordonnées du point *P* suivante :

$$\boldsymbol{P_i} = {}^i\boldsymbol{R_j} * \boldsymbol{P_j} + {}^i\boldsymbol{D_j} \quad (8.3)$$

$*$: Représente l'ensemble des produits vecteur - matrice et matrice - matrice.

Dans le cas de rotation pure, la matrice de transformation $\boldsymbol{R}$ ci dessous est une matrice orthogonale 3×3, formée des composantes *x*, *y*, *z* de vecteurs unitaires ($\boldsymbol{s}$, $\boldsymbol{n}$, $\boldsymbol{a}$) portés par les axes principaux du repère (*Oj*, *xj*, *yj*, *zj*) de l'organe terminal projetés dans le système de coordonnées du repère de base (O_i, x_i, y_i, z_i) représenté dans la figure 8.3 précédente.

$$R = \begin{pmatrix} s_x & n_x & a_x \\ s_y & n_y & a_y \\ s_z & n_z & a_z \end{pmatrix} \tag{8.4}$$

Le trièdre directe de vecteurs unitaires (***s***, ***n***, ***a***) orthogonaux peut être utilisé pour déterminer l'orientation du système de coordonnées translaté. Les 9 éléments de la matrice de transformation ***R*** en (8.4) représentent les cosinus directeurs. En effet, dans le cas particulier de rotation pure d'un angle θ autour de *z*, la troisième matrice *3×3* de transformation ${}^{i}R_{j}(Z,\theta)$ a été définie en (8.1).

Afin d'unifier les équations de changement de repère, J. Denavit et R.S. Hartenberg (D-H) ont proposé les notions de composantes et coordonnées homogènes.

8.2.7.2 Transformation homogène

Si on veut une transformation, qui n'implique rien que des multiplications de matrices, on définit une matrice transformation homogène ***T*** de dimension 4×4 [220–221], en utilisant des vecteurs de quatre composantes homogènes obtenus en adjoignant la valeur zéro (***0***) aux trois composantes cartésiennes classiques, telle que :

$$\boldsymbol{P_i} = {}^{i}\boldsymbol{T_j} * \boldsymbol{P_j} \tag{8.5}$$

T est la matrice carrée d'ordre 4, dénommée matrice de passage homogène du repère (O_i, x_i, y_i, z_i) au repère (*Oj*, *xj*, *yj*, *zj*).

Et $\boldsymbol{P_i = [p_{ix}\ p_{iy}\ p_{iz}\ 1]^T}$

P_i est le point de coordonnées homogènes formé des quatre scalaires obtenus en adjoignant la valeur ***1*** à ses *3* coordonnées cartésiennes classiques. Il en est de même pour le point :

$$\boldsymbol{P_j = [p_{jx}\ p_{jy}\ p_{jz}\ 1]^T}$$

Ainsi pour une transformation homogène comportant une rotation et une translation, on a (8.6):

$$\begin{bmatrix} P_{ix} \\ P_{iy} \\ P_{iz} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} sx & nx & ax & d_x \\ sy & ny & ay & d_y \\ sz & nz & az & d_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} P_{jx} \\ P_{jy} \\ P_{jz} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^{i}R_{j} & {}^{i}D_{j} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} * P_j \tag{8.6}$$

L'intérêt de cette matrice de transformation homogène ***T*** de dimension 4×4 est de regrouper l'information sur la position (vecteur position ${}^{i}D_{j}$ 3×1) et sur l'orientation (sous–matrice ${}^{i}R_{j}$ 3×3) du repère (*Oj*, *xj*, *yj*, *zj*) par rapport au repère (O_i, x_i, y_i, z_i) de manière concise et explicite. L'utilisation de la transformation homogène, est l'une des meilleures méthodes favorables [220–221], pour localiser la position et l'orientation de l'organe terminal, par rapport au repère de référence du bras de robot manipulateur.

Dans le cas, combinant une rotation particulière de θ autour de l'axe *z* et une translation, la matrice de transformation homogène s'écrit alors :

$$ {}^{i}T_{j} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 & d_x \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 & d_y \\ 0 & 0 & 1 & d_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad (8.7 $$

8.2.7.3 Modèle géométrique du bras de robot SCARA

Le modèle du bras de robot étudié, est de structure SCARA utilisé pour l'assemblage, possède les ***caractéristiques géométriques*** suivantes :

- Il possède un espace de travail cylindrique.
- Il est très rapide et précis.
- Ses trois axes sont mus par un actionneur.
- Le nombre de degrés de liberté est ***n=6***.
- Le système mécanique poly articulé est d'architecture série.
- Le chaînage des articulations est Rotoïde Prismatique Rotoïde (RPR).

8.2.7.4 Les paramètres de Denavit-Hartenberg

La technique la plus répandue, pour décrire la géométrie d'un bras manipulateur, consiste à utiliser les **paramètres de Denavit-Hartenberg (D-H).** Dans cette convention, les positions et orientations relatives des corps rigides sont décrites par des transformations homogènes représentées par des matrices **4 × 4** qui incorporent les ***caractéristiques géométriques*** citées au paragraphe **8.2.7.3** ci-dessus et les ***configurations*** (***position et orientation***) des corps rigides. On associe au i^{ème} corps le repère $R_i = (O_i, x_i, y_i, z_i)$, avec $i = 0, 1, \ldots, n$.

Pour placer les repères R_1 à R_n selon la règle des paramètres de D-H, il convient de suivre les règles suivantes selon la figure 8.4 ci-dessous :

- Le repère R_0 est défini librement en suivant des considérations de simplicité. De même, le point O_n est choisi de façon à annuler un maximum de paramètres. Le point O_{n+1} est associé à l'Organe Terminal (OT) du bras manipulateur, selon des critères opérationnels : Typiquement, si le bras manipulateur est équipé d'une pince, le point O_{n+1} représentera centre de ses mors.
- Enfin, on choisit alors R_n de sorte que le point O_{n+1} se situe dans le plan $R_i = (O_n, x_n, z_n)$ conformément à la figure 8.4.

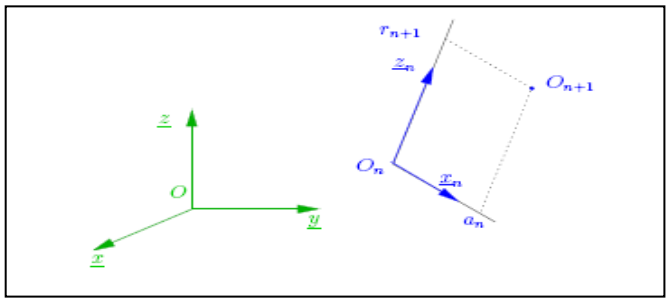


Figure 8.4 : Placements respectifs des repères R_n et du point O_{n+1}.

Les repères étant choisis, la situation du repère d'un corps respectivement à celle du repère du corps suivant, peut être définie conformément à la figure 8.5. Les paramètres suivants (***θ_i, r_i, d_i,***

α_i), avec $i = 1, 2, \ldots, n$, placés sur cette figure sont appelés paramètres de D-H modifiés. La position et l'orientation, donc la situation du corps C_i par rapport au corps C_{i-1}, sont définies par ces quatre paramètres (θ_i, r_i, d_i, α_i) dits de D-H représentés sur la figure 8.5 en utilisant toujours le chemin suivant :

1. Une rotation d'un angle θ_i autour de l'axe Z_{i-1} de sorte que les axes X_i et X_{i-1} soient parallèles : ***Rot*** (Z_{i-1}, θ_i).
2. Une translation d'une distance r_i. le long de la direction positive de l'axe Z_{i-1} pour que les axes X_i et X_{i-1} soient alignés : ***Transl*** (Z_{i-1}, r_i).
3. Une translation d'une distance d_i le long de la direction positive de l'axe X_{i-1} pour que les origines O_{i-1} et O_i coïncident : ***Transl*** (X_i, d_i).
4. Une rotation d'un angle α_i autour de l'axe $X_{i-1}=X_i$ pour que les deux systèmes coïncident : ***Rot*** (X_i, α_i).

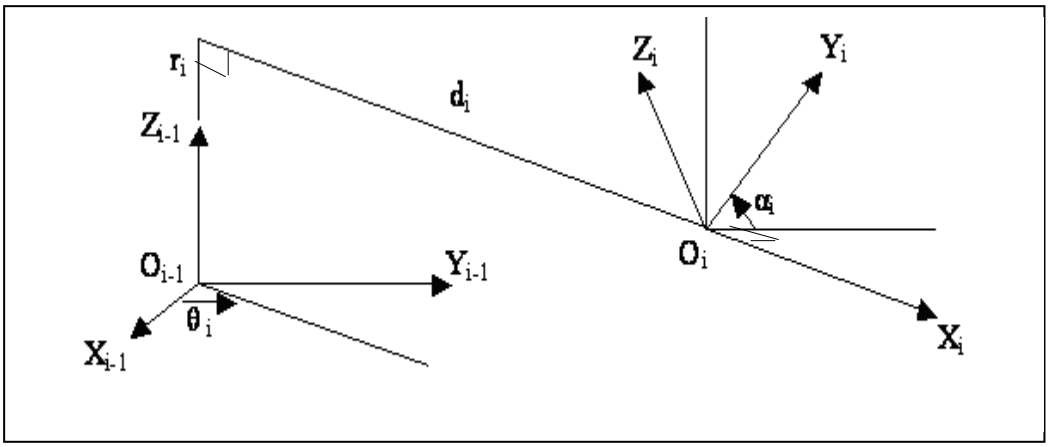


Figure 8.5 : Illustration géométrique de la transformation homogène.

Par conséquent pour passer d'une articulation à la suivante, les quatre opérations précédentes peuvent être exprimées par la transformation homogène complète :

$$DH_{i-1,i} = Rot_{(Z_{i-1},\theta_i)}\ Transl_{(Z_{i-1},r_i)}\ Transl_{(X_i,d_i)}\ Rot_{(X_i,\alpha_i)} \tag{8.8}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos\theta i & -\sin\theta i & 0 & 0 \\ \sin\theta i & \cos\theta i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & r i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & d i \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha i & -\sin\alpha i & 0 \\ 0 & \sin\alpha i & \cos\alpha i & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La forme générale de la matrice de passage, d'une articulation à la suivante, sera donc toujours :

$$DH_{i-1,i} = \begin{bmatrix} \cos\theta i & -\sin\theta i.\cos\alpha i & \sin\theta i.\sin\alpha i & d i.\cos\theta i \\ \sin\theta i & \cos\theta i.\cos\alpha i & -\cos\theta i.\sin\alpha i & d i.\sin\theta i \\ 0 & \sin\alpha i & \cos\alpha i & r i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{8.9}$$

Le $i^{ème}$ référentiel est caractérisé donc par les quatre paramètres cinématiques de D-H du corps i : θ_i, r_i, d_i, et α_i.

Si l'articulation ***qi*** est rotationnelle : $q_i = \theta_i$, mais α_i, d_i et r_i sont des paramètres constants, qui dépendent des propriétés géométriques et de la configuration du corps *i*.

Si l'articulation ***qi*** est translationnelle : $q_i = r_i$, mais θ_i, d_i, et α_i sont des paramètres constants qui dépendent de la configuration du corps *Ci*.

Pour les articulations translationnelles et rotationnelles r_i et θ_i sont respectivement la distance et l'angle entre le corps *Ci* et le corps *Ci-1*, tandis que d_i et α_i sont la longueur et la torsion du corps *Ci*.

Le calcul du MGD consiste donc à exprimer la position du point O_{n+1} et l'orientation du repère R_n lié à l'OT, en fonction de sa configuration. Il faut pour cela multiplier les matrices de passage homogènes successives, reliant le repère R_0 lié au bâti au repère R_n lié à l'OT :

$$A_{0,n} = \begin{bmatrix} R_{0,n} & P_{0,n} \\ 0\ 0\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_3 & p \\ 0\ 0\ 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R_{0,n} & 0 \\ 0\ 0\ 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad (8.10)$$

$I3$: Matrice identité diagonale 3×3.

Cette matrice $A_{0,n}$ de transformation homogène de dimension **4×4** permet donc de connaître *l'orientation* de l'OT dans le repère de base et la ***position*** $P_{0,n} = (p_x, p_y, p_z)^T$ du point O_n . $P_{0,n}$ est le vecteur de position de la quatrième colonne exprimant l'origine du repère R_j dans le repère R_i. La sous matrice $R_{o,n}$ de dimension **3× 3** représente la rotation, alors que le vecteur position $P_{0,n}$ de dimension **3×1** représente la translation.

Pour une transformation de translation pure, $R_{o,n}=I_3$, tandis que pour une transformation de rotation pure, $p_{0,n} = 0$ dans (8.10).

En revenant au cas de figure 8.4, on remarque qu'il suffit de connaître la première et troisième colonne de la matrice de rotation pure en (8.4) pour définir de manière unique l'orientation de l'organe terminal. La position $(x_1\ x_2\ x_3)^T$ du centre O_{n+1} de l'organe terminal se déduit alors facilement, compte tenu des coordonnées $(a_n, 0, r_{n+1})^T$ de O_{n+1} dans le repère R_n :

$$x1 = px + an.xx + rn+1.zx \qquad (8.11a)$$

$$x2 = py + an.xy + rn+1.zy \qquad (8.11b)$$

$$x3 = pz + an.xz + rn+1.zz \qquad (8.11c)$$

8.2.8 Modèle géométrique inverse

Définition

Le modèle géométrique inverse MGI d'un bras manipulateur, permet d'obtenir la ou les configurations correspondant à une situation donnée de l'OT. Supposons que la situation *x*, d'un bras manipulateur à *n* liaisons, soit exprimée par un nombre ***m*** minimal de paramètres. Supposons par ailleurs que *x* soit une situation accessible par le bras manipulateur, c'est-à-dire, que la situation appartient à l'espace de travail.

Lors de la conception ou de la synthèse de la commande d'un robot manipulateur, le problème qui se pose est de déterminer les coordonnées généralisées correspondant à des coordonnées opérationnelles données. Il n'existe pas de méthode analytique systématique pour calculer le MGI. Le mieux est de reprendre les équations du MGD, préalablement calculée et de mener le calcul à l'envers. Le calcul se fait alors au cas par cas. Il est généralement aisé, pour un bras

manipulateur à moins de six axes, comme les bras manipulateurs de type SCARA. Dans le cas où ***n = 6***, l'existence d'un poignet sphérique permet de débuter la résolution par l'inversion du système (8.11a,b,c), sachant que l'inverse $R_{0,n}^{-1}$ de la sous matrice de rotation, est donnée par sa matrice transposée, mais l'inverse $A_{0,n}^{-1}$ de la matrice de transformation homogène n'est pas égal à sa transposée. Elle est définie comme suit par (8.12) :

$$A_{0,n}^{-1} = \begin{bmatrix} sx & sy & sz & -p.s \\ nx & ny & nz & -p.n \\ ax & ay & az & -p.a \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{8.12}$$

Où $p.s$, $p.n$ et $p.a$ représentent les produits scalaires des vecteurs colonnes s, n, a et p. soit:

$$p.s = px\,.\,sx + py\,.\,sy + pz\,.\,sz.$$

Il en est de même pour *p.n* et *p.a*.

$$px = x1 + an\,.\,xx + rn+1\,.\,zx \tag{8.13a}$$
$$py = x2 + a\,n\,.\,xy + rn+1\,.\,zy \tag{8.13b}$$
$$pz = x3 + an\,.x\,z + rn+1\,.\,zz \tag{8.13c}$$

On résout ensuite le système d'équations non linéaires que constitue le MGD, pour exprimer les q_i, pour $i = 1, 2, \ldots, n$ en fonction de px, py, pz et des cosinus directeurs.

8.3 Performance des Robots Manipulateurs

Les performances d'une machine se mesurent lors de son utilisation, qu'on doit donc précisément connaître lors de la conception. Mais, par sa flexibilité, le robot manipulateur peut s'adapter à plusieurs types de tâches non envisagées au stade conceptuel, d'où la difficulté de mesurer à priori les performances d'un robot manipulateur, qui peuvent être excellentes dans une application et mauvaises dans une autre.

Quelques grandeurs caractéristiques peuvent intervenir dans la performance des bras manipulateurs, parmi elles on note le volume ou l'espace de recherche pouvant être atteint par l'extrémité du robot manipulateur (l'organe terminal), les possibilités d'orientation de l'organe terminal, la charge utile, la précision en position (précision absolue et précision en répétition d'un geste), la résolution (plus petit déplacement possible de l'organe terminal), la vitesse de déplacement de l'organe terminal.

Toutes ces grandeurs sont difficiles à mesurer avec des instruments adéquats, mais le problème le plus important est lié à l'hétérogénéité de ces grandeurs, qui sont fonctions de la configuration du robot. Ainsi, un robot dont la charge maximale prévue est de ***10Kg*** n'en portera plus que ***7Kg*** pour certaines configurations. De même, une précision de ***0,01mm*** sur l'organe terminal obtenue au cours d'un mouvement répétitif, ne sera pas forcément atteinte si on arrive à la même position par une nouvelle trajectoire, etc...

Par ailleurs, le nombre de paramètres influant sur les performances est important (charge transportée, réglage des asservissements, des transmissions, etc.). Ainsi, deux robots réputés

identiques et fabriqués à la suite par un même constructeur, n'auront jamais les mêmes performances.

8.4 Actionneurs électriques utilisés dans les articulations

Les actionneurs électriques sont des dispositifs qui fournissent la force nécessaire au mouvement des différents corps du robot. Ils ont de très vastes applications en robotique, vu les avantages qu'ils possèdent par rapport aux actionneurs hydrauliques et pneumatiques :

- La commande facile.
- Le câblage facile.
- Le coût intéressant.
- La disponibilité et variétés de types.
- Le fonctionnement propre et silencieux.

Les moteurs DC et les moteurs pas à pas sont les plus utilisés.

8.4.1 Moteurs DC

Les moteurs DC sont très utilisés en robotique à cause de leur réponse aux démarrages fréquents, leur capacité de réglage de vitesse et freinage. Ces moteurs DC admettent une commande précise de leur vitesse à l'aide de la tension d'alimentation ou de leur couple par réglage de l'intensité qu'ils consomment. Ils sont bien adaptés à la motorisation des robots de petites et moyennes capacités.

Le moteur est constitué d'un rotor et d'un stator. Le rotor, constitué d'un bobinage de plusieurs pôles, tourne au centre du stator, lorsqu'il est alimenté en courant à l'aide de commutateurs, faisant en sorte qu'il y'a en permanence une bobine excitée créant le couple de force, faisant tourner le rotor sans arrêt. Le stator peut être une armature avec bobinage ou un aimant permanent. Les balais des commutateurs, souvent en charge, sont solidaires du stator.

Le moteur DC transforme l'énergie électrique, qui apparaît sous forme de tension ou de courant continue, en une énergie mécanique créant le couple de force qui fera tourner le rotor. Il est caractérisé par le fait que le champ inducteur occupe une direction fixe.

Les moteurs DC utilisés en robotique sont de modèle à excitation séparée où l'inducteur électromagnétique et l'induit sont alimentés séparément. Deux modes de commande sont alors possibles :

1. la commande d'inducteur.
2. la commande d'induit.

8.4.2 Le moteur à commande d'inducteur

La figure 8.6 montre le schéma conventionnel utilisé pour représenter le moteur DC à commande d'inducteur.

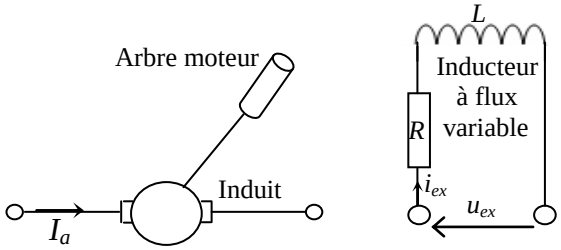


Figure 8.6 : Moteur DC à Commande d'inducteur.

Dans cette commande, l'inducteur est alimenté par une **tension variable U_{ex}** qui constitue la commande du moteur, tandis que l'induit est parcouru par une **intensité I_a constante**.

En régime établi, on peut relever les caractéristiques couple - vitesse de rotation. Ces dernières se présentent sous la forme d'une faille de droites horizontales comme l'indique la figure 8.7. Le couple utile est maintenu constant dans une certaine gamme de vitesse de rotation.

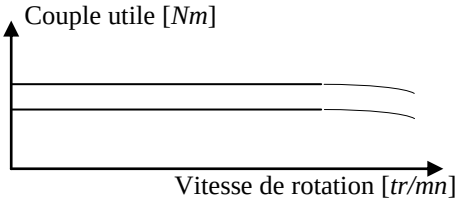


Figure 8.7 : Evolution du couple en fonction de la vitesse de rotation.

L'affaiblissement du couple utile, que l'on observe aux vitesses élevées, revient aux phénomènes physiques non linéaires. On peut néanmoins remarquer que dans un large domaine de vitesse, le couple utile est insensible à cette variation en régime établi. On dit qu'on a affaire à un moteur couplé.

8.4.3 Le moteur à commande d'induit

Le moteur DC à commande d'induit est représenté conventionnellement par la figure 8.8.

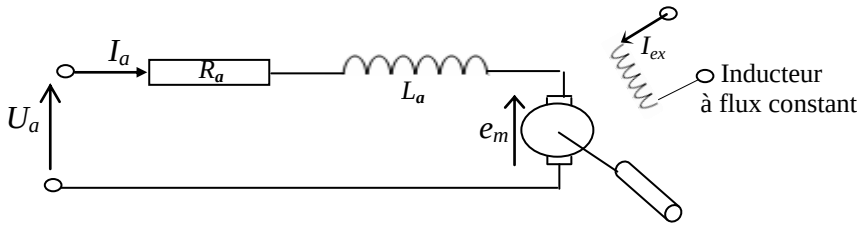


Figure 8.8 : Moteur DC à Commande d'induit.

Dans ce cas, l'inducteur est alimenté à intensité constante (***i_{ex}* = *constante***) pour produire donc un flux constant, à l'image d'un aimant permanent. Au démarrage du moteur, l'induit est alimenté par une tension variable U_a qui constitue la variable de commande. Le courant d'armature I_a sera donc (8.14a) :

$$I_a = U_a/R_a \tag{8.14a}$$

Le courant I_a produit un couple moteur T_m pour faire tourner le rotor générant ainsi une f.c.e.m e_m (8.14b) proportionnelle à la vitesse angulaire ω_m du moteur :

$$e_m = K_e.\omega_m \tag{8.14b}$$

Cette tension e_m s'oppose à la cause qui lui a donnée naissance, pour obtenir le courant actuel d'armature (8.14c):

$$i_a(t) = \frac{U_a(t) - e_m(t)}{R_a} \tag{8.14c}$$

Lorsque la vitesse de rotation ω_m augmente, la f.c.e.m e_m croit aussi de la relation (8.14b), entraînant la diminution du courant d'armature I_a de (8.14c). Lorsque le couple moteur T_m donné par la relation (8.14d) diminue, il entraîne la diminution de la vitesse :

$$T_m = K_m . i_a(t) \qquad (8.14d)$$

L'allure des courbes caractéristiques couple – vitesse de rotation, que l'on obtient en régime établi, est assez différente de celles des moteurs à commande d'inducteur, ainsi que le montre la figure 8.9.

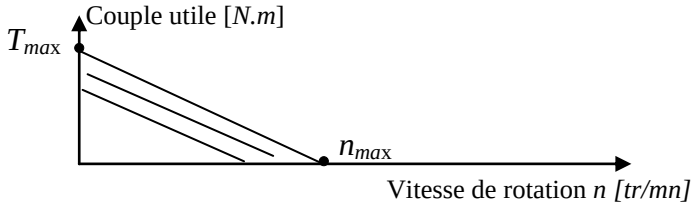


Figure 8.9 : Evolution du couple en fonction de la vitesse de rotation.

Au démarrage du moteur sa f.c.e.m e_m est nulle, de (8.14c) et (8.14d) le couple atteint sa valeur maximale ($T_m = T_{max}$). Lorsque $e_m = U_a$, le moteur tourne à vide, il atteint sa vitesse de rotation maximale ($n = n_{max}$) du régime permanent en négligent l'effet de toute perturbation extérieure.

On remarque que ces caractéristiques couple – vitesse de rotation sont linéaires. ***Cette allure est l'une des caractéristiques désirées des servomoteurs.***

Le plus souvent les moteurs DC à excitation indépendante, sont utilisés pour la commande des robots manipulateurs, puisqu'ils permettent un contrôle séparé du flux et du couple caractérisé par une dynamique élevée et un couple de maintien à vitesse nulle en **asservissement de position**.

8.4.4 Les moteurs pas à pas

Les moteurs pas à pas sont moins utilisés en robotique que les moteurs DC. Ils sont limités à la motorisation des robots de petite taille et dont les applications ne nécessitent pas une grande précision aux transports de charges utiles très légères.

Le moteur pas à pas est un transducteur électromagnétique. Le translateur qui constitue l'interface entre le système de commande et le moteur reçoit un signal d'horloge de fréquence ***f*** variable, pour faire tourner le moteur à chaque impulsion d'une quantité constante appelée pas angulaire. Le pas est généré par application d'impulsions électriques aux bornes des bobines du stator du moteur. Donc pour chaque impulsion électrique, il y a rotation de l'axe de son rotor d'un pas. Pour cela, on les utilise dans la commande en boucle ouverte où la mesure de la position du moteur se fait par le comptage du nombre d'impulsions envoyées au moteur. Ils sont polarisés, comportant un ou plusieurs aimants permanents fixés sur le rotor. Pour augmenter la résolution de ces moteurs, il faut augmenter le nombre de pôles du rotor. La relation entre la ***résolution R*** et le ***pas A*** : $R = A/360°$

Le mouvement de ces moteurs s'effectue donc pas à pas, produisant des mouvements angulaires incrémentaux, c'est-à-dire, que l'avance se fait par pas fixe de $A = (7{,}5° - 5° - 4° \text{ ou } 1{,}5°)$.

L'alimentation, se fait à tour de rôle entre deux bobines formant le stator, permet la création d'un flux magnétique au niveau de la bobine alimentée et sa polarité fixe le sens du flux.

L'attraction de l'un des pôles de l'aimant permanent par le flux magnétique déplace le rotor d'un pas et la fréquence de commutation ***f*** de polarité des bobines, fixe sa vitesse de rotation moyenne N_{moy} par la relation fondamentale :

$$N_{moy} = \frac{60.f}{n} \qquad [Tr/mn]$$

Où ***f*** est la fréquence d'impulsions d'horloge.

n : Nombre de pas par tour du moteur (***200*** à ***400*** pas par tours).

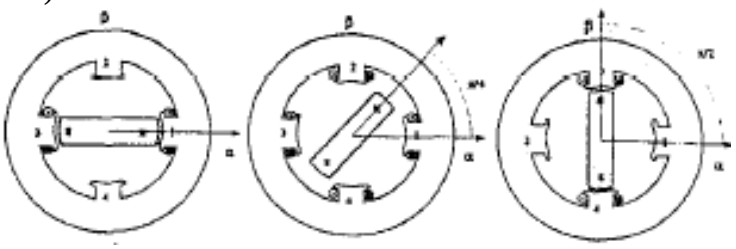
Principe de fonctionnement

Le principe de fonctionnement de ce type de moteur est illustré sur la figure 8.10, où l'on suppose un mécanisme très simplifié, mettant en œuvre quatre bobines sur le stator.

Par exemple, si la phase α est alimentée par un courant I_α, le rotor se met en position horizontale pour s'aligner avec celle du champ magnétique produit (fig.8.10a).

Un simple pas en avant d'un angle $(\theta = \pi/2)$ représenté par la (fig.8.10c), exige que le courant commute dans la phase β pour s'annuler dans la phase α.

Un déplacement entre deux positions stables peut aussi être effectué, par exemple pour s'orienter dans la position milieu telle que $(\theta = \pi/4)$, les deux phases α et β doivent être alimentée simultanément (fig.8.10b).



a) $I_\alpha = I_M$ b) $I_\alpha = I_M$ *et* $I_\beta = I_M$ c) $I_\beta = I_M$

Figure 8.10: Principe de fonctionnement du moteur pas à pas.

8.5 Méthodes conventionnelles d'optimisation des contrôleurs de procédés industriels

8.5.1 Buts d'un asservissement

Régulation

L'objectif d'un dispositif automatique de régulation (contrôleur - procédé) est de maintenir la valeur de sa sortie constante égale à la consigne (stabilisateur), ou varie de manière à différer le moins possible de la commande. Il faut donc éliminer les effets de perturbations, pour assurer les performances de stabilité et de précision.

Poursuite

La sortie doit être égale à tout moment à une référence variable avec le temps surtout en robotique et en aéronautique. Le rôle des contrôleurs est de permettre la satisfaction des performances. On verra par la suite les différents types de régulateurs, pour satisfaire les performances.

8.5.2 Optimisation d'un dispositif

Un certain nombre de systèmes de commande sont appelés à travailler à commande constante : ceux sont les régulateurs (asservissement à entrée fixe ou référence). Dans ces systèmes, le signal de commande a une valeur constante fixée une fois pour toute. Au cours du processus de régulation, leur rôle est de maintenir constamment égale à l'entrée ***E*** la valeur de la grandeur régulée ***S*** en sortie.

Dans ces expériences, la sortie doit rester constante, quelles que soient les perturbations *P(t)* intérieures et / ou extérieures, la consigne étant fixée à une valeur constante : (***e(t) = E_0 = constante***).

Evidemment la sortie ***S*** ne pourra pas être rigoureusement égale à la commande ***E*** par suite des perturbations menant à l'écart : $E-S=\varepsilon\neq 0$

Cet écart $\boldsymbol{\varepsilon}$ ne sera pas le même pour différents types de régulateurs, réalisant l'automatisation du même processus. La question est de savoir laquelle des structures, possède les meilleures performances. Cela conduit au problème du choix du critère auquel on se réfèrera, pour estimer l'écart entre les deux fonctions ***s(t)*** et ***e(t)***.

Il s'agit du problème général d'approximation et de mesure de la différence entre deux fonctions. Dans la théorie des régulateurs, on utilise le plus souvent des critères (8.15.a,b,c) dits intégraux mesurant la différence entre deux fonctions qui sont :

$$\int_0^\infty (\varepsilon(t)-\varepsilon_d)dt \qquad \text{Ou} \qquad \int_0^\infty \mid \varepsilon(t)-\varepsilon_d) \mid .dt \qquad \text{Ou bien} \qquad \int_0^\infty (\varepsilon(t)-\varepsilon_d)^2 dt \qquad (8.15.a,b,c)$$

Où $\boldsymbol{\varepsilon_d}$ est la valeur définitive de l'erreur.

Si on choisit les paramètres du système de façon à ce que les intégrales ci dessus soient minimales, on dira que le système est optimal au sens du critère (8.15.a,b,c). Le problème du choix des paramètres du système en vue de l'optimisation, est lié à ce qu'on appelle en pratique : le problème de réglage du contrôleur. Le réglage des paramètres peut se faire empiriquement, c'est à dire, expérimentalement par la méthode d'essais et erreurs citées au chapitre 2.

Les performances d'un système asservi se mesurent à partir de leurs réponses aux signaux d'entrée (commande, perturbation). Bien que ces signaux d'entrée soient de nature aléatoire, pratiquement on utilise des signaux d'entrées normalisées. On étudie le signal d'erreur $\boldsymbol{\varepsilon(t)}$ produit par une variation de la commande constitué par un choix de l'un des signaux test normalisés en particulier l'échelon unitaire, l'impulsion de Dirac, la rampe…. Le signal d'erreur $\boldsymbol{\varepsilon}$ aura alors la forme spécifique (8.16a) :

$$\varepsilon = \frac{1}{T}\int_0^T \varepsilon(t).dt = \frac{1}{T}\int_0^T (1-y(t)).dt \qquad (8.16a)$$

Où *y(t)* représente la réponse à l'échelon du système contrôlé, caractérisé par sa FT.

Notons tout d'abord qu'un critère de la forme (8.16a) est sans intérêt, car un écart symétrique autour de l'axe temporel rendrait l'intégrale ci dessus nulle donnant un critère idéal qui est sans sens dans les systèmes réels.

Théoriquement, on dispose d'une série de critères de qualité pour optimiser les performances d'un système asservi. On choisit ainsi le réglage des trois valeurs des gains ($\boldsymbol{K_p}$, $\boldsymbol{K_i}$, $\boldsymbol{K_d}$) du contrôleur PID qui rend minimal ou maximal les caractéristiques basées sur les critères pour lesquels on mesure la moyenne quadratique (8.17b) ou la moyenne absolue de l'erreur (8.17c) :

$$\varepsilon^2 = \frac{1}{T}\int_0^T [\varepsilon(t)]^2.dt \quad ; \quad \varepsilon_{moy} = \frac{1}{T}\int_0^T |\varepsilon(t)|.dt \qquad (8.17b,c)$$

8.5.3 Critères de performance

La réalisation des systèmes de commande est une tentative pour atteindre les caractéristiques définissant la performance globale, en fonction d'un certain nombre de quantités mesurables. Les critères de performance, sont le plus souvent des critères de précision en réponse à l'échelon. Pour cela, on mesure généralement la moyenne quadratique ou la moyenne absolue de l'erreur en

utilisant les critères qui mettent en jeu les précisions dynamique (le premier dépassement maximal D_{1max} et le temps de réponse t_s du Régime Transitoire) et statique (erreur stationnaire ε_s du Régime Permanent) sur l'intervalle temporel $t \in [0;+\infty[$. Pour la conception des systèmes de commande, ces mesures doivent être simultanément satisfaites, et ainsi la réalisation devient une méthode d'essais et erreurs.

Dans les systèmes de commande adaptative, les paramètres seront automatiquement ajustés pour maintenir le système à un meilleur niveau de performance sous l'effet d'entrées et de conditions variables. Lorsque le critère de performance, fonction de ces paramètres, atteint ses extremums (le minimum ou le maximum), on dira que les valeurs des paramètres sont optimales.

En pratique, pour juger les performances d'un système de commande, on dispose d'un certain nombre de critères de performance [186–188], dont les plus utilisés, comme fonctions objectifs des AE, sont ceux de l'erreur quadratique intégrale (***ISE***) et de l'erreur quadratique moyenne (***MSE***) qu'on traitera ci dessous.

8.5.3.1 Critère de l'erreur quadratique intégrale (ISE)

Le critère de l'erreur quadratique intégrale « ***Integral Square Error : ISE*** » ou critère de Hall-Sartorius met l'erreur au carré pour éliminer les composantes négatives de celle-ci, menant à des calculs faciles, pour s'exprimer par (8.18a) :

$$ISE = \int_0^{\infty} \varepsilon^2(t).dt \tag{8.18a}$$

Les performances sont d'autant meilleures que l'***ISE*** est de faible valeur. La minimisation de l'***ISE*** par le réglage des paramètres du système est un bon compromis entre le temps de montée (t_m) pour limiter l'effet d'un grand écart initial, la réduction du premier dépassement (D_{1min}) et la réduction du temps de réponse (t_{smin}) pour limiter l'effet de l'erreur finale (ε_{smin}) en Régime Permanent. Pour les systèmes asservis du second ordre, pour une valeur choisie de la pulsation naturelle (ω_n=***cste***), on montre que la meilleure performance est obtenue pour un coefficient d'amortissement $\zeta = 0.5$. Le minimum de la courbe ***ISE(ζ)*** représentant la meilleure valeur de ce critère, prouve l'avantage de son insensibilité aux variations des paramètres. Mais, puisque sa concavité est assez large, il amène une mauvaise sélectivité.

Pratiquement, le critère de performance ***ISE*** est calculé dans l'intervalle de temps T choisi suffisamment élevé, telle que l'erreur ε_s soit négligeable pour $t > T$. Généralement T est estimée de l'ordre de grandeur du temps de réponse t_s ou un multiple entier de ce dernier ($T = n.t_s$).

8.5.3.2 Critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE)

L'Erreur Quadratique Moyenne ***EQM*** ou « ***Mean Square Error : MSE*** » en Anglo saxon, est exprimée par (8.18b) :

$$MSE = \frac{1}{T}\int_0^{T} \varepsilon^2(t).dt \tag{8.18b}$$

Elle consiste à calculer la valeur moyenne de l'erreur quadratique entre l'information désirée et la sortie. C'est généralement la plus utilisée qu'on appliquera, avec d'autres critères, dans notre problème d'optimisation des régulateurs PID pour la commande de robots manipulateurs, car elle conduit à des développements mathématiques simples et complets, fournissant la solution en fonction des ***caractéristiques du second ordre*** (***moyenne et variance***) les plus simples à estimer et menant à une solution optimale unique.

8.5.3.3 Critère de l'intégrale de l'erreur absolue (IAE)

Le critère de l'intégrale de l'erreur absolue « ***Integral of the Absolute magnitude of Error : IAE*** » ou critère d'Oldenburg-Sartorius, permet d'évaluer les performances d'un système asservi, en utilisant comme facteur de qualité l'aire comprise entre la réponse indicielle et l'entrée. L'erreur est calculée en valeur absolue pour s'écrire comme suit (8.18c) :

$$IAE = \int_0^T \left| \varepsilon(t) \right| . dt \qquad (8.18c)$$

Ce critère ***IAE*** offre la valeur absolue de l'erreur pour éliminer les composantes négatives. Il garantit un fort amortissement (ζ_{max}), donc un dépassement minimal (D_{1min}). Plus l'aire est petite, plus les performances du système régulé sont meilleures. Pour le même système du second ordre, le critère de performance ***IAE*** est minimal pour $\zeta=0.7$. Il a l'avantage d'une légère meilleure sélectivité, mais son critère d'erreur ***IAE*** est supérieur à celui de l'***ISE***.

Dans le but de réduire l'effet de l'erreur initiale de grande valeur, et ainsi de pénaliser les erreurs finales assez faibles, apparaissant en Régime Permanent, on propose les deux critères ***ITAE*** et ***ITSE*** suivants.

8.5.3.4 Critère de l'intégrale du temps multiplieur de l'erreur absolue (ITAE)

Le critère de l'intégrale du temps multiplieur de l'erreur absolu « ***Integral Time-Absolute Error : ITAE*** » s'écrit (8.18d) :

$$ITAE = \int_0^T t. \left| \varepsilon(t) \right| . dt \qquad (8.18d)$$

L'application de ce critère garantit des performances caractérisées par la réduction des oscillations transitoires, donc un temps de réponse minimal (t_{smin}), meilleures que celles de l'***ISE*** et l'***IAE***. On montre que le critère ***ITAE*** est minimal pour $\zeta = 1/\sqrt{2}$ amenant une meilleure sélectivité; mais il est déconseillé, car il augmente l'erreur avec le temps.

8.5.3.5 Critère de l'intégrale du temps multiplieur du carré de l'erreur (ITSE)

Le critère de l'intégrale du temps multiplieur du carré de l'erreur « ***Intégral Time-Square Error* : *ITSE*** » s'écrit (8.18e) :

$$ITSE = \int_0^T t.\varepsilon^2(t). dt \qquad (8.18e)$$

Le critère ***ITSE*** améliore le temps de réponse (t_{smin}) au pris d'un dépassement maximal (D_{1max}) amenant la plus petite erreur ***ITSE*** minimale (ε_{smin}) pour $\zeta=0.6$ des systèmes typiques du second ordre. Il est moins sensible, mais les calculs se compliquent davantage.

En se basant sur les avantages et inconvénients des différent indices de performance pour les systèmes du second ordre, on conclut que les ***critères de performance ISE*** et ***MSE*** sont généralement ***les meilleurs*** pour devenir pratiquement les plus utilisées, vu leur ***insensibilité aux variations des paramètres.***

Dans cette étude, on les appliquera en régulation du robot manipulateur, par PID optimisé par AG, pour faire la comparaison des résultats obtenus.

8.5.4 Les régulateurs classiques

Introduction

Depuis l'invention de la commande des systèmes par les régulateurs linéaires de types P, PD, PI et PID dans les années 1910, plus tard les techniques de synthèse proposées par Ziegler-Nichols, en 1942, qui consiste à déterminer tout d'abord le gain limite $\boldsymbol{K_L}$ (***gain critique***) qui rend le système à la ***limite de stabilité*** (***marginalement stable***) pour faire la correction performante, la popularité des régulateurs dynamiques ne cesse d'augmenter. Le régulateur PID est le plus utilisé dans le domaine industriel [168].

De plus, pour le contrôle en vitesse et position des régulateurs du bras de robots manipulateurs, le PID est le régulateur le plus répandu. Pourtant, ce type de régulateur présente de sévères limitations en performance lorsque le système à régler possède des incertitudes paramétriques, des phénomènes non linéaires ou des perturbations externes [224]. Plusieurs travaux de recherche ont été développés, en cherchant cette pseudo robustesse [220], [224–226].

Néanmoins, ces méthodes sont assez complexes et exigent toujours un spécialiste pour le réglage des paramètres du contrôleur dans le cas de modification du système nominal.

On traitera ce problème en reprenant la synthèse des correcteurs de base et en cherchant des règles de synthèse simples pour optimiser le régulateur afin de maintenir le plus possible les performances obtenues sur tous les intervalles bornés de variation des paramètres. Ces techniques permettent d'obtenir les valeurs des paramètres des différentes actions en se basant sur la minimisation de l'un ou plusieurs des critères de performances choisis (*ISE, MSE, IAE, ITAE, ITSE,*…) cités ci-dessus en 8.5.3.

Structures des régulateurs

L'objectif de ce paragraphe est de présenter la structure des régulateurs dynamiques adaptés. Le régulateur linéaire est basé sur une structure très simple dont le fonctionnement ne dépend que de trois paramètres représentant les gains appliqués sur les signaux :

- Gain Proportionnel (K_p) - Gain Intégral (K_i) - Gain Dérivé (K_d).

Actuellement, la plupart des contrôleurs dynamiques en robotique implémentés sont des descendants directes des régulateurs classiques qui sont réalisés à base de circuits à éléments passifs (résistances *R* et condensateurs *C*) dans le but de les utiliser comme Intégrateurs (I) *RC* ou Dérivateurs (D) *CR* dont les circuits équivalents sont respectivement *LR* et *RL* pour lesquels l'inconvénient majeur est la difficulté de fabriquer une grande inductance *L* pour les signaux de basses fréquences.

Puisque les réseaux correcteurs passifs ne permettent pas d'atteindre facilement les exigences souhaitées, les actions: Proportionnelles (*P*), P. Intégrales (*PI*), P. Dérivées (*PD*) et Proportionnel Intégrales Dérivées (PID) sont préférables en ajoutant des «Buffers» pour une solution à base d'amplificateurs opérationnels. Ceux sont des réseaux correcteurs actifs permettant d'effectuer ces opérations.

Il existe aussi des correcteurs à rôles particuliers appelés correcteurs à Avance de Phase, ceux à Retard de Phase et ceux à Avance - Retard de Phase remplaçant les structures approchées respectivement des formes PD, PI et PID.

Tous ces correcteurs sont des formes standard de l'asservissement classique. Le principe consiste alors à fournir en entrée du contrôleur l'erreur sur la variable à maintenir, autrement dit l'écart entre la valeur désirée (une position destination, une vitesse de consigne) et la valeur réelle (la position mesurée, la vitesse actuelles) en effectuant une correction de paramètres selon le cas,

son gain proportionnel K_p, son gain intégral K_i et son gain dérivé K_d. La sortie du processus vaudra alors :

- Pour le gain Proportionnel (P) : $s(t) = K_p.e(t)$ (8.19a)
- Pour le gain Proportionnel Intégral (PI) : $s(t) = K_p.e(t) + K_i\int e(t).dt$ (8.19b)
- Pour le gain Proportionnel Dérivé (PD) : $s(t) = K_p.e(t) + K_d.\frac{de(t)}{dt}$ (8.19c)

Pour le gain Proportionnel Intégral Dérivé (PID): $s(t) = K_p.e(t) + K_i.\int e(t).dt + K_d.\frac{de(t)}{dt}$ (8.19d)

Ces correcteurs sont particulièrement bien adaptés au contrôle de robots manipulateurs, dont l'objectif est de maintenir les variables d'état à l'intérieur d'un domaine de variabilité. Cependant, ce type de contrôleur n'accepte qu'une entrée et une sortie et ne fonctionne bien que dans un contexte linéaire.

La structure du régulateur PID

Malgré qu'il existe plusieurs formes, la FT $G_{PID}(s)$ du régulateur PID qu'on utilisera comme base de notre étude d'optimisation pour la commande performante de chaque articulation du bras de robot est la forme standard (8.20a) :

$$G_{PID}(s) = K_p + \frac{1}{\tau_i.s} + \tau_d.s \quad (8.20a)$$

Où $\boldsymbol{K_p}$: Gain proportionnel $\boldsymbol{\tau_d}$: Constante de temps de dérivation $\boldsymbol{\tau_i}$: Constante de temps d'intégration.

Ainsi un régulateur PID est un organe de contrôle, permettant d'effectuer une régulation complète en boucle fermée d'un procédé industriel. C'est le régulateur le plus utilisé dans l'industrie [224–226]. Il permet de contrôler la grande majorité des procédés dans la commande des moteurs électriques. Malgré sa popularité dans ce domaine et son implantation facile, l'inconvénient majeur du contrôleur PID est le meilleur choix de ses gains K_p, K_d, et K_i.

Beaucoup de techniques de réglage des paramètres d'un régulateur PID classique dans le but d'amener l'asservissement à de meilleures performances sont basées sur différentes approches de synthèse de commande fréquentielles dont les plus utilisées :

La méthode du lieu géométrique des racines d'Evans qui consiste à construire le lieu géométrique des pôles lorsque le ***gain K*** du système asservi varie de ***zéro à l'infini***, utilisant les spécifications désirées dans le domaine temporel et celles de Ziegler-Nichols, Bode, Nyquist, Black-Nichols, Hurwitz [186]–[188], [168], [225], où les spécifications doivent être évidemment exprimées dans le domaine fréquentiel qui sont souvent la Marge de Phase (MP) et celle de Gain (MG), la Bande Passante (BP reliée au temps de montée $\boldsymbol{t_m}$ qui augmente avec celle-ci, menant à un système rapide $\boldsymbol{t_{smin}}$).

Ces approches fréquentielles sont des méthodes classiques qui ne peuvent être utilisées que pour les systèmes bouclés dans la conception du régulateur PID optimisé, pour une commande robuste pour que le système demeure stable, aura le premier dépassement minimal ($\boldsymbol{D_{1min}}$) et le temps de réponse le plus court ($\boldsymbol{t_{smin}}$) les plus identiques possibles en présence de variations paramétriques. Un système est dit robuste s'il conserve sa stabilité et ces performances désirées malgré la présence d'incertitudes.

Le rôle de chacun des trois actions du régulateur dynamique de gains principaux (K_p, K_i, K_d) du contrôleur PID peut être décrit comme suit :

a. Le gain proportionnel K_p, propose une correction proportionnelle à l'erreur :

Il s'agit d'une simple amplification de l'erreur : $\varepsilon_c(p) = K_p \varepsilon(p)$

ε : Différence entre consigne de vitesse (ou position) et vitesse (ou position) mesurée.

L'action proportionnelle ou amplification corrige de manière instantanée, donc rapide, tout écart de la grandeur à régler. Elle permet de vaincre les grandes inerties du système.

Afin de diminuer l'écart de réglage et rendre la correction plus rapide réduisant ainsi le temps de montée t_m, on fait croître le gain K_p pour augmenter la sensibilité mais la réponse en régime transitoire sera mal amortie et risque des dépassements. A la limite où K_p sera de grande valeur, risque de faire passer la réponse au régime juste oscillant entraînant l'instabilité. On est donc limité par la stabilité du système.

Contrairement, si K_p est de faible valeur, la correction est lente et il y'a moins de risque d'oscillation.

Le régulateur proportionnel *P* est utilisé lorsqu'on désire régler un paramètre dont la précision n'est pas importante, puisqu'il n'élimine jamais l'erreur permanente.

Avantages et inconvénients de l'action proportionnelle *P*

On remarque que le régulateur *P* assure une transmission instantanée du signal d'erreur. Dans ce sens, son action sensible est relativement dynamique : sa commande ne dépend pas du passé, ni d'une tendance, mais simplement de ce qui se passe à l'instant présent.

Une limitation du régulateur *P* est son incapacité à annuler notamment l'erreur statique ε_s en régulation de maintien, celle qui apparaît consécutivement dès l'application d'une perturbation constante si la commande est $\varepsilon(t)$.

b. Le gain intégral K_i, propose une forme intégrée (additionnée) du signal d'erreur.

L'action intégrale complète l'action proportionnelle. Elle permet d'éliminer l'erreur résiduelle en régime permanent (RP) par compensation positive ou négative sous l'effet de l'augmentation ou la diminution de l'action $s(t)$ considérée, mais risque une mauvaise réponse transitoire due aux dépassements. Afin de rendre le système plus dynamique (diminuer le temps de réponse t_s), on diminue la valeur du gain intégral K_i mais, ceci provoque l'augmentation du déphasage. Ce qui provoque l'instabilité en boucle fermé.

L'action intégrale est utilisée lorsqu'on désire avoir en RP, une précision parfaite. En outre, elle permet de filtrer la variable à régler d'où l'utilité pour le réglage des variables bruitées.

L'action intégrale réagit lentement à la variation de l'erreur et assure un réglage progressif de la consigne. Elle réduit les à-coups (variations brusques) de la commande ou des perturbations au prix d'une certaine mollesse.

c. Le gain dérivatif K_d, propose une correction proportionnelle à la dérivée de l'erreur.

A l'apparition d'un échelon d'erreur, le signal corrigé est susceptible de variations immédiates et brutales sans durée (Impulsions de Dirac). En Boucle Fermée, cette action introduit une erreur statique.

L'action Dérivée, en compensant les inerties dues au temps mort, accélère la réponse du système et améliore la stabilité de la boucle par une avance de phase, en permettant notamment

un amortissement rapide des oscillations dues à l'apparition d'une perturbation ou à une variation subite de la consigne.

L'action *D* est utilisée dans l'industrie pour le réglage des variables lentes, elle n'est pas recommandée pour le réglage d'une variable bruitée ou trop dynamique. En dérivant un bruit, son amplitude risque de devenir plus importante que celle du signal utile.

Le régulateur PID (Proportionnel Intégral Dérivée) est la combinaison des trois actions de base *P*, *I* et *D*. Grâce au terme *I*, il permet l'annulation d'une erreur statique tout en autorisant grâce à l'action *D* des performances de rapidité supérieures à celles d'un régulateur PI.

Résumé des trois actions *P, I* et *D*

La fonction de chaque paramètre peut être brièvement résumée comme suit :

- le gain proportionnel (***P***) assure une transmission instantanée du signal d'erreur.
- le comportement intégrateur (***I***) à basse fréquence permet d'annuler l'erreur en régime permanent.
- le comportement différentiel (***D***) à haute fréquence permet d'améliorer la rapidité de la réponse du régime transitoire et limite les dépassements.
- le filtre assure la causalité de la FT et la limitation du gain en haute fréquence.

En pratique, les actions *I* et *D* ne s'emploient jamais seules pour au moins les raisons suivantes :

- A l'apparition d'une erreur, le signal de commande doit assurer la poursuite dynamique (au plus vite). On introduit ainsi une dose proportionnelle *P* dans les actions *I* et *D*.
- L'action dérivée idéale (*D*) n'est ni réaliste, ni souhaitable car le gain du correcteur PID tend vers l'infini lorsque la fréquence augmente (le terme $K_d.s$ seul : droite de pente positive K_d). Pour cela l'effet de leur combinaison sur les performances en RP (Erreur et stabilité) se résume sur le tableau 8.1 suivant :

Type de contrôleur	Erreur en RP	Stabilité	Remarques
PI	Eliminée	Diminuée	
Retard de phase	Diminuée	Diminuée	Stabilité diminuée par perte de phase en ralentissant le système (BP étroite, t_s élevé)
Avance de phase	Inchangée Ou Augmentée	Améliorée	Effet stabilisant par apport de phase en augmentant la rapidité (large BP, t_s petit)
PID	Eliminée	Améliorée	Le contrôle *P* est rapide, *I* apporte la précision et *D* amène la stabilité
Avance Retard de phase	Diminuée	Améliorée	

Tableau 8.1 : Effet des contrôleurs sur les performances.

Le réseau correcteur PID permet d'améliorer simultanément la précision dynamique et celle statique.

Pratiquement, ce correcteur PID constitue l'une des meilleures solutions puisqu'on pourrait augmenter la marge de phase MP par l'action *D* agissant en haute fréquence (avance de phase) et l'action *I* qui agit en basse fréquence (retard de phase), de plus diminuer le dépassement par l'action *P* agissant en basse fréquence. L'intérêt est que l'on peut séparer l'action basse fréquence qui règle la précision de l'action haute fréquence qui va régler la largeur de la bande passante BP diminuant ainsi le temps de réponse t_s et la marge de phase MP réglant aussi le premier dépassement D_1.

En pratique, une stabilité satisfaisante est obtenue pour une Marge de Phase: $45° \leq MP \leq 60°$ et une Marge de Gain: $MG \approx 12dB$.

8.5.5 Contrôleurs concevables par évolution

Introduction

Certain types de contrôleurs sont particulièrement adaptés à l'utilisation d'algorithmes évolutionnaires. L'évolution peut être utilisée pour les concevoir entièrement, que ce soient leurs structures ou leurs paramètres, en ne fournissant que les entrées et les sorties, sans recours à la méthode d'essais et erreurs.

Les AG sont puissants dans le domaine des contrôleurs PID robustes [231–233].

On présente ci-dessous, les différents types de régulateurs couramment conçus par les méthodes évolutionnaires.

Régulateurs P, PI, PD, PID

Lorsque le contrôle se ramène au maintien d'une variable à une valeur de consigne et que le domaine de fonctionnement est linéaire, il est possible d'appliquer des correcteurs de type Proportionnel (*P*), Proportionnel Intégral (*PI*), Proportionnel Dérivé (*PD*), ou encore Proportionnel Intégral Dérivé (*PID*).

Le principe consiste alors, à fournir en entrée du système l'erreur sur la variable à maintenir, autrement dit, l'écart entre la valeur de consigne (une température choisie, une vitesse désirée, une position destination) et la valeur réelle (souvent la température, la vitesse ou la position) en effectuant une correction de paramètres (tension de chauffage, accélération), ainsi que, selon les cas, sa dérivée et son intégrale.

8.5.6 L'évolution des contrôleurs

Lors de l'utilisation des algorithmes évolutionnaires pour l'optimisation des paramètres d'un contrôleur, dont la structure a été prédéfinie, ou la conception complète d'un système de commande de robots, il faut se doter d'un moyen d'évaluer le fonctionnement du contrôleur.

Pour cela deux méthodes sont possibles :

- L'utilisation d'une simulation.
- L'évolution en direct sur le système réel.

La simulation offre une méthode rapide qui simplifie et accélère les calculs. Cependant, l'utilisation d'une simulation n'est pas toujours possible, car les équations régissant la dynamique du système ne sont pas toujours connues avec précision.

Pour faciliter le passage de la simulation à la réalité Jacobi en 2005, a présenté une solution simple: Ne simuler que ce qui est indispensable et ajouter du bruit [230].

8.5.7 Optimisation des paramètres

En dépit de son expérience, le choix de l'opérateur ne peut échapper au dilemme précision-stabilité. Le choix des pôles qui assure la diminution, voir même, l'élimination de l'erreur et des dépassements, donne lieu à des systèmes instables, ou au meilleur des cas, à des systèmes trop rapides ou trop lents. C'est à partir de ce moment que la nécessité de l'optimisation par la méthode des AG se fait principalement ressentir.

Les AG permettent l'optimisation de fonctions, la modélisation et le contrôle des procédés industriels. Si on considère une fonction évaluant les performances d'un robot sur un problème donné, ces algorithmes peuvent être utilisés pour optimiser les paramètres d'un système de contrôle dont la structure a été préalablement fixée (régulateur PID).

L'information génétique est alors un vecteur de nombres généré aléatoirement pour la représentation des individus, qui subira l'effet des opérateurs génétiques de croisement et de mutation pour la reproduction, en plus de l'utilisation d'une fonction d'évaluation adéquate pour la sélection des meilleurs individus (paramètres). L'évaluation d'un génotype consistera tout d'abord de positionner les paramètres du système de commande du robot, puis d'observer et noter ses évolutions dans différentes conditions.

8.6 Réglage optimal du contrôleur PID
Objectif

L'objectif de cette partie de la thèse, est d'appliquer les AG pour l'optimisation des paramètres (K_p, K_i, K_d) du contrôleur PID. La figure 8.11 montre le schéma fonctionnel général du système asservi pour la commande du bras de robot par le contrôleur PID dont θ_{ip} et $d\theta_{ip}/dt$ sont respectivement la position et la vitesse de consigne des articulations.

A la référence aux trajetoires de consigne, l'ensemble des articulations du système entier seront coordonnées pour générer une trajectoire quelconque. Le rôle du contrôleur PID est de conduire de manière performante les articulations vers les objectifs des l'utilisateurs. Un asservissement est ainsi un système bouclé, dont le principe est de prendre en compte la sortie dans la commande.

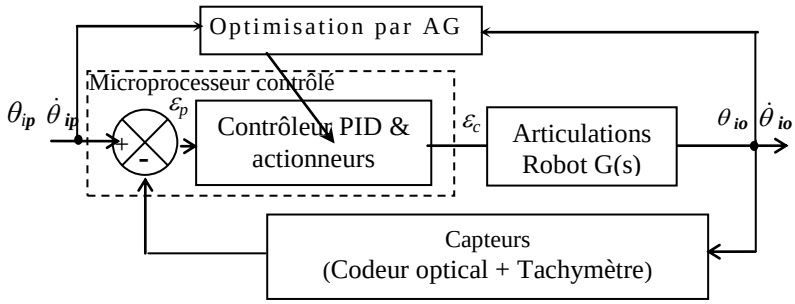


Figure 8.11 : Bloc diagramme du bras de robot contrôlé par PID optimisé par AG.

$\boldsymbol{\varepsilon_p}$: Erreur entre vitesse de consigne (ou position d'entrée $\boldsymbol{\theta_p}$) et vitesse mesurée $\boldsymbol{\omega_m}$ (ou position de sortie $\boldsymbol{\theta_o}$).

$\boldsymbol{\varepsilon_c}$: Ecart corrigé appliquée à l'articulation.

Les régulateurs usuels utilisés en pratique, sont les régulateurs à effet Proportionnel, Intégral et Dérivé (PID). Ils permettent d'engendrer, à partir de la sortie du comparateur (c'est-à-dire l'écart existant entre la consigne et la grandeur à régler), un signal $\boldsymbol{\varepsilon_c}$ proportionnel à l'erreur $\boldsymbol{\varepsilon_p}$, à sa dérivée et à son intégrale d'autre part.

Les principaux composants de chaque articulation comprennent l'actionneur (DC moteur), le capteur de position (codeur optique), capteur de vitesse (tachymètre), le réducteur de vitesse, le bras, la charge à mouvoir et le contrôleur PID.

Vue la complexité du manipulateur typique, l'implémentation du contrôleur nécessite l'utilisation d'un microprocesseur. Le processeur lira la valeur de position et de vitesse à partir des dispositifs de rétroaction, les multiplie et les compare au signal de commande désiré.

L'ensemble des signaux d'erreurs de position ε_p et de vitesse ε_v d'asservissement travaille d'une manière super imposée comme un signal d'erreur effective. Il prendra le signal d'erreur ε_p et le multiplie par les gains proportionnel, intégral et dérivé pour générer un signal d'erreur de commande ε_c pour l'amplificateur de puissance, pour l'entrainement des actionneurs du robot.

Il est nécessaire d'utiliser un microprocesseur, dans les servomécanismes contrôlant les mouvements des segments du bras de liaison des articulations du robot, pour accomplir ce type de commande de manière à pouvoir s'adapter à la dynamique du robot due aux conditions de variation (variation en inertie ou masse de charge) due au chargement de gravitation des différents objets manipulés.

Le but du contrôleur, est de comparer la sortie actuelle de l'installation à la position de référence pour fournir un signal de commande qui réduit à zéro ou à une valeur la plus proche possible du zéro.

La plupart des robots industriels récents sont contrôlés par les régulateurs locaux à effet Proportionnel, Intégral et Dérivé (PID). Pour la réalisation du contrôle optimal, le gain proportionnel (K_p), le gain intégral (K_i) et le gain dérivé (K_d) sont ajustés utilisant les AG pour accomplir les performances désirées.

Le contrôle optimal fournit une réponse rapide, une bonne stabilité et une erreur très faible du régime permanent.

Chaque articulation est le plus souvent contrôlée indépendamment par combinaison des trois actions pour former le contrôleur P-I-D dont la FT dans le domaine fréquentiel ($s=j\omega$) est obtenue par l'application de la TL à (8.19d) représentée par (8.20b) :

$$G_{PID}(s) = K_p + K_i.\frac{1}{s} + K_d.s \qquad (8.20b)$$

En utilisant les AG, les gains (K_p, K_i, K_d) forment le vecteur ligne de dimension $n\times 1$.

Indices de performance définissant un asservissement

***En Régime Transitoire (RT)* :**

- La vitesse à laquelle la valeur finale sera atteinte : C'est le temps de réponse t_s (critère de 5%).

- Le premier dépassement (D_{1max}) qui représente la valeur normalisée de la différence entre le pic s_{max} de la réponse temporelle et la sortie $s(\infty)$ du régime permanent. Le plus souvent, il est exprimé en pourcent : $D_{1\max} = \frac{s_{\max} - s(\infty)}{s(\infty)} \times 100\%$

Même lorsqu'un système est stable, il arrive que la sortie dépasse (oscillations) la consigne avant de se stabiliser.

***En Régime Permanent (RP)* :**

- La précision : C'est la capacité de l'asservissement à atteindre la consigne. On l'appelle, en RP, l'écart de positionnement à l'infinie ou erreur statique $\varepsilon_s = |1-K|$.

- La stabilité : Un système est stable si la sortie tend vers une valeur finie en RP. Si elle oscille encore, même lorsque le RP est atteint, l'asservissement est instable.

8.6.1 Optimisation du contrôleur PID par les algorithmes évolutionnaires

Généralités

Récemment, la commande des robots manipulateurs, constitue l'une des préoccupations majeures des recherches en robotique. Durant ces dernières décennies, les techniques de commande de bras de robots, ont connu des progrès. Parmi elles, on cite la commande adaptative, où les paramètres du système, sont ajustés automatiquement pour le maintenir à un niveau de performance optimal dans des conditions d'exécutions et d'entrées variables.

Ces systèmes exigent la minimisation d'un critère de performance choisi (MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE,…), fonction des paramètres du système variable dont les valeurs optimales sont obtenues.

D'autres techniques intelligentes peuvent être appliquées, telles que la commande par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) [205–206], la commande utilisant la Logique Floue (LF) [207–209], ainsi que les Réseaux Neuro-Floues (RNF) [210], surmontant les inconvénients des RNA, puis les techniques utilisant le recuit simulé et les AG présentes dans la plupart des domaines, puis d'expliciter, les manières les plus simples de les mettre en oeuvre. Cependant, les bras de robots industriels et commerciaux, utilisent le plus souvent les contrôleurs PID : c'est le correcteur le plus complet, car toutes les actions sont présentes.

Ces types de contrôleurs sont particulièrement bien adaptés à l'utilisation d'algorithmes évolutionnaires. L'évolution peut être appliquée pour les concevoir entièrement, que ce soit pour l'optimisation de leurs paramètres ou leur structure. Pour cela, il suffit de ne fournir que les entrées de consigne pour mesurer les sorties.

Malheureusement, il est assez difficile d'optimiser les paramètres des contrôleurs PID, vue la forte non linéarité, le fort couplage, ainsi que la dynamique variable du système d'articulation du bras de robot. L'un des problèmes fondamentaux dans la commande des robots, est donc l'aptitude du robot à suivre une trajectoire définie à l'avance avec une précision acceptable.

De plus, il existe des incertitudes sur les paramètres des actionneurs (moteurs et les organes associés tels que les capteurs de position, de vitesse et les réducteurs) ainsi que le corps à mouvoir. De plus, il faudra une coordination entre les différentes articulations dans la structure mécanique du robot.

Les régulateurs PID ne peuvent être robustes aux perturbations extérieures et aux incertitudes du modèle, ainsi des techniques de conception optimisées ont été développées par plusieurs chercheurs pour les rendre moins sensibles et atteindre cette pseudo-robustesse [202], [234].

Néanmoins, ces méthodes sont assez complexes, exigeant des spécialistes pour le réglage optimal des paramètres dans le cas de la modification du système nominal. Cependant, l'application des AG pour la commande des systèmes fortement non linéaires, fournit des solutions efficaces pour le cas des robots manipulateurs.

La technique des AG est une méthode de recherche globale, inspirée des mécanismes de l'évolution naturelle, pour guider l'exploration dans un espace de recherche, c'est à dire, l'excitation du système pour estimer au mieux ses paramètres.

L'AG demande une simple connaissance du problème lui même et ne demande aucune propriété mathématique, telle que la dérivabilité et la continuité dans l'espace de recherche. Seule la capacité à calculer une valeur ponctuelle de la fonction d'évaluation est nécessaire.

Ainsi, ils peuvent résoudre des problèmes d'optimisation multiobjectifs non linéaires très difficiles à résoudre en utilisant d'autres techniques.

Les AG [1], [2], [231] sont utilisés avec succès dans plusieurs domaines, tels que l'optimisation de fonctions numériques complexes (discontinues, multimodales, bruités,...), l'optimisation de conceptions (optimiser ses paramètres), dans le traitement d'images, pour le contrôle des procédés industriels [222], [227] et dans l'apprentissage des réseaux de neurones,…

Dans le domaine du contrôle automatique, certaines applications utilisent les AG, en premier lieu, pour conduire des fonctions dans des systèmes commandés par ordinateur [232]. Z. Michalewicz [7], [232] utilisa les AG dans les problèmes de contrôle optimal numériques. En 1991, Karr [233–234] proposa d'utiliser les AG pour la réalisation automatique de contrôleurs flous. En 1992, Chiang [235] utilisa les AG pour des emplacements de contrôleurs optimaux dans les systèmes linéaires à large gamme.

Dans cette étude, une approche basée sur les AG est implémentée pour l'optimisation des paramètres du régulateur PID pour la commande d'un bras manipulateur pour différentes trajectoires préalablement définies. De telles approches effectives et efficaces, aux aptitudes optimales globales et très robustes, sont capables de résoudre certaines imperfections des méthodes d'optimisation conventionnelles. Dans ces conditions, ils sont plus adaptés aux applications industrielles.

Dans ce paragraphe, on présente l'approche de conception d'un régulateur PID optimisé par les AE pour la commande en position ou/et vitesse d'une articulation du bras de robot manipulateur. Une méthode de synthèse basée particulièrement sur les AG sera présentée. La performance et la robustesse de cette technique, seront validées par des résultats issus de simulations.

8.6.2 L'approche basée sur la méthode d'optimisation par les AG

Dans ce paragraphe, on traite le problème d'optimisation des trois paramètres (K_p, K_i, K_d) du régulateur PID par l'application des AG pour trouver le $\boldsymbol{PID_{optimal} = [K_{Popt}, K_{Dopt}, K_{Iopt}]}$. L'objectif est d'assurer une stabilité robuste et une précision du mouvement du bras du robot considéré.

On introduit d'abord les concepts fondamentaux des AG, les opérateurs de base et les facteurs qui affectent directement la convergence. Puis, on décrit de façon exhaustive, l'utilisation des AG pour le calcul des paramètres optimaux, en considérant les mêmes critères de robustesse et de performance qui ont été décrits au paragraphe précédent.

8.6.2.1 Concepts fondamentaux des AG

Dans le domaine de l'ingénierie, on est souvent confronté à des problèmes d'optimisation. Il est souvent possible de trouver un algorithme qui fournit une solution approximativement optimale. Malheureusement, les méthodes d'optimisation classiques déterministes (méthode du gradient ou celle de Gauss-Seidel,…) ou fondés sur le calcul énumératif (méthode d'optimisation globale) ou stochastique (méthode de recherche aléatoire de Monte-Carlo) bien qu'elles soient simples, elles manquent d'efficacité et de robustesse.

Elles sont, le plus souvent adaptées, à une classe de problèmes très limités et impuissants devant des problèmes complexes et de tailles.

C'est pourquoi, des recherches récentes sont orientées vers les techniques avancées d'optimisation basées sur des analogies avec les processus biologiques naturels. Parmi ces techniques de traitement parallèle, on trouve les AG souvent utilisés dans les problèmes d'optimisation moltiobjectifs.

Principe de fonctionnement

Les AG sont des algorithmes d'exploration fondées sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ceux sont des algorithmes qui appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnaires (un sous ensemble des métaheuristiques), connues comme des méthodes d'optimisation d'ordre zéro puisqu'ils n'utilisent que l'évaluation du coût (fonction d'adaptation ou fitness) en des points distincts et non à ses différentes dérivées ou autres connaissances auxiliaires sur la continuité, la dérivabilité.

La génétique représente un individu d'une population par un code binaire ou également sous forme réelle, en d'autres termes, un ensemble de données appelées chromosomes qui identifient complètement l'individu concerné. Une population est constituée de N solutions (individus) marquées par un des types de codage. Une procédure d'évaluation utilise la fonction objectif (fonction coût ou fitness) de chacun des individus pour représenter le lien entre l'AG et l'environnement phénotypique après décodage. Dans un problème d'optimisation, un AG utilise un codage des paramètres concernés sous forme de chaînes de bits dont la précision dépend de la longueur du chromosome et dont chacun d'eux, présente une solution au problème. L'AG travaille donc avec un ensemble de chaînes appelées population.

A chaque itération (génération t), cette population évolue itérativement, en se basant sur la fonction d'évaluation, pour construire une nouvelle génération par application des principaux opérateurs génétiques de sélection et de reproduction : le croisement et la mutation.

En effet, c'est sur la base de la fonction d'évaluation, permettant le calcul des probabilités de sélection et cumulatives, que le processus de sélection assure la chance de survie des plus performants. Le principe de base, est que les individus les mieux adaptés de la population à leur environnement, ont plus de possibilités de perpétuer leurs informations génétiques dans les générations futures.

La reproduction est dans ce cas, un mixage aléatoire des chromosomes de deux individus, donnant naissance à des individus enfants, ayant une empreinte génétique nouvelle, héritée des parents.

L'évolution normale d'une espèce, d'une génération à la suivante est ainsi une simple recombinaison obtenue par croisement aléatoire des chromosomes d'individus appariés pouvant s'accompagner de mutations.

La mutation génétique est caractérisée dans le code génétique, d'un individu enfant par l'apparition d'un nouveau chromosome, inexistant chez les parents. Ce phénomène génétique d'apparition de mutants est rare mais permet d'expliquer les changements dans la morphologie des espèces toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel.

Les individus les mieux adaptés à leur milieu naturel, auront une longévité suffisante pour générer une descendance. Les individus peu adaptés, ont tendance à disparaître. C'est une sélection naturelle, qui conduit d'une génération à une autre à une population composée d'individus de plus en plus adaptés et de plus en plus forts.

La phase de sélection, choisit les individus en proportion de leur force. La phase de recombinaison, utilisant les opérateurs de croisement et de mutation, génère une nouvelle population d'individus qui ont de bonnes chances d'être plus forts que ceux de la génération précédente.

On recommence ce cycle jusqu'à l'obtention d'une solution jugée satisfaisante. Ainsi, de génération en génération, la force des individus de la population augmente et après un certain nombre d'itérations, la population est constituée d'individus tous très forts, soit des solutions quasi-optimales du problème combinatoire posé.

On accomplit les tâches principales pour copier les chaînes, en changeant des portions de chaînes, aussi bien que certains bits de chaînes. Finalement, on trouve et on décode les solutions au problème à partir de la dernière équipe des chaînes mûres. L'AG travaille sur une population de points au lieu d'un point unique de telle sorte qu'il peut atteindre rapidement le point optimal global, utilisant des méthodes d'optimisation globales. Elle évite ainsi le blocage dans un optimum local. L'AG manipule le codage de l'ensemble des paramètres, plutôt que les paramètres eux-mêmes, de telle sorte, qu'il peut s'en passer des limitations analytiques, tels que les discontinuités dans les espaces de recherche.

En résumé, les AG suivent l'organigramme standard donné en figure 1.2, du chapitre 1. Le choix d'une telle méthode d'optimisation, pour la définition des paramètres du régulateur PID, repose sur les principales caractéristiques des AG détaillées en 1.3 et 1.4, du chapitre 1.

8.6.2.2 Paramètres de base d'un AG

Les paramètres fonctionnels d'un AG de base sont fondamentaux pour les implanter dans un processus, afin d'assurer la facilité de son exécution. Pour le réglage de ces paramètres, les codes suivants du programme sont souvent utilisés :

AG ≡ {TypeCoding, initPop, MaxPop, gen, ParmOps ($P_c(gen)$, $Pm(gen)$), Fitness, maxGen }

Avec:

TypeCoding : Les individus sont normalement codés en utilisant le type de codage binaire, de gray ou réel.

initPop: Population initiale générée aléatoirement.

MaxPop : Taille maximale *N* de la population.

gen : Génération en cours.

ParmOps($P_c(gen)$,$P_m(gen)$) : Probabilités des opérateurs génétiques de croisement, puis de mutation.

Fitness : C'est la **fonction d'adaptation (d'évaluation ou Fitness)** pour évaluer le coût d'un point de l'espace de recherche.

maxGen : C'est le nombre maximal de générations.

8.6.2.3 Réglage des paramètres de base d'un AG

Les AG ne diffèrent que par la taille *N* de la population, la longueur *s* de l'individu, le mode de codage, le choix des méthodes de sélection, de croisement et de mutation avec leurs taux et probabilités qui doivent être adaptés au type de représentation choisie.

Pour vérifier l'efficacité des deux régulateurs, le PID conventionnel et le PID optimisé par les AG, on réalise un modèle de simulation du système expérimental le plus proche possible du système réel.

Pour l'initialisation des paramètres de base de l'AG, les codes suivants du programme de simulation sont souvent utilisés :

1. **Population initiale « startPop=initPop »** :

   Génère aléatoirement une population initiale de ***80*** individus formés de trois chaînes (*3* variables) de nombres réels ou binaires dans l'espace de *recherche D sans aucune connaissance préliminaire.*

2. **Précision des variables « opts = [1.e^{-4} 0 1] »** :

   Cette commande '**opts**' définit les options de l'AG. Elle est constituée de trois indices dont le premier '**1.e-4'** représente la précision des valeurs utilisées indiquant le nombre ***4*** de chiffres après la virgule avec laquelle on cherche les réels x_i, le deuxième indice '**0**' ou '**1**' indique respectivement que les nombres réels ou les nombre binaires sont utilisés, pour coder les variables ou les paramètres des contrôleurs et enfin, pour montrer le développement de l'AG on attribue un '**1**' sur le troisième indice ou un '**0**' pour cacher les différentes étapes de l'AG.

3. **Critère d'arrêt « termFN »** :

   Le programme est terminé lorsque la fonction « **maxGenTerm** » renvoit un '***1***' indiquant que le nombre maximal de générations reproduit est atteint :

   « ***currentGen =100 = maxGen = 100; done =1*** »

- **TermOps** : l'AG génère ***40*** générations avant qu'il arrête.

4. **Fonction de sélection « SelectFN » :**

On a utilisé la méthode de ***sélection géométrique normalisée***, qui est une méthode de sélection de rang basée sur une distribution géométrique normalisée. Elle limite la probabilité de sélection q_s du meilleur individu au début des premières générations.

- **« SelectOps »** : Lorsqu'on utilise la méthode de sélection géométrique normalisée « normGeomSelect » le seul indice qui doit être déclaré, c'est la probabilité de sélection P_{Sel} de l'$i^{ième}$ individu dans une population de tailles n_p d'individus de chaque génération :

$$P_{Sel} = \frac{q_s (1-q_s)^{r_s-1}}{1-(1-q_s)^{n_p}} = r(1-q_s)^{r_s-1} \; ; \; r = \frac{q_s}{1-(1-q_s)^{n_p}}$$

r : Coefficient de normalisation de la distribution. Dans notre cas $r = 0.0801 = cste$.

Lors de la sélection, de la même manière que la sélection par roulette du paragraphe 1.4.3, les individus sont sélectionnés aléatoirement en respectant les probabilités P_{seli} associées pour former la population de la nouvelle génération. Ceci s'effectue par le calcul des probabilités cumulatives q_i définie par : $q_i = \sum_{j=1}^{i} p_{sel.j}$

Les nombres réels sont générés aléatoirement sur l'intervalle [***0,1***] notés $r_1, r_2, \ldots, r_N$. L'individu v_i est sélectionné lorsque : $q_i < r < q_{i+1}$

Dans ce programme, la probabilité de sélection du meilleur individu utilisée est $q_s = 0.08$ et r_s est son rang qui représente l'indice de la population dans laquelle il a été remarqué comme n'étant dominé par aucun autre individu. De l'ensemble d'individus, on sort ceux qui ne sont dominés par aucun autre individu pour leur attribuer le rang $r_s = 1$.

Sur ceux qui ne sont sortis du lot, on recommence l'opération de sélection, pour cherche de nouveau ceux qui ne sont dominés par aucun des individus restants pour leur attribuer le rang $r_s = 2$ et ainsi de suite jusqu'à épuisement de la population.

Les meilleurs sont ceux de plus faible rang.

5. **Fonction de croisement** « xOverFNs » :

Le croisement arithmétique a été choisit comme une procédure de croisement qui est spécialement utilisé pour les nombres réels.

Il s'applique à une paire d'individus qui se résume à une moyenne pondérée des variables réelles des deux individus parents d'une même population, qui sont les paramètres PID de régulation du bras de robot SCRARA : $[K_{Di}\ K_{Pi}\ K_{Ii}]$ et $[K_{Dj}\ K_{Pj}\ K_{Ij}]$

Soit une variable réelle positive générée aléatoirement de poids r appartenant à l'intervalle ***[0, 1]***. Alors, en utilisant (1.10) du **Croisement arithmétique entier**, les descendants sont :

$$[r.\ K_{Di} + (1\text{-}r)\ K_{Dj}\ ;\ r.\ K_{Pi} + (1\text{-}r)\ K_{Pj}\ ;\ r.\ K_{Ii} + (1\text{-}r)\ K_{Ij}\ ]\ldots$$

Si on considère que r est un pourcentage, et que i et j sont les deux parents, alors le descendant i est constitué à $r\%$ du parent i et à $(100\text{-}r)\%$ du parent j, et réciproquement pour le descendant j.

- **XOverOps** : C'est la commande qui définit le nombre de points de croisements, dans notre travail, on va utiliser un ***taux de croisement*** de ***4 points***.
- **ParmOps (P_c(gen))** ***:*** Le nombre de fois que le croisement arithmétique doit être appliqué à chaque génération est défini par le paramètre de croisement P_c.

6. **Fonction de mutation « mutFNs » :**

Cette commande définie la méthode de mutation utilisée. Dans ce programme, on a utilisé la ***mutation réelle du type uniforme***. Chaque individu de la population est changé selon une certaine probabilité $\boldsymbol{P_m}$ par une variable aléatoire $r = rand \in [0;1]$ tirée suivant une distribution uniforme sur l'intervalle des solutions possibles :

D = Variables Bounds = [-100 100; -100 100; -100 100]

- **MutOps** : Quand on utilise la *mutation non uniforme*, l'opérateur de mutation est caractérisé par trois options :
  a. La première option, c'est la probabilité de mutation qui prend souvent des valeurs entre ***0.01*** et ***0.1***.
  b. La deuxième est le ***nombre maximal de générations***.
  c. La troisième est la ***forme de la distribution*** qui prend souvent la valeur deux '*2*', trois '*3*' ou quatre '*4*', où ce nombre indiqué retourne la ***variance constante de distribution*.**

8.6.2.4 Performance de l'algorithme génétique

Lors de la compilation du programme principal, les opérateurs génétiques de sélection, de croisement et de mutation précédents, sont exécutés autant de fois que nécessaire et à chaque fois, on obtient une nouvelle génération ayant des individus de plus en plus adaptés. Finalement, un appel de la fonction algorithme génétique « ga » est effectué utilisant tous les paramètres de réglage en 8.6.2.3. On évalue chaque génération, en formant chaque fois, les quatre variables retournées (8.21) :

« x, endPop, bPop, traceInfo » (8.21)

1. **x** = Solution optimale « PID_Opt » obtenue au cours de l'évolution de l'AG.
2. **endPop** = Population finale de l'AG.
3. **bestPop** = Meilleur population des solutions obtenue par l'AG.
4. **Trace** = Meilleur valeur de la fitness ainsi que sa valeur moyenne « Best Fitness, Mean Fitness » pour chaque génération.

Best Fitness = *Max* $(F(x_{im}))$**;** $\qquad Mean\,Fitness = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} F(x_i) = Sum(F)/N$

Il s'agit de trouver la solution de la ***fonction objective F(x)*** par les AG. Le meilleur individu courant « **Current Best Individal** » représente la meilleure solution $\boldsymbol{x_{iopt}}$ de *x* pour laquelle la fonction objectif à optimiser est maximale.

Pour visualiser la convergence vers la valeur finale, on trace la meilleure population caractérisée par les quatre variables retournées citées ci-dessus en (8.21).

8.6.2.5 Modèle cinématique du bras de robot

Le bras spécial de robot manipulateur utilisé pour l'assemblage est de type SCARA. Ses caractéristiques géométriques de modélisation seront mentionnées dans le paragraphe 8.2.7.3 de ce chapitre 8. Les données sont tirées des fiches techniques des constructeurs, dans lesquelles il n'est pas toujours possible de trouver toutes les données qui qualifient complètement le robot

manipulateur industriel considéré. Les figures (8.12a, b) suivantes montrent sa configuration typique et réelle :

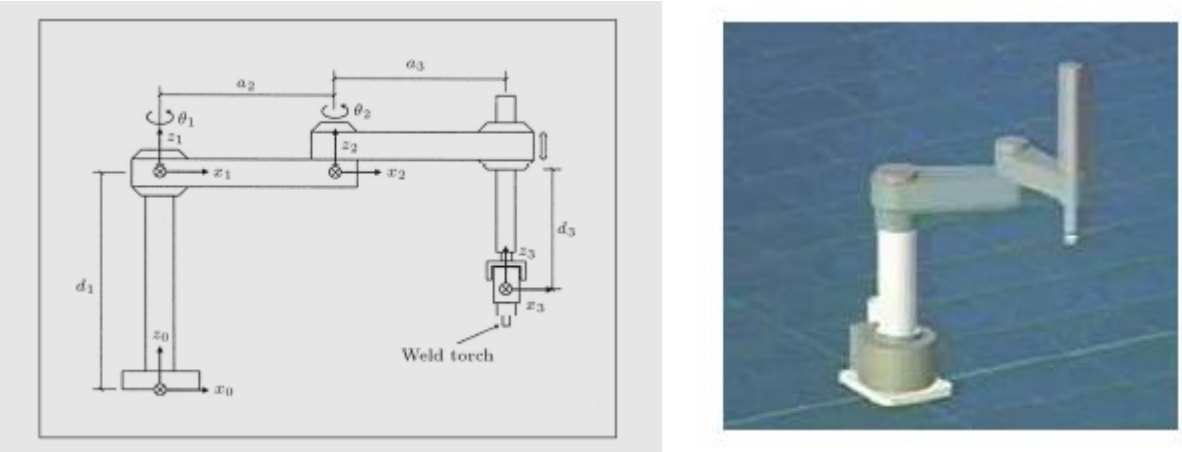


Figure 8.12a : Structure typique d'un bras de robot SCARA

Figure 8.12b : System de robot SCARA réel.

La figure 8.13 ci-dessous montre sa configuration schématique de Denavit-Hartenberg (D-H).

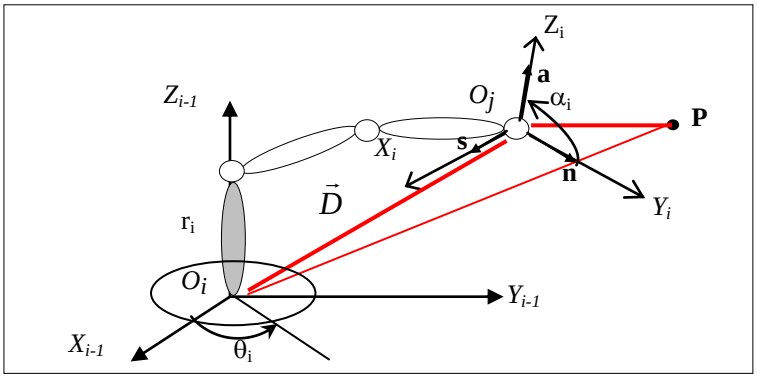


Figure 8.13: Diagramme cinématique de D-H dans le système de coordonnées de base.

Les quatre valeurs des paramètres cinématiques de Denavit-Hartenberg du corps de liaison *i* : θ_i, r_i, d_i et α_i sont donnés dans le tableau 8.2 suivant :

Les liaisons	d_i (m)	α_i (degré)	r_i (m)	θ_i (degré)
q_1	*0.15*	*0*	*0.67*	*-90° à 90°*
q_2	*0.125*	*0*	*0*	*-90° à 90°*
q_3	0	*0*	*0.15005*	*0*

Tableau 8.2 : Paramètres de D-H du bras de robot SCARA.

En revenant à la figure 8.13 de l'illustration géométrique de la transformation homogène :

- **Si les axes *Zi-1* et *Zi* sont parallèles** :

On place toujours l'angle de rotation $\boldsymbol{\alpha_i = 0}$.

- **Si les axes *Zi-1* et *Zi* se coupent** :

Le point ***Oi*** est placé à l'intersection des axes ***Zi-1*** et ***Zi***. On place la translation $\boldsymbol{d_i = 0}$.

Objectifs de réalisation

Le but est la description de la position et l'orientation de l'organe terminal en utilisant les matrices de transformation homogènes du modèle géométrique direct (MGD). On commence par le repère de base pour aboutir à l'organe terminal du bras du robot manipulateur SCARA ; étant donnés les paramètres de D-H des trois liaisons du tableau 8.2 ci-dessus et les matrices de transformation homogènes obtenus ci-dessous correspondant aux articulations consécutives du bras de robot considéré.

Solutions

Pour commencer, on associe à chaque articulation un repère orienté approprié.
En premier lieu, il y'a une rotation d'un angle $\boldsymbol{\theta_i}$ autour de l'axe Z_{i-1} et une translation $\boldsymbol{r_i}$ suivant cet axe.

1. Les matrices des transformations homogènes (8.22)–(8.24) du bras utilisé sont obtenues de la forme générale (8.8), (8.9) de la matrice de passage d'une articulation q_{i-1} à la suivante : q_i ; ($i = 1, 2, 3$) :

$$A_{01} = \begin{bmatrix} 0.3149 & -0.7781 & 0.5435 & 0 \\ -0.9491 & -0.2582 & 0.1803 & 0 \\ 0 & -0.5727 & -0.8198 & 0.6700 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (8.22)$$

$$A_{12} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 0 & 0.4318 \\ 0 & 1.0000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1.000\,0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (8.23)$$

$$A_{23} = \begin{bmatrix} 0.9912 & -0.1277 & 0.0347 & 0 \\ 0.1324 & 0.9565 & -0.2601 & 0 \\ 0 & 0.2624 & 0.9650 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (8.24)$$

2. Le calcul du MGD consiste donc à exprimer la position du point O_{n+1} et l'orientation du repère R_n lié à l 'Organe Terminal (OT), en fonction de sa configuration. Pour cela, il faudra multiplier les matrices de passage homogènes successives reliant le repère R_0 lié au bâti au repère R_n lié à l'OT pour trouver la matrice suivante A_{uh} en (8.25) permettant ainsi de connaître l'orientation de l'OT dans le repère de base et la position du point O_n du robot manipulateur:

$$A_{uh} = A_{01} * A_{12} * A_{23}$$

$$A_{uh} = \begin{bmatrix} 0.2091 & -0.6418 & 0.7378 & 0.1306 \\ -0.9749 & -0.0784 & 0.2082 & -0.4098 \\ -0.0758 & -0.7628 & -0.6421 & 0.6700 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (8.25)$$

3. La position finale du point O_n du robot manipulateur est caractérisée par le vecteur colonne : $\boldsymbol{p_{0,n} = (p_x, p_y, p_z)^T}$

C'est la translation entre les repères montrant les valeurs des trois composantes de la dernière colonne de A_{uh} :

$$\boldsymbol{p_x = 0.1306} \qquad \boldsymbol{p_y = -0.4098} \qquad \boldsymbol{p_z = 0.6700}$$

La matrice 3×3 d'orientation $R_{0,n}$ (8.26) de l'organe terminale dans le repère de base est obtenue de la matrice A_{uh} de dimension 4×4 en (8.25):

$$R_{0,n} = \begin{bmatrix} 0.2091 & -0.6418 & 0.7378 \\ -0.9749 & -0.0784 & 0.2082 \\ -0.0758 & -0.7628 & -0.6421 \end{bmatrix} \quad (8.26)$$

8.6.2.6 Résultats et discussion

La majeure complexité dynamique du robot SCARA, réside dans ses deux premières articulations. Ainsi, le processus d'identification des paramètres du PID optimal, est accompli sur ces deux articulations. Les résultats sont obtenus pour la simulation de moteurs DC commandés en position par l'induit dont les paramètres du servomécanisme de position sont les suivantes :

$U_m(t) = 12V$; Sensibilité du détecteur d'erreur : *$K_p = E_0/2\pi = 5V/rd$; $K_A = 50V/V$; $K_e = 1V/(rd/s)$; $K_m = 1$ Nm/A; $R_a = 5\Omega$, $L_a = 3mH$; $J = J_m + J_L = 0.1$ kg.m^2; $B = 0.002$Nm / (rad/s); $f = B + K_m.K_e/R_a = 0.202$ Nm par rd/s; $n=50$.*

La réponse temporelle sous amortie de la FTBF du système réel « sysrl(s) » du bras de ROBOT, est représentée en figure 8.14.

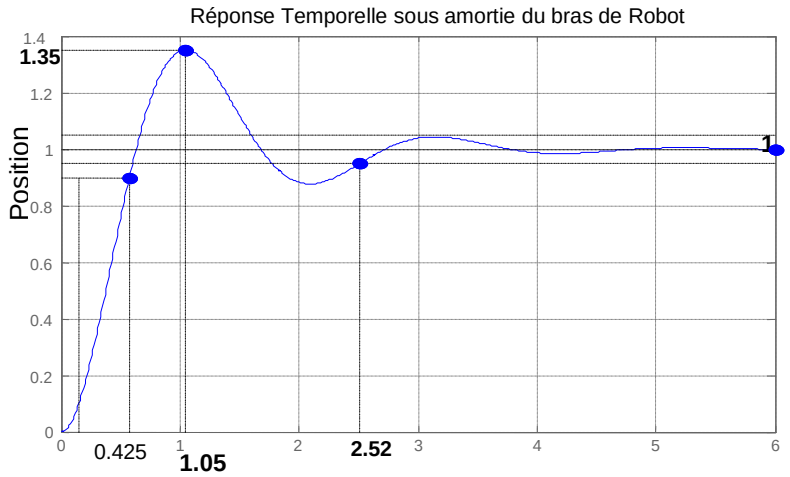


Figure 8.14 : Réponse temporelle sous amortie du bras de ROBOT.

Il est clair que le système est ***oscillatoire stable*** ayant ***deux pôles complexes conjugués*** à ***s=−1±3i***. Le système a un temps de montée ***t_r=0.425s***, un ***pic maximal M_p=1.35 (35.1% de dépassement) à t_p=1.05s***, un ***temps de réponse t_s=2.52s*** et un ***régime permanent*** de ***valeur finale l'unité 1.***

En tenant compte du processus d'entraînement, l'amortissement des robots manipulateurs doit être critique ou même sur amorti pour éliminer les dépassements. ***Généralement, une réponse temporelle légèrement sur amortie, est préférable*** (***$1.00<\zeta<1.05$***).

Dans d'autres applications, il serait nécessaire, en raison de la vitesse de la réponse, de tolérer des dépassements.

L'optimisation est appliquée lorsqu'un régulateur dynamique PID existe déjà, puis sa validation ou son réglage est désiré.

Récemment, l'identification des systèmes non linéaires et le réglage du contrôleur a attiré l'attention de nombreux chercheurs dans le contexte de la combinaison itérative de l'optimisation et du recalcule des paramètres des régulateurs PID [236–237].

8.7 Choix du contrôleur PID

Originellement, le codage des individus se faisait en transcrivant en binaire les paramètres à optimiser afin de constituer un gène. Ces gènes sont alors mis bout à bout pour former le chromosome.

Cependant, il existe une approche appelée codage réel, où les fonctions de mutation et de croisement sont réécrites pour s'appliquer directement au vecteur de paramètres sans passer par la forme binaire.

Ces algorithmes se prêtent d'ailleurs fort bien pour donner naissance à des méthodes hybrides qui allient méthodes classiques et algorithmes génétiques par Chouiter, en 1997 [238]. Nous avons retenu un codage réel, plus souple et plus précis. On évite certains problèmes dus au codage binaire. Le codage réel procure aussi une vision directe des paramètres tout au long de l'évolution de la population.

8.8 Réglage optimal du contrôleur PID

L'objectif de cette partie de la thèse, est d'appliquer les AG pour l'optimisation des paramètres (K_p, K_i, K_d) du contrôleur PID.

8.8.1 Modélisation des servomécanismes robots

Le servomécanisme de la figure 8.15 pour la commande de position par l'induit d'une charge mécanique conformément à la position de l'angle de référence, étudié au chapitre 6, peut être représenté par une succession d'organes ayant la forme générale de la chaîne d'asservissement des actionneurs électriques. Ce dernier et le régulateur PID constituent la partie basse puissance.

Le servomécanisme du robot SCARA utilise des moteurs DC à excitation indépendante soumis aux forces de frottement, attaqué par un amplificateur de puissance capable de délivrer le courant ou la tension nécessaire à l'actionneur (moteurs DC à commande par l'induit), contrôle la position d'une charge mécanique en accord avec la position de l'arbre de référence.

Le plus souvent, on n'arrive pas à assurer les performances en précision et stabilité, on est donc conduit à introduire un régulateur dans la partie basse puissance de la chaîne d'asservissement. Ce système compensé, permet ainsi de donner les caractéristiques de performances majeures de la commande des robots dont le régulateur du type PID choisi, a été traité en détail au paragraphe 8.5.4.

Le signal d'entrée de position θ_e, actionnant le système résulte en une sortie θ_s. La sortie est asservie par l'intermédiaire d'un transducteur. Deux transducteurs convertissent les positions d'entrée et de sortie en tensions proportionnelles respectivement U_P et U_0 qui sont comparées à leur tour pour obtenir un signal d'erreur ε_p.

Le signal d'erreur amplifié par un facteur K_A, est appliqué au circuit d'induit du moteur DC formé d'une résistance $\boldsymbol{R_a}$ en série avec une inductance $\boldsymbol{L_a}$ dont l'enroulement d'inducteur est excité par une tension constante. Pour toutes erreurs $\boldsymbol{\varepsilon_p}$ existante, celle-ci est alors amplifiée par K_A, résultant en une stratégie de commande par courant $\boldsymbol{i_a}$ pour l'entrainement du moteur pour développer un couple T_m qui est transmis à l'arbre de sortie par l'intermédiaire d'un réducteur de vitesse de rapport $\boldsymbol{n = \Omega_m/\Omega_r}$ (vitesse de l'arbre moteur / vitesse arbre de charge) pour mouvoir le bras de robot. Le couple transmis T_m fait tourner l'arbre de sortie dans une telle direction afin de réduire l'erreur $\boldsymbol{\varepsilon_p}$ à zéro.

Dans les systèmes de commande des robots, l'arbre de sortie est équipé d'un réducteur sur lequel est montée la charge. C'est l'un des composants le plus essentiel, mais d'autre part, il cause des problèmes dans la structure mécanique. Son rôle est de transmettre la puissance et d'ajuster la circulation de l'actionneur à la charge mécanique sur chaque segment du bras manipulateur du robot. En robotique, le rapport $\boldsymbol{n}$ du réducteur prend des valeurs assez grandes dépendant du type de robot utilisé, par exemple pour le premier robot industriel crée en 1961 « UNIMATION à six degrés de liberté : $62 \leq n \leq 76.6$ ». C'est à ce niveau que se manifestent les couples perturbateurs T_L issus de l'environnement. La grandeur de sortie $\boldsymbol{\theta_s}$ est enfin reliée à un capteur dont la mesure est comparée à la référence par l'intermédiaire de la boucle de retour.

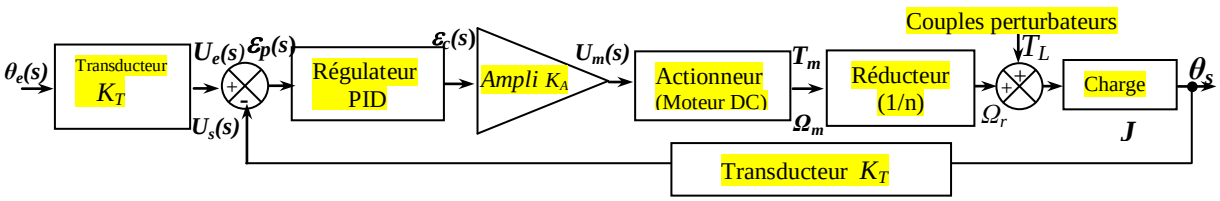


Figure 8. 15 : Schéma fonctionnel du servomoteur régulé du bras de robot.

Les systèmes de commande sont normalement réalisés pour un facteur d'amortissement $\boldsymbol{\zeta<1}$. On cherche toujours une réponse à l'échelon très rapide (t_s très petit) et bien amortie, donc dont le premier dépassement minimal ($\boldsymbol{D_{1min}}$). Pour la plupart des systèmes de commande un ζ satisfaisant est choisi dans la gamme de valeurs :

$$0.25 \leq \zeta \leq 0.7$$

(Ou un dépassement : $5\% \leq D_{1max} \leq 40\%$**).** Les dépassements M_p correspondants peuvent atteindre :

$$1.41 > M_p > 1.016$$

D'autre part, en revenant aux détails du paragraphe 7.3.1 du mode de commande de position par l'induit du chapitre 7, appliqué à la commande en position des servomécanismes menant à la modélisation des servomécanismes robots, pour essayer de déduire les facteurs caractérisant le système du second ordre normalisé qui doit fonctionner généralement avec un facteur d'amortissement ζ dans la gamme citée ci dessus.

Une réponse temporelle d'un système sous amortie, montre que la sortie atteindra l'entrée plus rapidement que pour le système sur amortie ou critique. Il oscille à la pulsation de résonance amortie ω_a autour de la valeur finale pour un échelon, une rampe, ou une impulsion d'entrée [186]–[188]. De telles oscillations sont inacceptables dans la commande de mouvement de bras des robots.

L'amortissement pour les robots manipulateurs doit être critique ou même sur amorti. Sa ***valeur minimale*** est de $\zeta=1$. Le plus souvent le système légèrement sur amorti est préférable :

$$1.0 \leq \zeta \leq 1.05$$

A. Optimisation basée sur MSE

L'AG optimise automatiquement les paramètres (K_p, K_i, K_d) du régulateur PID pour de meilleures performances du système contrôlé, utilisant *100* générations, en se basant sur la fonction objective **MSE**.

1. Population initiale « initPop »

Une population initiale de *80* individus est générée aléatoirement respectivement pour les articulations q_1 et q_2 représentées en figures (8.16a, b).

Chacune, est formées de trois (*3*) variables (K_p, K_i, K_d) de nombres réels dans l'espace de recherche symétrique.

A partir de quelques connaissances sur le système à régler et sur la conception d'un régulateur de type PID, on peut borner la région de recherche de la solution optimale tout en garantissant l'optimisation de l'approche, de façon à ce que le temps de convergence de l'AG soit largement réduit.

Après quelques essais et erreurs initiaux, les bornes *D* inférieure et supérieure sont choisies dans cette étude comme suit : *D = Variables Bounds = [-100 100; -100 100; -100 100]*

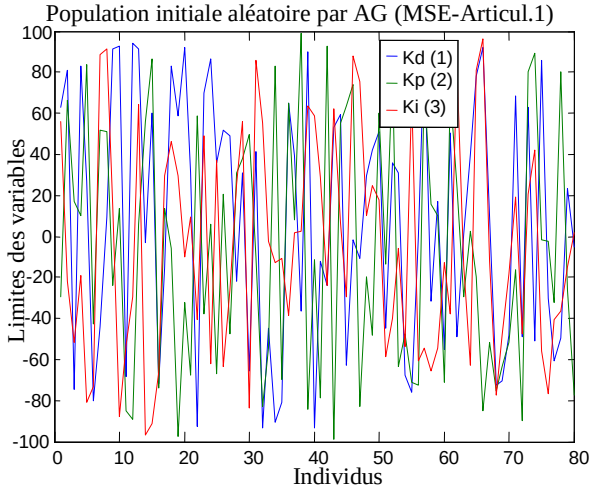


Figure 8.16a: Population initiale par AG (MSE-Artic.1)

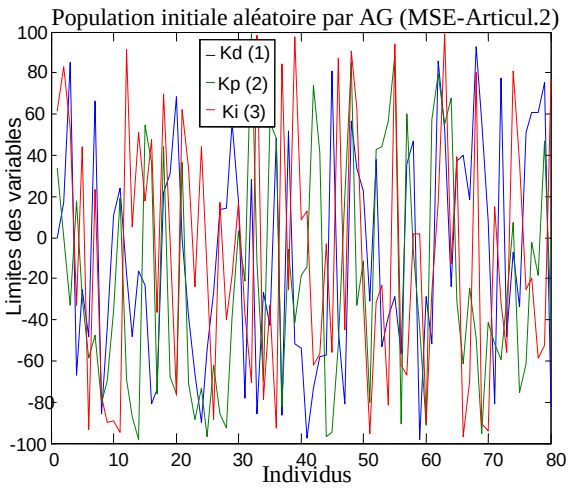


Figure 8.16b: Population initiale par AG (MSE-Artic.2)

Le tableau 8.3 ci-dessous présente les valeurs des principaux paramètres utilisés pour l'exécution du programme de l'AG proposé.

Le choix de ces paramètres est aussi basé sur de nombreux essais de performance et de convergence de l'AG.

Paramètres	**symbole**	**Valeur**
startPop	initPop	
Précision des variables (options)	opts	$[10^{-4}]$
Taille de la population (PopulationSize)	N	80
Nombre de générations (maxGen)	termOps	100
Fonction de sélection (selectFN)	normGeomSelect	
Coefficient de sélection (selectOps)	q	0.08
Fonction de croisement (xOverFNs)	arithXover	
Taux de croisement	xOverOps	4
Probabilité de croisement (xOverOps)	p_c	0.6
Fonction de mutation (mutFNs)	unifMutation	
Taux de mutation	mutOps	8
Probabilité de mutation (mutOps)	p_m	0.05

Tableau 8.3 : Valeurs des Principaux paramètres de l'AG.

La fonction Fitness F utilisée dans le module AG est donnée par l'inverse de l'un des indices de performance (MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE, ou leurs combinaisons…).

2. Valeurs optimales des paramètres PID

L'évolution des paramètres (K_d, K_p, K_i) basée sur le réglage par AG au court des ***100*** générations pour MSE, donnant les meilleures performances, est illustrée en figures (8.27a,b) pour les deux articulations q_1 et q_2.

a. Première articulation q_1

$$\boldsymbol{PID_Opt = [K_d = 9.3763\ K_p = 18.8388\ K_i = 94.0746]} \qquad (8.27a)$$

Best Fitness = 301.0000 Mean Fitness = 289.6908

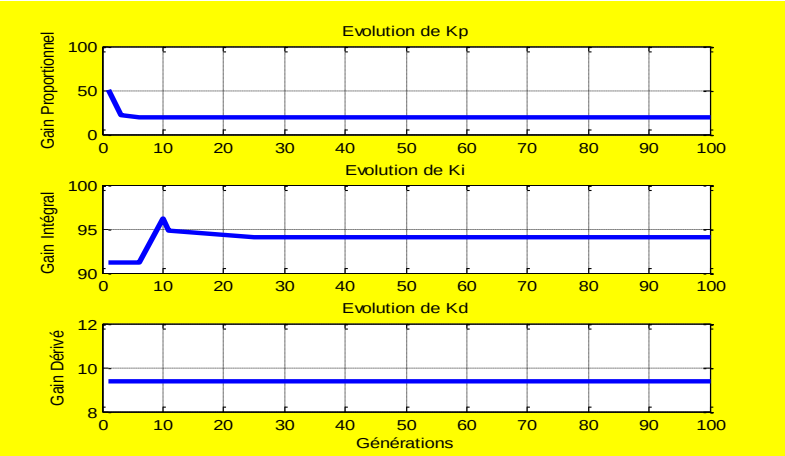


Figure 8.17a: Evolution des paramètres PID (Articulation1-MSE).

b. Deuxième articulation q_2

$$\boldsymbol{PID_Opt = [K_d = 25.2391\ \ K_p = 99.0732\ K_i = 99.6740]} \qquad (8.27b)$$

Best Fitness = 300.9284 ***Mean Fitness = 297.1625***

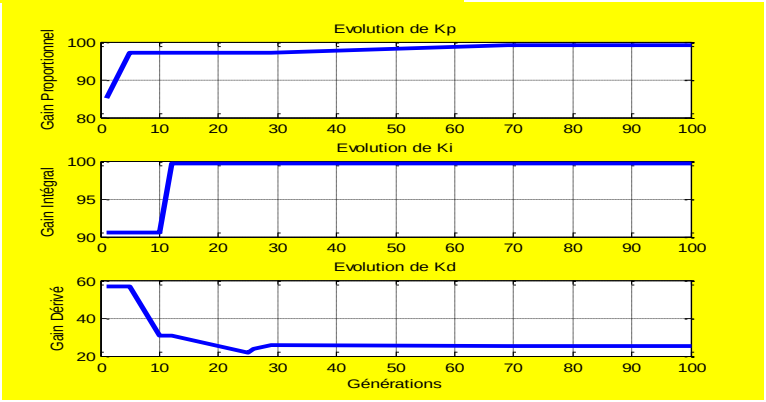


Figure 8.17b: Evolution des paramètres PID (Articulation2-MSE).

3. Paramètres de la Population finale « endPop »

Les valeurs des paramètres (K_d, K_p, K_i) et leur Fitness des *80* individus de la population finale pour les deux artriculations q_1 et q_2 sont représentés en figures (8.18a, b). On remarque une stagnation des valeurs autour des valeurs optimales pour les articulations q_1 et q_2 citées ci-dessus en (8.27a) et (8.27b) du paragraphe 2.

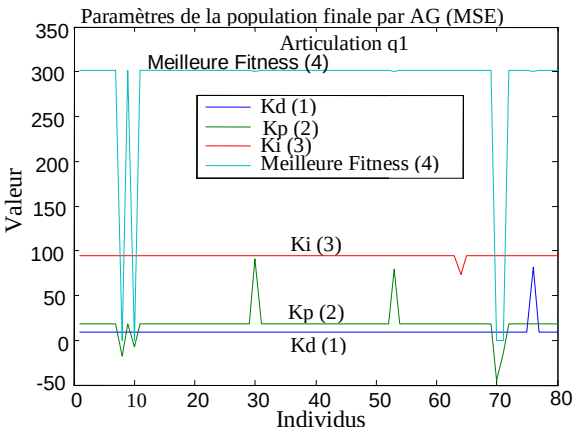


Figure 8.18a: Population finale par AG (MSE-Artic.1)

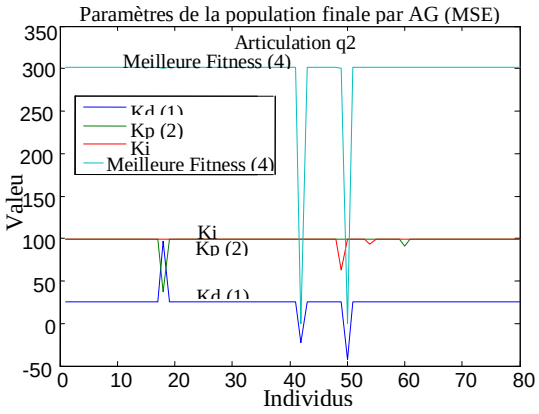


Figure 8.18b : Population finale par AG (MSE-Artic.2)

4. Meilleures populations « bPop »

L'AG converge vers les ***8***, puis les ***10*** meilleures populations parmi les *100* générations des valeurs des paramètres (K_d, K_p, K_i) pour les deux articulations q_1 et q_2 représentées en figures (8.19a, b) montrant une amélioration de leurs Fitness (5) respectives (*300.7363, 300.8803, 300.9941, 300.9988 , 300.9989, 300.9994 , 301.0000, 301.0000*) et puis (*300.8634, 300.8802 , 300.9103 , 300.9242, 300.9248 , 300.9278, 300.9280, 300.9281, 300.9284, 300.9284*), trouvées au cours des *100* générations, sont respectivement les suivantes : (*1, 2, 3, 6, 10, 11, 25 et 100*) puis (*1, 5, 10, 12, 25, 26, 28, 29, 69 et 100*) .

Une Fitness nulle (***0.0000*****),** veut dire que la valeur négative de K_d, K_p, ou K_i a été pénalisée.

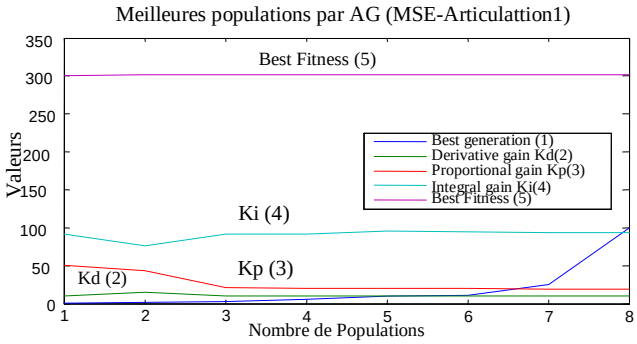


Fig. 8.19a: Meilleures populations par AG (MSE-Artic.1).

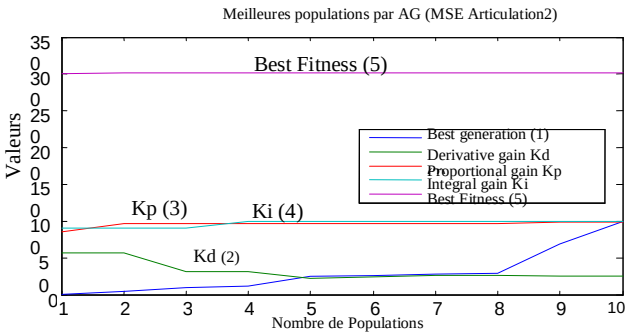


Fig. 8.19b: Meilleures populations par AG (MSE-Artic.2)

L'AG est testé pour *100* générations pour une population de *80* individus. Les figures (8. 20a,b), montrent l'évolution de l'ensemble de la meilleure Fitness « best Fitness » et de la moyenne Fitness « mean Fitness » par AG pour les individus de chaque génération convergeant rapidement vers l'optimum global (***Max Fitness = 301.0000***; ***Mean Fitness = 289.6908***) environ au début et juste avant la cinquième générations (*5*) pour la première articulation et (***Max Fitness = 300.9284; Mean Fitness = 297.1625***) après la même génération pour la deuxième articulation donnant les meilleures valeurs des paramètres PID.

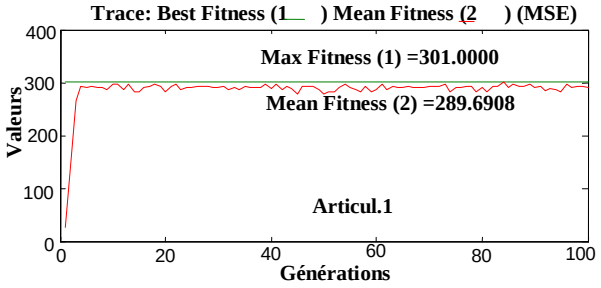


Figure 8.20a : Evolution de la Trace par AG pour MSE (Artic.1)

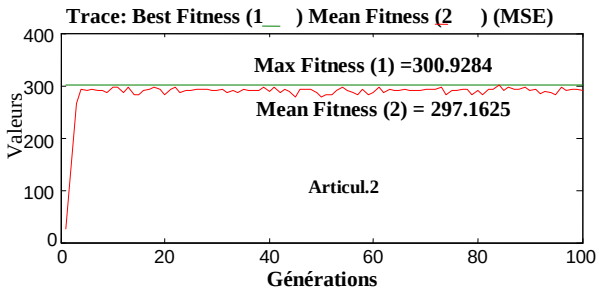


Figure 8.20b: Evolution de la Trace par AG pour MSE (Artic.2)

B. Optimisation basée sur ISE

L'AG optimise automatiquement les paramètres (K_p, K_i, K_d) du régulateur PID pour de meilleures performances du système contrôlé, utilisant *100* générations, en se basant sur la fonction objective ISE et en utilisant les cinq (5) mêmes étapes ci dessus.

Les résultats des ***paramètres optimaux du PID sont les mêmes*** qu'en (8.27a), (8.27b) pour les articulations q_1 et q_2, mais avec d'autres évolutions de la meilleure fitness et sa moyenne montrées en figure 8.21 avec des valeurs plus petites, menant à des valeurs finales d'erreurs plus ***grandes :***

Best Fitness = 1.0000; Mean Fitness = 0.9624 (8.28a,b)

Les meilleures populations sont (*1*, *2*, *3*, et *100*) and (*1*, *10*, et *100*).

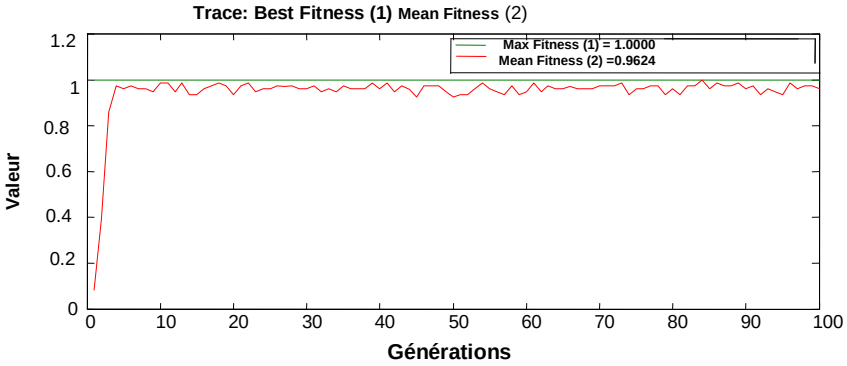


Figure 8.21 : Evolution de la Trace par AG pour ISE (Articulations 1 et 2).

C. Optimisation basée sur IAE

L'AG optimise automatiquement les paramètres (K_p, K_i, K_d) du régulateur PID pour les meilleures performances du système contrôlé, utilisant *100* générations, en se basant sur la fonction objective IAE.

1. Valeurs optimales des parameters PID

L'évolution des paramètres du contrôleur PID (K_p, K_i, K_d) représentée en figure 8.22a, basée sur l'ajustage par AG le long des *100* générations pour IAE sont de mêmes valeurs qu'en (8.27a), (8.27b) pour l'articulation q_1, mais différentes pour l'articulation q_2 (8.29b), avec d'autres évolutions de la meilleure fitness et sa moyenne montrées en figure 8.21, de valeurs plus petites menant à des valeurs finales d'erreurs plus grandes :

a. Première articulation

Best Fitness = 0.9975 Mean Fitness = 0.9528 (8.29a)

b. Deuxième articulation

PID_Opt = [K_d =21.1693 K_p = 69.1685 K_i = 99.6740] (8.29b)

Best Fitness = 0.9408 Mean Fitness = 0.9262

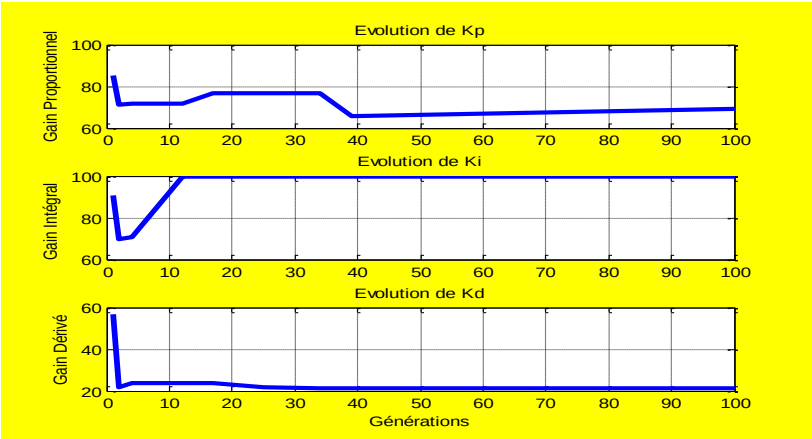


Figure 8.22a: Evolution des paramètres PID (Articulation2-IAE).

2. Paramètres de la Population finale « endPop »

Les figures (8.23a, b) montrent l'évolution des paramètres (K_d, K_p, K_i) ainsi que leurs fitness des *80* individus de la population finale pour les deux artriculations q_1 et q_2. On remarque une stagnation des valeurs autour des valeurs optimales citées ci-dessus en (8.29a) et (8.29b).

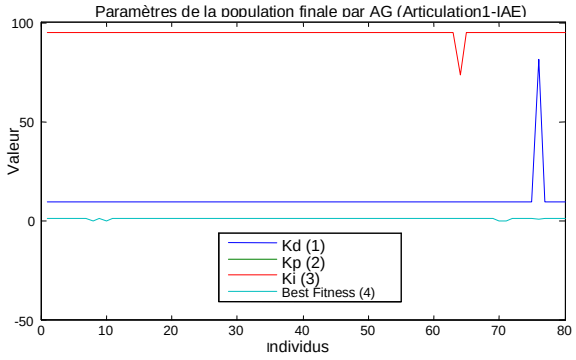


Figure 8.23a: Population finale par AG (IAE-Articul.1)

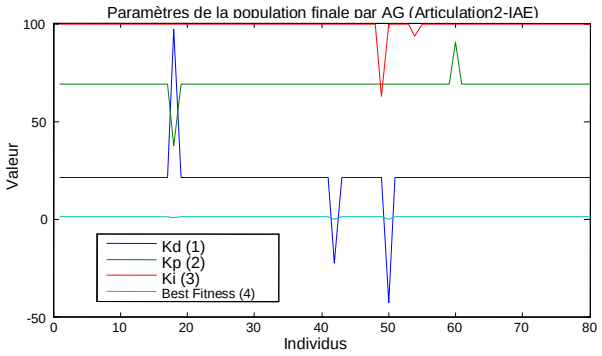


Figure 8.23b: Population finale par AG (IAE-Articul.2)

3. Meilleures populations « bPop »

L'AG converge vers les *8*, puis les *9* meilleures populations parmi les *100* générations des valeurs des paramètres (K_d, K_p, K_i) pour les deux articulations q_1 et q_2 représentées en figures (8.24a, b) montrant une amélioration de leurs Fitness (5) respectives (*0.4136, 0.5567, 0.5828, 0.5873, 0.5920, 0.5927, 0.6055, 0.6055*) puis (*0.8997, 0.9061, 0.9061, 0.9061, 0.9061, 0.9061, 0.9061, 0.9407, 0.9408*), trouvées au cours des *100* générations sont respectivement les suivantes : (*1, 3, 6, 10, 11, 13, 25 et 100*) puis (*1, 2, 4, 12, 17, 25, 34, 39 et 100*) .

Une Fitness nulle (***0.0000***) veut dire que la valeur négative de K_d, K_p, ou K_i a été pénalisée.

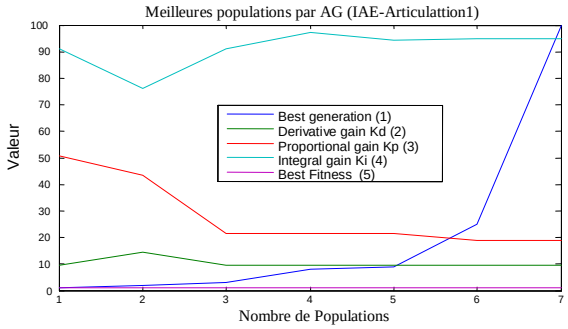


Fig.8.24a: Meilleures populations par AG (IAE-Artic.1).

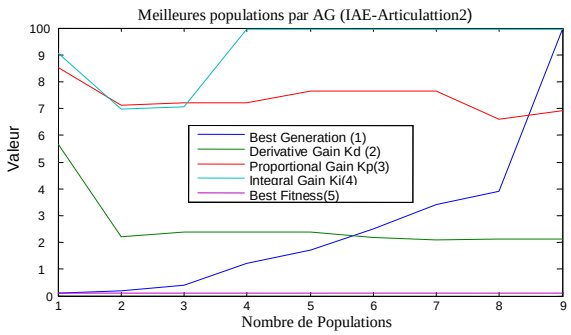


Fig.8.24b: Meilleures populations par AG (IAE-Artic.2).

4. La trace « traceInfo »

L'AG est testé pour *100* générations pour une population de *80* individus. Les figures (8. 25a, b) montrent l'évolution de l'ensemble de la meilleure Fitness « best Fitness » et de sa moyenne « mean Fitness » pour les individus de chaque génération, convergeant rapidement vers l'optimum global (***Max Fitness = 0.6055***; ***Mean Fitness = 0.5724***) respectivement environ au début et juste avant la vingt cinquième générations (25) pour la première articulation et (*Max* ***Fitness = 0.9408; Mean Fitness = 0.5724***) environ après la génération (*12*) pour la deuxième articulation donnant les meilleures valeurs des paramètres PID.

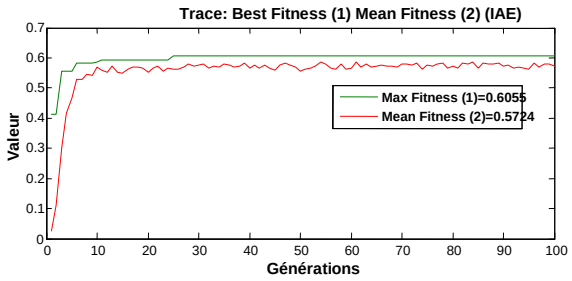


Fig.8.25a: Evolution de la Trace par AG pour IAE (Artic.1)

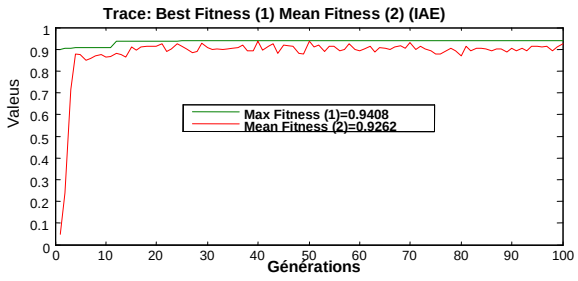


Fig.8.25b: Evolution de la Trace par AG pour IAE (Artic.2)

D. Optimisation basée sur ITAE

Pour la fonction objective ITAE et en utilisant les sept étapes ci-dessus :

1. Valeurs optimales des paramètres PID

L'évolution des paramètres du contrôleur PID (K_p, K_i, K_d) basée sur l'ajustage par AG le long des *100* générations pour ITAE sont de mêmes valeurs qu'en (8.27a) pour l'articulation q_1, mais différente pour l'articulation q_2. L'évolution est illustrée en figure (8.26a) pour la deuxième articulation seulement.

a. Première articulation

***Best Fitness** = 623.7799 Mean Fitness = 569.7162* (8.30a)

b. Deuxième articulation

PID_Opt = [K_d =9.1078 K_p =18.3309 K_i = 91.8079] (8.30b)

Best Fitness = 547.1911 Mean Fitness = 506.4865

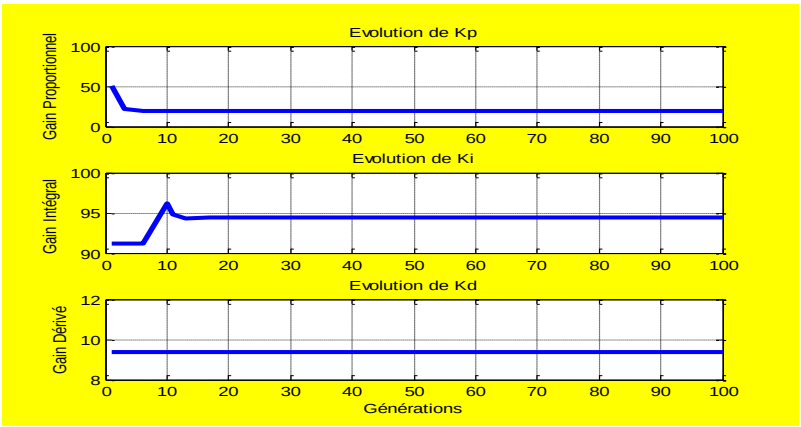


Figure 8.26a: Evolution des paramètres PID (Articulation2-ITAE).

E. Optimisation basée sur ITSE

1. Valeurs optimales des paramètres PID

L'évolution des paramètres du contrôleur PID (K_p, K_i, K_d) basée sur l'ajustage par AG le long des *100* générations pour ITSE est illustrée en figures (8.27a,b) pour les deux articulations. Les optimums globaux sont directement atteins pour la première (*1*) et dernière meilleure génération (*100*) donnant les paramètres du PID optimal :

a. Première articulation

PID_Opt = [K_d = 18.7141 K_p = 45.0760 K_i = 98.3518] (8.31a)

Best Fitness = 0.0333 Mean Fitness = 0.0321

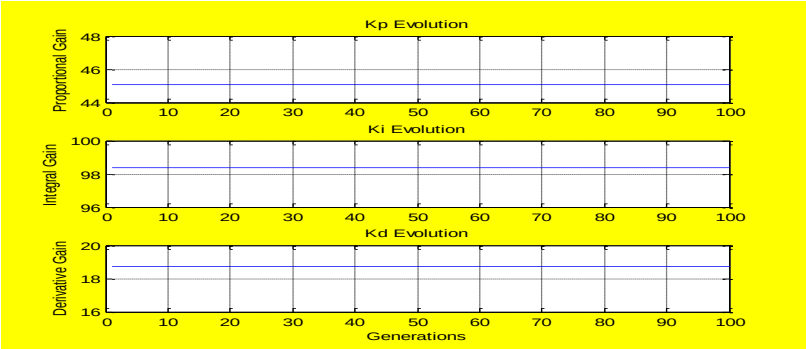


Figure 8.27a: Evolution des paramètres PID (Articulation1-ITSE).

b. Deuxième articulation

PID_Opt = [K_d =51.9806 K_p =82.1209 K_i = 84.4871] (8.31b)

Best Fitness = 0.0333 Mean Fitness = 0.0329

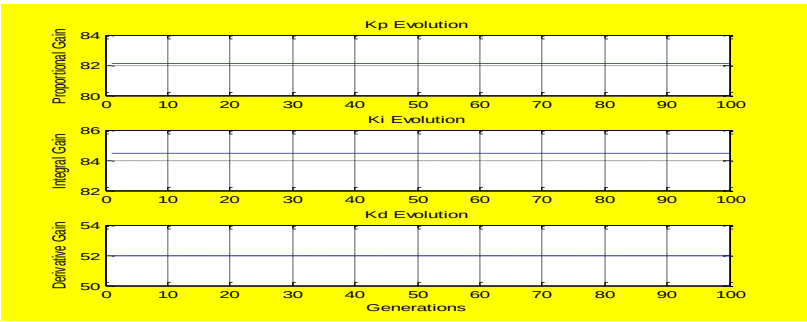


Figure 8.27b: Evolution des paramètres PID (Articulation2-ITSE).

F. Optimisation basée sur MSE-ISE

1. Valeurs optimales des paramètres PID

L'évolution des paramètres du contrôleur PID (K_p, K_i, K_d) basée sur le réglage par AG, le long des *100* générations, pour MSE-ISE est illustrée en figures (8.28a, b) pour les deux articulations.

a. Première articulation

PID_Opt = [Kd=10.6541 Kp=27.9935 Ki=83.5681] (8.32a)

Best Fitness= = 0.4999 Mean Fitness =NaN

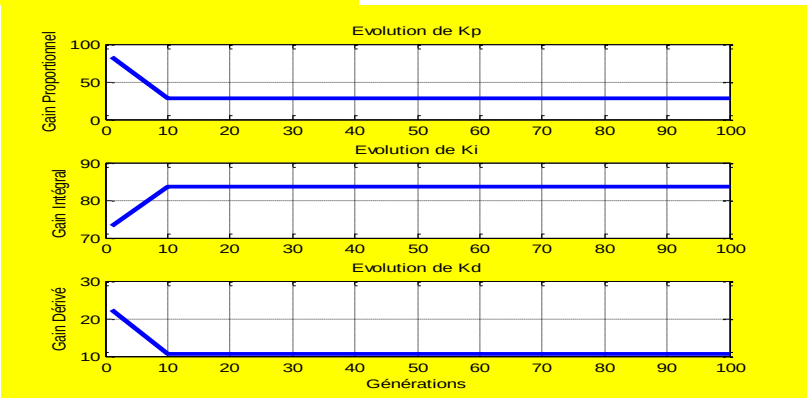


Figure 8.28a: Evolution des paramètres PID (Articulation1-MSE-ISE).

b. Deuxième articulation

PID_Opt =[K_d=23.0601 K_p=51.0361 K_i=84.2224] (8.32b)

Best Fitness = 0.4997 Mean Fitness =NaN

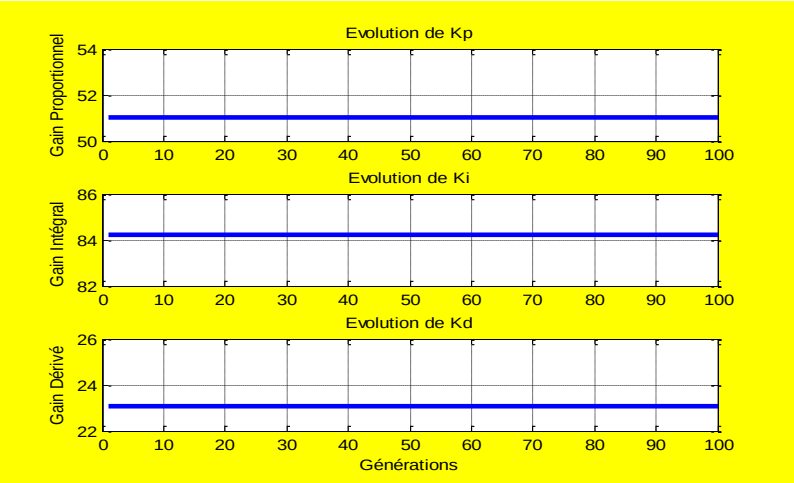


Figure 8.28b: Evolution des paramètres PID (Articulation2-MSE-ISE).

G. Optimisation basée sur MSE-ISE-IAE

1. Valeurs optimales des paramètres PID

L'évolution des paramètres du contrôleur PID (K_p, K_i, K_d) basée sur le réglage par AG, le long des *100* générations, pour MSE-ISE-IAE est illustrée en figures (8.29a,b) pour les deux articulations.

a. Première articulation

PID_Opt=[K_d = 20.1910 K_p = 44.0682 Ki = 99.0411] (8.33a)

Best Fitness= 0.3254 Mean Finess =NaN

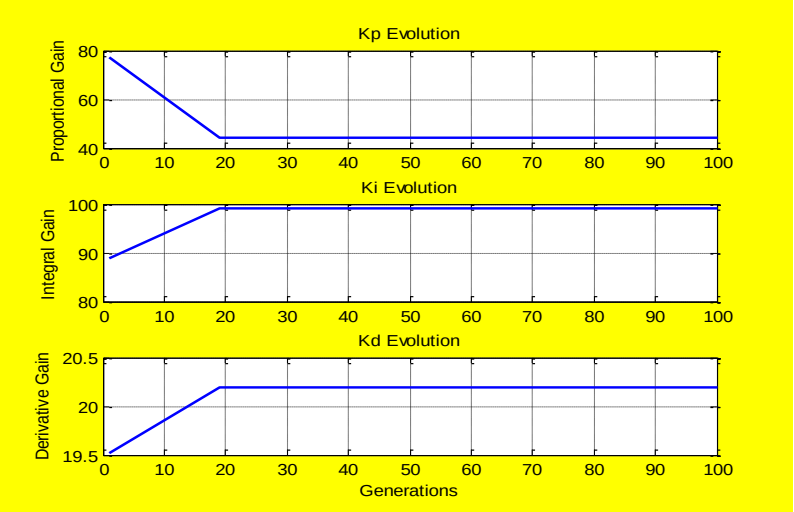


Figure 8.29a: Evolution des paramètres PID (Articulation1-MSE-ISE-IAE).

b. Deuxième articulation

PID_Opt =[K_d = 18.7141 K_p = 45.0760 K_i = 98.3518] (8.33b)

Best Fitness = 0.3262 Mean Fitness =NaN

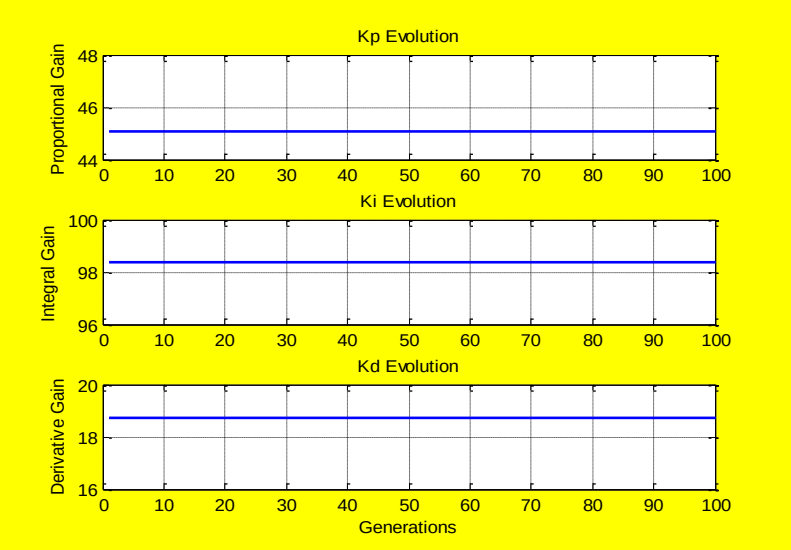


Figure 8.29b: Evolution des paramètres PID (Articulation2-MSE-ISE-IAE).

H. Optimisation basée sur ITAE-ITSE

1. Valeurs optimales des paramètres PID

L'évolution des paramètres du contrôleur PID (K_p, K_i, K_d) basée sur l'ajustage par AG le long des *100* générations pour ITAE-ITSE est illustrée en figures (8.30a,b) pour les deux articulations.

a. Première articulation

PID_Opt = [Kd = 43.1138 Kp = 97.7069 Ki = 89.5624] (8.34a)

Best Fitness = 0.0332 Mean Finess =NaN

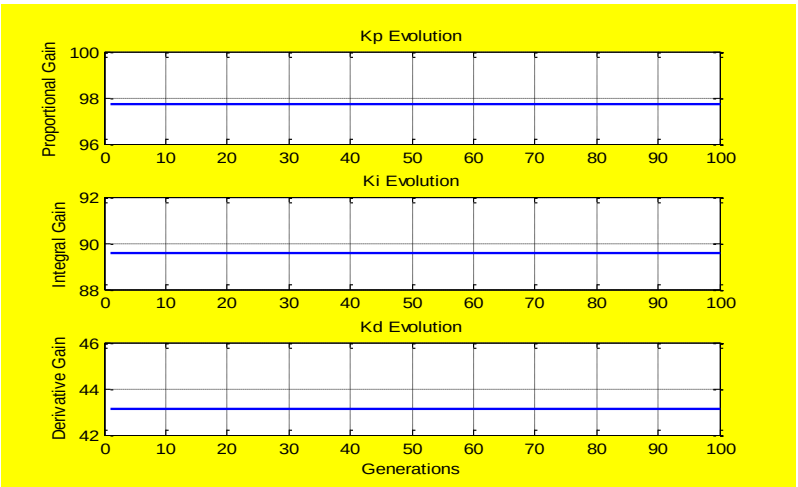


Figure 8.30a: Evolution des paramètres PID (Articulation1-ITAE-ITSE).

b. Deuxième articulation

PID_Opt =[K_d =30.0692 K_p = 64.5426 K_i = 97.8240] (8.34b)

Best Fitness = 0.0332 Mean Fitness =NaN

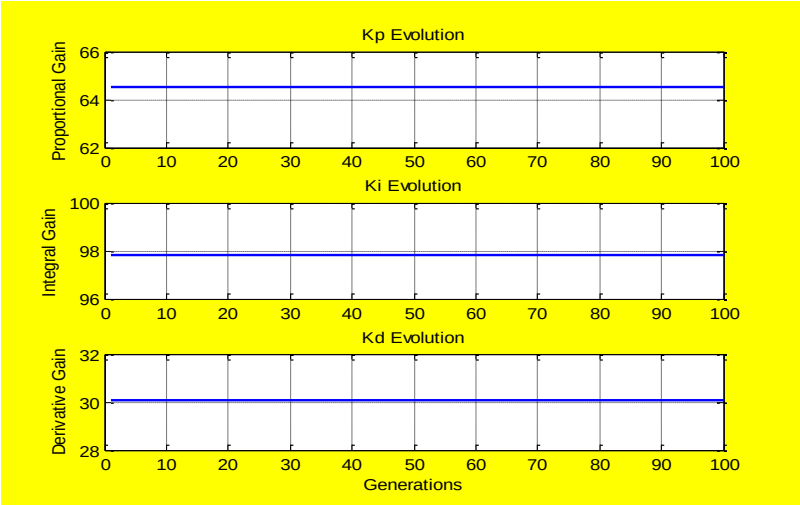


Figure 8.30b: Evolution des paramètres PID (Articulation2-ITAE-ITSE).

8.8.2 Réponses temporelles contrôlées par PID optimal pour différentes fonctions objectifs

Les études expérimentales pour l'application des AG ont été examinées pour les deux articulations de simulations pour lesquelles un bras de robot SCARA a été contrôlé par un PID optimal, pour la poursuite d'un échelon, utilisant les fonctions objectifs MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE, ou leurs combinaisons, pour le calcul des Fitness dont leurs évolutions sont exprimées en figures (8.20a,b ; 8.21 ; 8.25a,b).

Les figures (8.31a, b) montrent les réponses indicielles optimales contrôlées par PID utilisant les huit (*8*) fonctions objectifs pour les deux articulations du bras de robot réel. C'est un test de vérification des résultats de validation du comportement en régime transitoire.

Les réponses du système en utilisant le régulateur PID ajusté par AG sont relativement excellentes montant des dépassements optimaux amenant une erreur permanente nulle montrée en figures (8.33a,b); des temps de réponse très courts t_{s1}, t_{s2}; des temps de montée t_{r1}, t_{r2} pour les positions et les vitesses montrées en figures (8.31a,b); figures (8.32a,b) comparées à celle du bras de robot non régulé de la figure (8.14) précédente, respectivement des articulations q_1 et q_2 de synthèse.

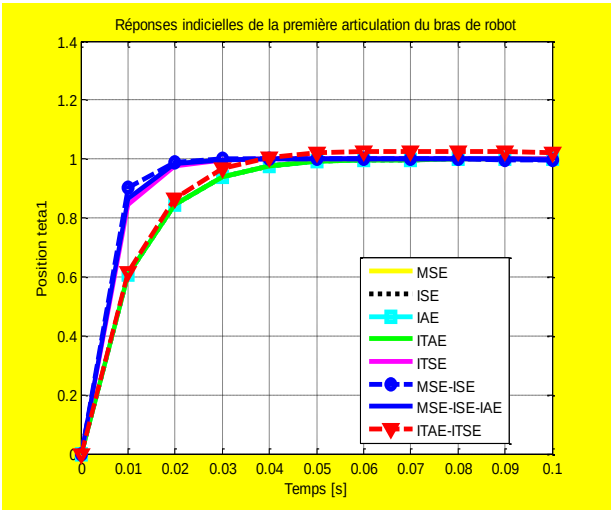


Figure 8.31a : Réponses indicielles pour différentes Fonctions Objectives (Articulation-1).

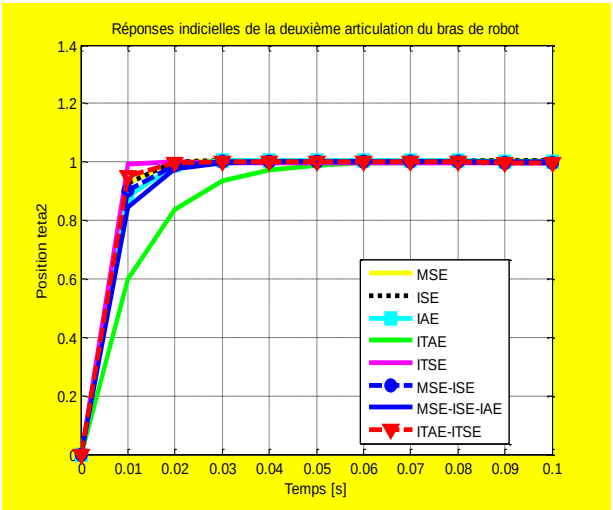


Figure 8.31b : Réponses indicielles pour différentes Fonction Objectives (Articulation-2).

'm'

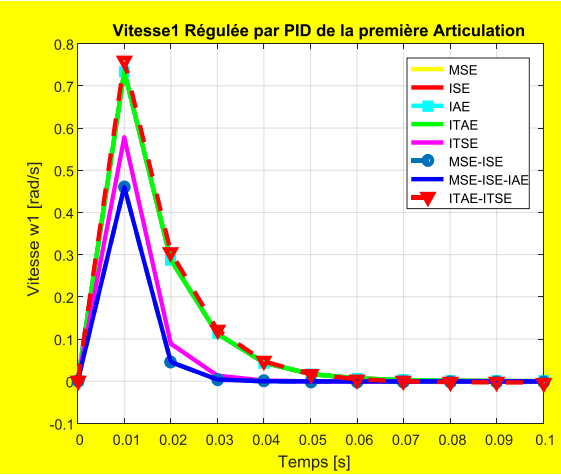


Figure 8.32a: Vitesse pour différentes fonctions Objectifs (Articulation-1)

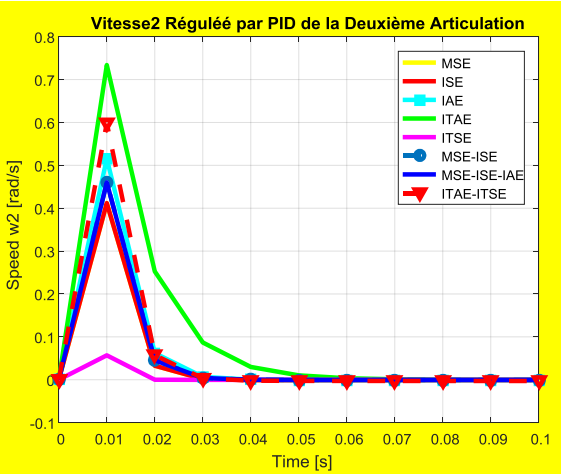


Figure 8.32b: Vitesse pour différentes fonctions Objectifs (Articulation-2).

Le tableau 8.4 résume les résultats obtenus des spécifications des réponses temporelles pour les deux articulations pour différentes fonctions objectifs.

Bras Robot (MSE & ISE)	**Articulation-1**	**Articulation-2**
Dépassement en pourcent (%)	0.0108	0.598
Temps de réponse (ts-5% critérium)	0.0327s	0.0133s
Temps de montée (t_r)	0.0241s	0.00865s
Pic Maximal (M_p)	1.000108	1.00598
Temps du Pic (t_p)	0.17s	0.04 s
Valeurs Finales =1	0.25s	0.25s

Bras Robot (IAE)	**Articulation-1**	**Articulation-2**
Dépassement en pourcent (%)	0.0117	0.44
Temps de réponse (ts-5% critérium)	0.0327s	0.0162s
Temps de montée (t_r)	0.0241s	0.0104s
Pic Maximal (M_p)	1.000117	1.0044
Temps du Pic (t_p)	0.19s	0.04 s
Valeurs Finales =1	0.25s	0.25s

Bras Robot (ITAE)	**Articulation-1**	**Articulation-2**
Dépassement en pourcent (%)	0.0000	0.0209
Temps de réponse (ts-5% critérium)	0.0289s	0.0338s
Temps de montée (t_r)	0.0209s	0.0247s
Pic Maximal (M_p)	0.999	1.000209
Temps du Pic (t_p)	0.09s	0.25 s
Valeurs Finales =1	0.25s	0.25s

Bras Robot (ITSE)	**Articulation-1**	**Articulation-2**
Dépassement en pourcent (%)	0.0943	0.0000
Temps de réponse (ts-5% critérium)	**0.0179s**	**0.00956s**
Temps de montée (t_r)	**0.0129s**	**0.00805s**
Pic Maximal (M_p)	1.000943	0.999
Temps du Pic (t_p)	0.05s	0.02 s
Valeurs Finales =1	0.25s	0.25s

Bras Robot (MSE-ISE)	**Articulation-1**	**Articulation-2**
Dépassement en pourcent (%)	0.361	0.0749
Temps de réponse (ts-5% critérium)	0.0283s	0.0155s
Temps de montée (t_r)	0.0204s	0.00888s
Pic Maximal (M_p)	1.00361	1.000749
Temps du Pic (t_p)	0.08s	2.68 s
Valeurs Finales =1	0.25s	0.25s

Bras Robot (MSE-ISE-IAE)	**Articulation -1**	**Articulation -2**
Dépassement en pourcent (%)	0.103	0.0943
Temps de réponse (ts-5% critérium)	0.0171s	0.0179s
Temps de montée (t_r)	0.0117s	0.0129s
Pic Maximal (M_p)	1.00103	1.000943
Temps du Pic (t_p)	2.23s	0.05 s
Final Values =1	0.25s	0.25s

Bras Robot (ITAE-ITSE)	**Articulation -1**	**Articulation -2**
Dépassement en pourcent (%)	0.0138	0.0583
Temps de réponse (ts-5% critérium)	**0.00962s**	**0.00999s**
Temps de montée (t_r)	**0.0081s**	**0.00841s**
Pic Maximal (M_p)	1.000138	1.000583
Temps du Pic (t_p)	0.02s	2.85 s
Valeurs Finales =1	0.25s	0.25s

Tableau 8.4 : Résultats de simulation du bras de robot contrôle par PID optimisé par AG.

Finalement, on obtient les réponses sur amorties du système contrôlé, optimisé par AG utilisant une méthode de synthèse robuste pour le réglage des contrôleurs PID.

8.8.3 Amélioration simultanée de la stabilité et de la précision

Dans toute la plage de variation du régime permanent, on se trouve confronté à un problème multiobjectifs où les deux quantités fondamentales de précision et de robustesse en stabilité doivent être corrigées, montrant que le système est toujours stable et précis pour les deux articulations de régulation par PID optimisé par AG. Cependant, les performances de robustesse en stabilité du système contrôlé sont atteintes puisque tous les pôles sont localisés dans le demi-plan de gauche prouvant qu'ils ont largement bougés, représentés dans la carte des pôles-zéros ci-dessous en figures (8.34a, b). De plus, puisque l'erreur statique de suivi s'annule ($\boldsymbol{\varepsilon_s = 0}$) après $\boldsymbol{t_1 = 0.03s}$ pour ITSE, MSE-ISE, MSE-ISE-IAE et $\boldsymbol{t_2 = 0.01s}$ pour ITSE monté en figures (8.33a, b) et les réponses en vitesse montrées en figures (8.32a, b) ci-dessus, la position désirée θ_e du bras de robot est très rapidement atteintes (t_{s1}, t_{s2} montrés au tableau 8.4) pour les articulations q_1, q_2 prouvant que la position de sortie $\boldsymbol{\theta_s}$ poursuit parfaitement la consigne $\boldsymbol{\theta_e}$. On constate que les deux contrôleurs PID résultants, conduisent à des caractéristiques semblables réalisant l'objectif principal de poursuite de la trajectoire de référence dont la précision est caractérisée par les erreurs de positions et de vitesses articulaires acceptables représentées en figures (8.33a,b), montrant clairement que les performances désirées optimales sont atteintes.

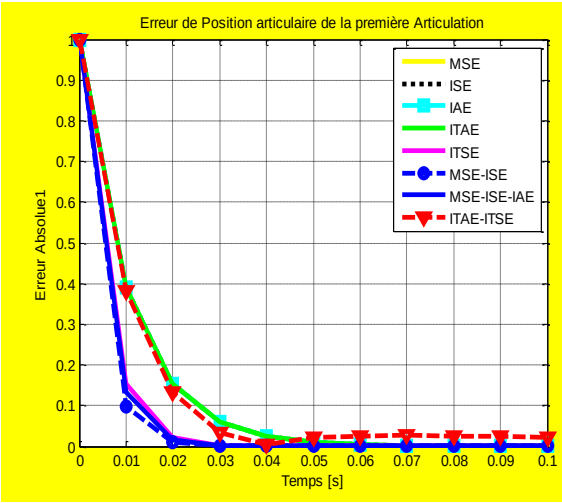


Figure.8.33a: Erreur de Position Articulaire pour différentes Fonctions Objectifs (Articulation-1).

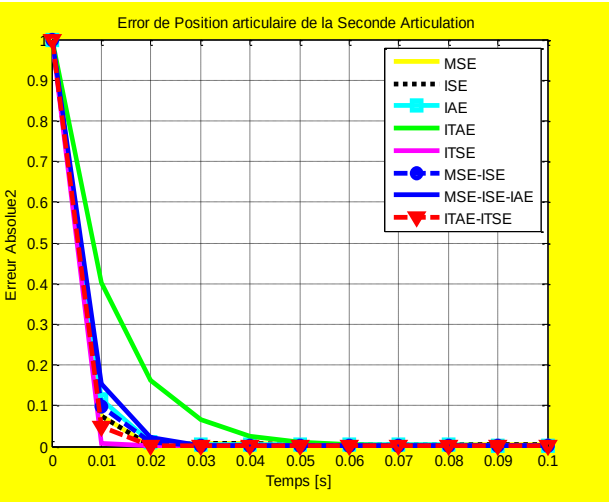


Figure 8.33b: Erreur de Position Articulaire pour différentes Fonctions Objectifs (Articulation-2).

8.8.4 Evolution des pôles du système contrôlé par PID optimal

Avant de décrire les deux approches de synthèse d'un régulateur PID optimisé par l'AG pour les deux articulations, on présente une étude sur l'évolution des pôles du système nominal utilisant ce régulateur pour l'asservissement en position et vitesse.

Comparé aux deux pôles complexes conjugués du système sous amorti de la figure (8.14), leur déplacement vers la gauche de l'origine, plus loin de l'axe imaginaire représentés en figures (8.34a, b), montre que ce correcteur PID optimal compensateur, a un effet stabilisant par apport de phase, augmentant de ce fait la rapidité, donnant un temps de réponse plus court.

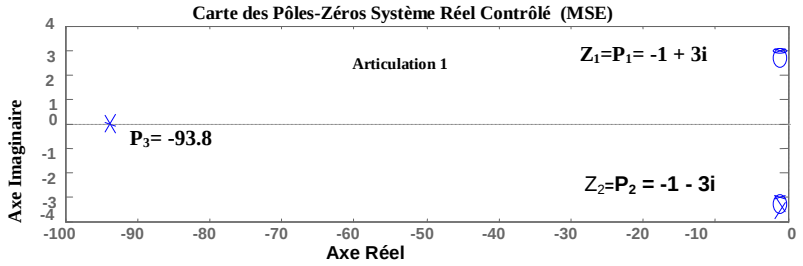


Figure 8.34a : Carte des Pôles-Zéros du Système Réel Contrôlé (Articulation1-MSE).

ISE: P_3=-93.8; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1±3i
IAE: P_3=-93.8; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1±3.01i
ITAE: P_3=-107; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-0.982±2.88i
ITSE: P_3=-187; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1.2±1.95i
MSE-ISE: P_3=-106; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1.31±2.71i
MSE-ISE-IAE: P_3=-202; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1.09±1.93.i
ITAE-ITSE: P_3=-93.8; $Z_{1,2}$=-1.13±0.891i; $P_{1,2}$=-1.14±0.879i

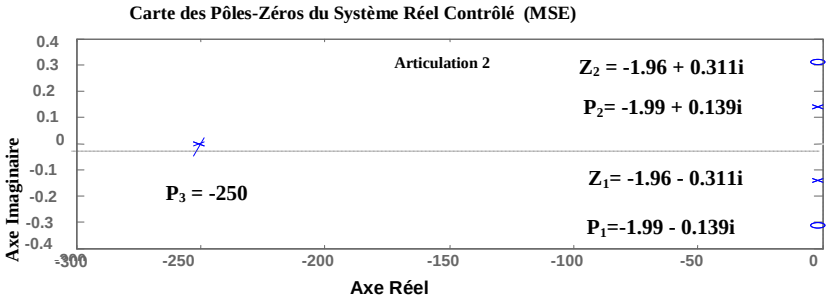


Figure 8.34b : Carte des Pôles-Zéros du Système Réel Contrôlé (Articulation2-MSE).

ISE: P_3=-250; $Z_{1;2}$=-1.96±0.311i; $P_{1,2}$=-1.99±0.139i
IAE: P_3=-210; $Z_{1,2}$=-1.63±1.43i; $P_{1,2}$=-1.66±1.41i
ITAE: P_3=-91.1; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1.01±3.01i
ITSE: P_3=-520; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-0.79±1i
MSE-ISE: P_3=-230; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1.11±1.56
MSE-ISE-IAE: P_3=-187; $Z_{1,2}$=$P_{1,2}$=-1.2±1.95i
ITAE-ITSE: P_3=-566; $Z_{1,2}$= $P_{1,2}$=-0.753±1.02i

8.8.5 Amélioration simultanée de la stabilité et la rapidité

La rapidité de la réponse pour atteindre en un temps court la position désirée et la stabilité sont deux caractéristiques importantes de performance dynamique pour la conception des systèmes de commande.

L'amélioration simultanée de ces deux critères est un confit sachant qu'un faible amortissement amène le bras de robot à atteindre rapidement (diminution du temps de réponse t_s) la position de référence programmée exigeant des oscillations en RT, tandis que son

augmentation amène le système au cas critique fortement amorti (sans oscillations due à l'annulation pôles-zéros comme montré au paragraphe 7.3.1).

Ainsi, le mouvement du bras de robot atteint la position désirée très lentement (augmentation du temps de réponse t_s). Par conséquent, un compromis a été trouvé pour une bonne stabilité et un temps de réponse très court ont été réalisés par l'optimisation des paramètres du régulateur PID obtenu automatiquement par l'utilisation des AG amenant aux résultats du tableau 8.4 précédent.

Cette technique d'optimisation du régulateur PID par AG, pour la commande de hautes performances du bras de robot manipulateur, a réuni les trois types de correcteurs dont les meilleures valeurs optimales, sont obtenues pour les deux articulations, données précédemment en (8.27–8.34a, b) pour rassembler les avantages de chacun des gains : le contrôle proportionnel (K_p) de rapidité, le contrôle dérivé (K_d) amenant la stabilité et le contrôle intégral (K_i) assurant la précision.

Finalement, on obtient les réponses sur amorties du système optimal contrôlé par AG, utilisant une méthode de synthèse robuste d'ajustage automatique par des régulateurs PID. On obtient la FTBF(s) du système contrôlé « ***sys_controlled(s)*** » optimal obtenu par une méthode de synthèse des régulateurs PID robustes dont les réponses temporelles en position et en vitesses articulaires pour les deux articulations sont représentées en figures (8.31–8.32a,b).

8.9 Conclusion

En tenant compte que le robot manipulateur sera sévèrement endommagé aux limites de son espace de travail, ou bien avec des dépassements quand on est proches du banc d'essai dans le cas de réponses oscillatoires sous amorties, la technique de réglage du PID optimal par AG montrent que les paramètres de performance sont améliorés en régimes transitoire et permanent montrant respectivement une grande vitesse de réponse, une réponse du bras de robot manipulateur légèrement sur amortie, une stabilité robuste et une précision du mouvement.

Le succès des AG pour résoudre les problèmes d'optimisation, dépend du choix de la fonction Fitness et du codage. Huit fonctions objectives de performance ont été appliquées, montrant que celles basées sur **ITSE et la combinaison ITAE-ITSE donnent les meilleures performances concernant la vitesse de réponse, la réduction du dépassement maximal, la stabilité et particulièrement la précision du mouvement du robot due à l'insensibilité au changement des paramètres**. Les améliorations de la robustesse et la capacité adaptative sont d'une importance capitale menant à la réalisation à prix réduit et à un servomécanisme de plus longue durée de vie.

Les contrôleurs PID proposés, basés sur le réglage optimal par AG, est une technique très impressionnante et efficace pour le contrôle de la poursuite de trajectoires des bras de robots à réducteur, électriquement entrainés pour des taches de travaux bien déterminées. On pourra vérifier par implémentations expérimentales plusieurs trajectoires, appliquées à ce régulateur PID ajusté par compensation, pour le contrôle à hautes performances de robot qui a l'avantage adaptatif pour n'importe quelles perturbations mesurables, le rendant un système d'assemblage, à programmation adaptable.

Chapitre 8

B- Réalisation d'un prototype de suiveur solaire pour panneau bi-axial commandé par servomoteurs à réducteurs

Résumé :

Pour capter le maximum d'éclairement solaires, fournir la position initiale et délais d'un panneau solaire, la réalisation d'une unité de commande adéquate pour la consommation minimale des servomoteurs représentent le défi principal des systèmes suiveurs solaires. C'est l'objectif de cet article pour réaliser et implémenter une commande automatique afin de diriger le maximum d'éclairement solaire vers un panneau photovoltaïque (PV). Le prototype proposé de panneau solaire suiveur bi-axial, est utilisé pour optimiser la conversion de l'énergie solaire en électricité par orientation de ce dernier vers la position réelle du soleil, au prix d'une complexité mécanique et le besoin de maintenance, pour le meilleur rendement. Pour le développement hardware, deux servomoteurs DC à réducteurs sont commandés par la PWM, par une unité d'entrainement du panneau, utilisant quatre capteurs photorésistances ou « Light Dependant Resistor : LDR », pour fournir des signaux analogiques traités par un simple microcontrôleur ATMEGA328P avec carte Arduino. Pour la partie software, après traitement des données, une programmation en C++ commande deux servomoteurs DC pour positionner les détecteurs de lumière dans la direction la plus favorable, afin que le panneau solaire et les photorésistances soient perpendiculaires au rayonnement du soleil.

8.1 Introduction

Face aux prévisions d'épuisement, de pollution des ressources mondiales en énergie fossile (extraction du pétrole, gaz naturel, charbon du sous-sol...), thermonucléaire (Uranium, Plutonium...) et la demande croissante en énergie durant ces quarante dernières années, les chercheurs du monde entier, essaient de développer de nouvelles technologies pour produire des sources d'énergies électriques propres et inépuisables, telles que les énergies solaire et éolienne dites " Energies Renouvelables (EnR)" considérées comme étant des sources inépuisables.

Le rayonnement solaire produit chaque jour sur la terre l'équivalent de plusieurs milliers de fois la consommation énergétique totale de l'humanité. L'énergie solaire est disponible, non polluante, fiable, silencieuse, gratuite, inépuisable et ne nécessite que très peu d'entretien. C'est pour cette raison qu'elle sera prédominante dans la production d'électricité propre.

Les suiveurs ou traqueurs solaires sont des dispositifs qui orientent les panneaux solaires, les réflecteurs de Fresnel, les miroirs ou lentilles vers le soleil pour recevoir le maximum de rayonnement de lumière et de chaleur pour être convertis en énergie thermique ou pour produire de l'électricité.

En 1839, le physicien Français Alexandre-Edmond Becquerel fut le premier chercheur qui a découvert que la lumière du soleil peut être transformée en électricité. On parle d'effet PV. Plus d'un siècle plus tard, les premières cellules PV furent construites et les panneaux solaires font partie intégrante de notre quotidien. En 1958, les premiers modules solaires furent utilisés dans les systèmes spatiaux.

D'autres technologies émergentes, utilisant des cellules multi-jonctions, sont les concentrateurs photovoltaïques (CPV) et la puissance solaire concentrée « Concentrated Solar Power : CSP » qui doivent utiliser des traqueurs pointés vers le soleil, sinon il n'aura pas d'énergie produite. Pour ces raisons, les chercheurs sont intéressés à la motorisation des traqueurs solaires. Les systèmes mécaniques et électriques sont les principaux types de traqueurs solaires. En 1962, Finster introduit le premier suiveur solaire purement mécanique [239]. En 1963, Saavedra réalise un mécanisme de commande électronique automatique [240]. Après cela, plusieurs travaux furent menés pour la réalisation des systèmes suiveurs solaires simples et biaxes, basés sur des actionneurs électromécaniques, pour permettre la production jusqu'à ***30%*** à ***60%*** plus d'énergie que les systèmes fixes, puisque les rayons solaires demeurent perpendiculaires aux panneaux photovoltaïques [241–246]. Ainsi, pour l'amélioration du rendement de la conversion PV, on peut utiliser les suiveurs solaire simple axe ou bi-axial [248–258], l'optimisation de la configuration et de la géométrie des cellules solaires, de nouveaux matériaux et technologies pour des applications optoélectroniques etc... [258–261]. Quoique les traqueurs solaires peuvent produire plus d'énergie, certains problèmes apparaissent dans leur installation, telles que leur consommation d'énergie, coût, fiabilité et maintenance. Il n'est pas recommandé d'utiliser des traqueurs solaires pour les petits panneaux à cause des grandes pertes d'énergie dans leurs systèmes d'entrainement. On montre que la plus faible consommation de puissance est de *2* à *3%* de l'énergie augmentée par les dispositifs suiveurs.

Le choix stratégique de l'Algérie, un pays situé au nord de l'Afrique sur la côte méditerranéenne située dans la gamme en ***latitude*** de ***18.96*** à ***37.09*** **nord** et en ***longitude*** de ***8.69*** Ouest à ***11.95*** **Est**, est motivé par l'un des gisements solaires les plus importants au monde des énergies renouvelables, avec une durée d'ensoleillement pouvant atteindre ***3900 heures***, particulièrement au désert saharien. Une carte Algérienne d'irradiation solaire montre le potentiel en énergie solaire des zones spécifiques pour fournir les informations nécessaires pour sélectionner l'implantation optimale d'un système d'énergie solaire [262]. Cette carte peut être utilisée comme base de données pour de futurs investissements dans le domaine de l'énergie solaire, montrant que ***les plus importantes intensités***

sont autour de Djanet (***Sahara du Sud Algérien***) et la ***zone la moins intense*** est autour de ***Ksar Chellala*** (*Haut Plateaux de Tiaret*).

En 2007, le premier projet hybride construit dans le monde, intégré par gaz naturel-solaire, est localisé à Hassi R'Mel situé au sahara du sud Algérien. C'est un cycle combiné conventionnel et d'un champ solaire « Integrated Solar Combined Cycle: ISCC » d'une puissance thermique nominale de ***150 MW***. Le but de ce projet était d'intégrer la technologie thermique solaire avec une installation de puissance conventionnelle qui intègre un champ de collecteurs solaires cylindro-parabolique « Cylindrical-Parabolic Concentrators : CCP » ou « Parabolic through Collector » qui occupe une *surface réflective de* ***180 000 m^2***. Cette utilisation combinée, réduit le cout et facilite les déploiements des EnR dans les pays en voie de développement. Le projet de puissance sera implanté à Boughezoul, situé à proximité du désert saharien (Aurès), et servira en premier lieu comme pilote et facilité de recherche. Il sera capable de fonctionner, utilisant juste de l'énergie solaire, ou bien comme projet de puissance hybride approvisionné par la combinaison de puissance solaire et gaz.

L'Algérie est engagée dans une nouvelle ère d'utilisation de l'énergie inépuisable [263]. Le programme consiste à *l'installation d'une station de capacité générant plus de 22 GW de puissance* à partir de sources renouvelables entre *2011* et *2030*, dont *12 GW* sera consacrée à la demande *d'électricité domestique* et *10 GW* destiné à *l'exportation*. Cette dernière option dépend de la disponibilité d'une demande qui sera assurée à long terme par les partenaires confiants aussi bien sur fondation extérieure attractive. On s'attend à ce qu'environ *40%* de l'électricité produite pour la consommation domestique sera à partir des sources d'énergie renouvelables en *2030*. Ce document est produit par le Ministère de l'Energie et des Mines, réalisé et imprimé by SATINFO, 'Sonelgaz Group Company'.

Dans ce contexte, cet article comprend la réalisation et la commande du prototype d'un système de poursuite solaire bi-axial d'un panneau PV pour l'amélioration du rendement énergétique. Les systèmes suiveurs des panneaux solaires PV améliorent l'extraction du maximum d'énergie. Notre système est composé de deux parties principales, l'assemblage mécanique et la réalisation des parties électriques. La partie électrique est composée de quatre LDR identiques comme entrée, le microcontrôleur ATMEGA comme contrôleur et deux servomoteurs forment la sortie.

8.2 Panneaux suiveurs solaires

Vue sa situation géographique en Afrique, *l'Algérie* dispose *d'un des plus importants gisements solaires au monde de 2200 KWh/m^2/an*. La durée d'insolation sur la quasi-totalité du territoire national dépasse annuellement les *2000 heures* et peut atteindre les *3900 heures au Sahara*.

L'énergie reçue quotidiennement sur une surface horizontale de *1m^2* est de l'ordre de *5 KWh* sur la majeure partie des zones, soit près de *1700 KWh/m^2/an* au nord et *2263 KWh/m^2/an* au sud du pays [264–267]. Ce gisement solaire dépasse les *5000 TWh*. Le Tableau 8.1 montre le potentiel solaire dans trois zones principales (régions côtières, Hauts Plateaux, Sahara) du territoire Algérien.

zone	**Région Côtière**	**Région des Hauts Plateaux**	**Sahara**
Surface (%)	4	10	86
Durée moyenne d'ensoleillement (heures/an)	2650	3000	3500
Energie moyenne reçue (KWh/m^2/an)	1700	1900	2650

Tableau 8.1: Potentiel solaire de l'Algérie.

Les traqueurs solaires de la figure 8.1, représentent un champ de panneaux PV montés sur une surface orientable, poursuivant la trajectoire du soleil selon un ou deux axes. Avec un seul axe, les panneaux peuvent être montés dans un plan incliné à angle fixe sur un poteau vertical qui va orienter le champ photovoltaïque en direction du soleil tout au long de la journée. L'axe unique peut également être dans le plan des panneaux inclinés qui vont alors basculer de l'est à l'ouest suivant la position du soleil. Le suiveur à deux axes est une mécanique plus complexe qui garde le plan des panneaux perpendiculaire aux rayons du soleil quelle que soit sa position dans le ciel.

Les principales caractéristiques différenciant les traqueurs comparés aux panneaux solaires fixes sont le gain en production électrique, l'orientation mono ou multi axiale, la robustesse (tenue au vent) et la fiabilité, et le coût.

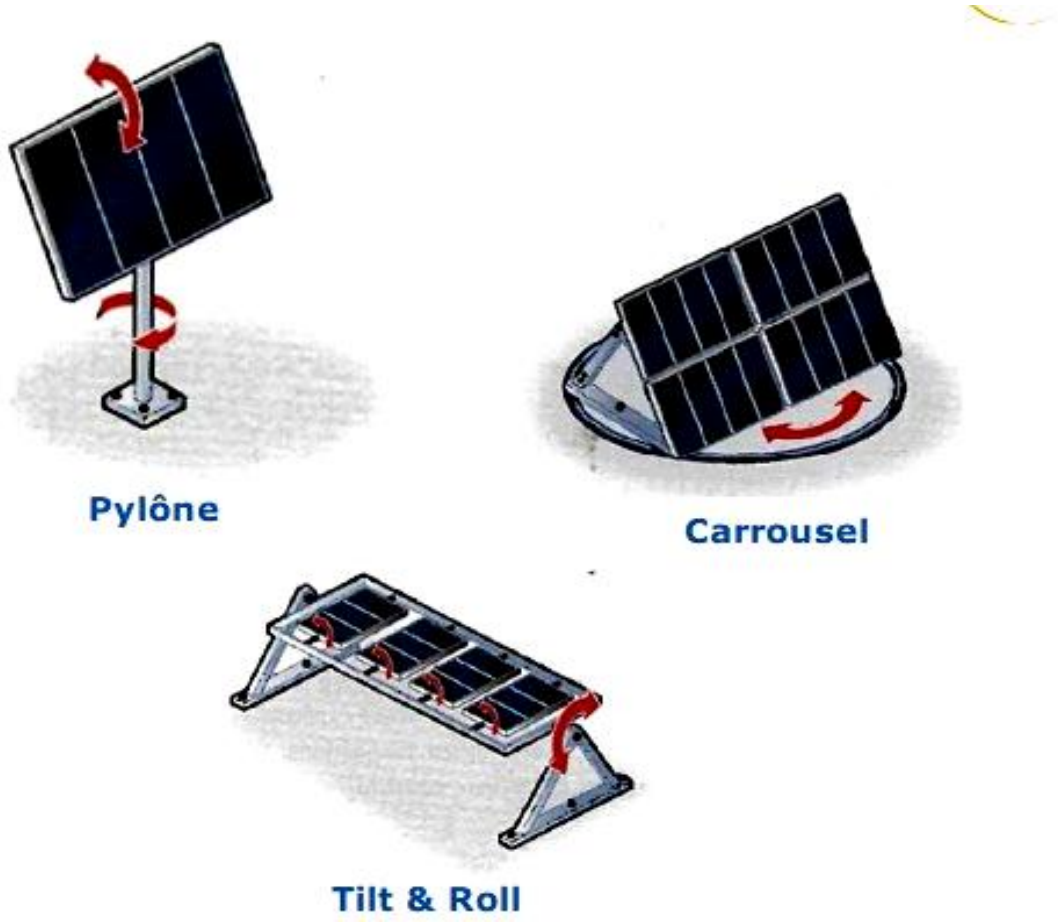


Figure 8.1 : Classes de traqueurs solaires bi-axiaux.

Sur un traqueur solaire bi-axial, les modules PV produisent jusqu'à plus de *40 %* d'énergie annuellement avec des écarts de production plus significatifs (*>5fois*) aux heures de pointe de consommation électrique au prix de complexité mécanique et le besoin de maintenance [245].

8.3 Intérêt des panneaux PV mobiles

Les deux principaux panneaux solaires PV les plus utilisés sont les traqueurs à simple axe et à deux axes. Le traqueur simple axe possède soit un axe en horizontal ou en vertical. Le panneau suiveur solaire PV à deux axes est caractérisé par l'aptitude de se mouvoir dans l'ensemble des

directions horizontale et verticale. Le mouvement en horizontal et en vertical du panneau est obtenu en prenant l'angle d'altitude et l'angle d'azimut comme référence pour permettre la poursuite du mouvement apparent du soleil quel que soit sa position dans le monde, tout au long de la journée quel que soit la saison. De plus, durant les changements de saisons, l'offset du soleil en latitude doit être compensée.

Au cours de la journée, le soleil se déplace continuellement, alors qu'un générateur photovoltaïque fixe dans sa position, perdant ainsi une considérable quantité d'énergie, qui pourrait être disponible. Pour en optimiser le rendement d'une installation fixe, elle doit être exposée au sud Algérien (Sahara). L'énergie rendue par les modules photovoltaïque est maximale seulement à midi comme indiqué sur la figure 8.2.

Au cours d'une journée complètement ensoleillée, un système *d'un KWc* bien orienté, produit *5,5 kWh d'énergie*. Le même système *avec suiveur*, dans les mêmes conditions d'ensoleillement, produit *11 kWh*. La figure.8.2 représente la comparaison de leur production [243].

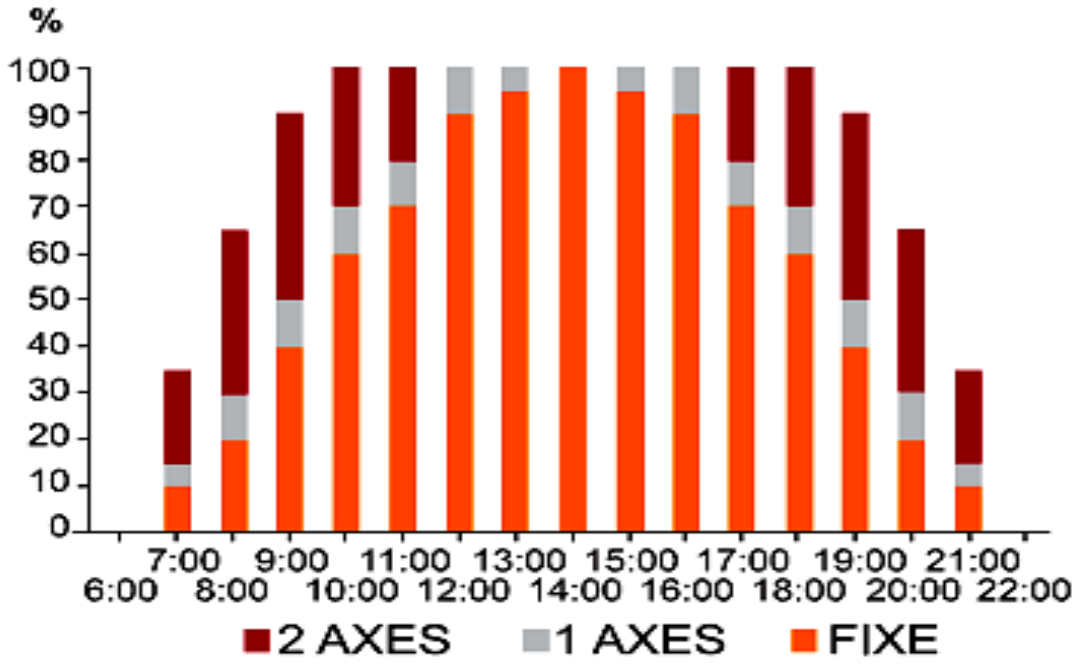


Figure 8.2 : Comparaisons du rendement de production avec panneaux suiveurs et système fixe.

8.4 Méthodologie et technique des panneaux PV

Ce projet consiste à la réalisation d'un prototype de panneau solaire suiveur bi-axial, commandé par des servomoteurs DC à réducteurs et à l'analyse de son fonctionnement. Il est composé de trois parties principales dont quatre LDR formant les entrées, l'Arduino Uno étant le microcontrôleur ATMEGA328P et deux servomoteurs étant les sorties où le schéma bloc est représenté en figure 8.3. Les signaux analogiques des LDR de sulfite de cadmium sont captés par l'ATMEGA328P convertis en signaux numériques par les convertisseurs Analogique/ Numérique, ajustés par deux potentiomètres (R_{TOL}, R_{VIT}) et envoyés aux deux servomoteurs commandés par PWM pour orienter le panneau vers les rayons solaires.

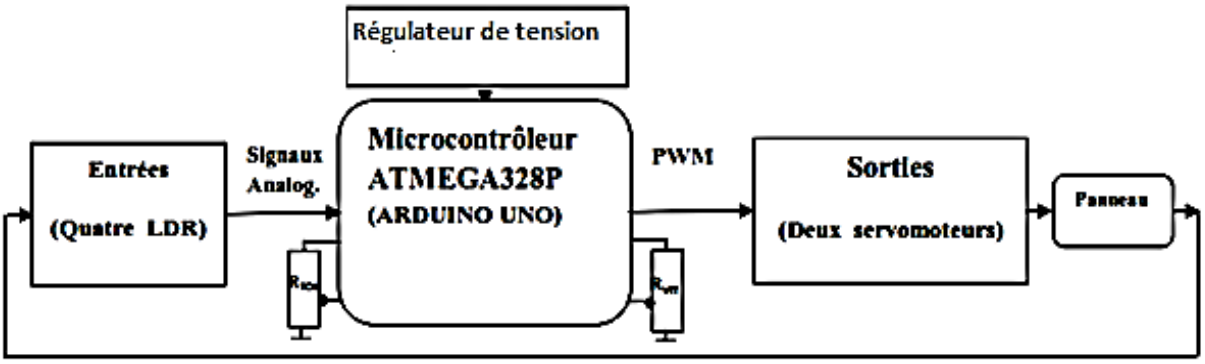


Figure 8.3 : Schéma bloc du système global.

La figute 8.4 montre *le régulateur de tension positive LM 7805* fournissant *+5V* exigé par le microcontroleur et la plupart des composants de notre réalisation.

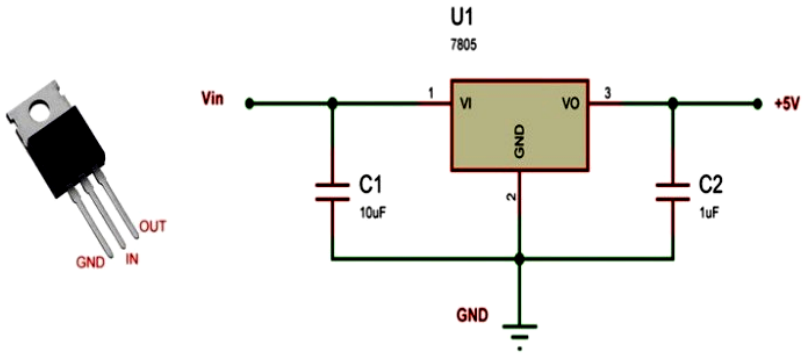


Figure 8.4: Régulateur de tension.

Le système est construit en deux parties principales, la réalisation mécanique et celle électrique.

8.4.1 Différent composants de la réalisation électrique

Dans cette partie, on s'intéresse principalement aux composants du suiveur qui interviennent pour l'orientation du panneau par rapport au rayonnement solaire. Les composants de la réalisation hardware sont quatre LDR, le microcontrôleur Arduino Uno et deux servomoteurs.

8.4.1.1 Résistance dépendant de la lumière LDR

Un capteur LDR ou photocellule de sulfure de cadmium (Cds) représenté en figure 8.5a composé d'un semi-conducteur à haute résistivité, est un composant dont la valeur de sa résistance décroit de façon exponentielle lorsque l'intensité lumineuse solaire (éclairement en *lux*) augmente comme indiqué sur la figure 8.5b. Cette intensité lumineuse captée par les LDR est utilisée comme tension d'entrée analogique transmise au microcontrôleur ATMEGA.

Dans notre application, on a utilisé quatre LDR identiques dans une lunette disposée en croix sur la surface du panneau et optiquement isolées entre elles par un plateau opaque, comme le

montre la figure 8.5c, de manière à ce que leur éclairement ne soit identique que si la lunette est pointée vers le soleil.

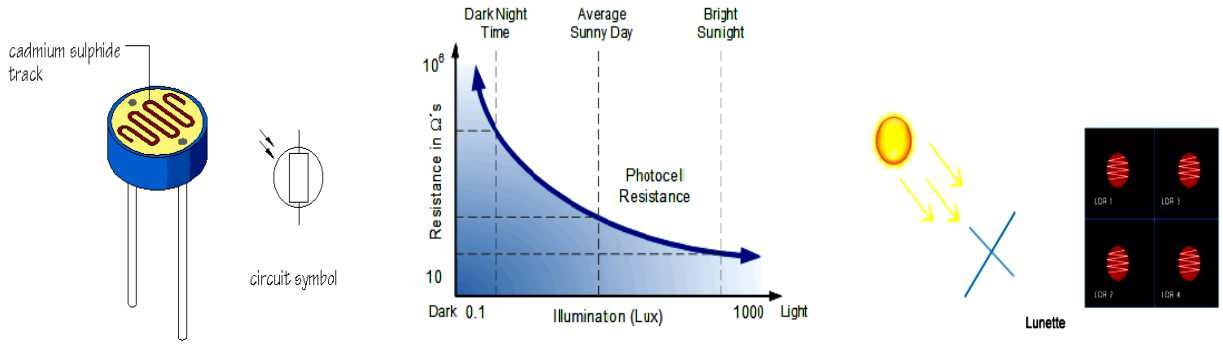


Fig.8.5a: LDR de Cds. Fig.8.5b: Caractéristiques LDR. Fig.8.5c: Lunette composée de 4 LDR.

Cette lunette est solidaire au panneau PV et placée sur le même plan que celui-ci. Elle forme un capteur destiné à détecter la position du soleil. Un signal d'erreur est généré si le système est dépointé. C'est ce signal, qui sera utilisé par le microcontrôleur, pour délivrer la commande adéquate aux servomoteurs DC. Afin de traiter ce signal, on a utilisé un diviseur de tension pour chaque LDR.

La *tension de sortie Vout* est proportionnelle à l'éclairement. *Vout* croit lorsque le maximum de lumière est capté par la photorésistance LDR et *Vout* est faible lorsqu'elle est dans l'ombre, exprimée par l'équation (8.1) suivante :

$$V_{out} = \frac{V_{in}.R}{(R + R_{LDR})} \tag{8.1}$$

8.4.1.2 Servomoteurs

Le rôle des servomoteurs est de produire un mouvement précis, en réponse à une commande externe. C'est un actionneur mélangeant l'électronique, la mécanique et l'automatique. Les *servomoteurs*, servomécanisme à fort couple ayant une très large gamme de puissance, sont disponibles en une grande variété de tailles de petits aux gros moteurs, capables de faire fonctionner de grosses machines, ont un excellent rapport puissance poids en raison de leur *meilleurs rendements* (*80-90%*), sont très adaptés aux applications de faible vitesse, étant donné le faible frottement et le rapport d'engrenage correct produisant une très faible chaleur, vibration et très peu de bruit.

Le servomoteur de la figure 8.6 est un assemblage de trois blocs principaux, un corps contenant toute la mécanique et l'électronique, un câble pour amener la puissance et la commande (signal de référence), un palonnier, accroché à l'axe du servomoteur. On accroche sur le palonnier les parties mécaniques à mouvoir (bras, roue, ...).

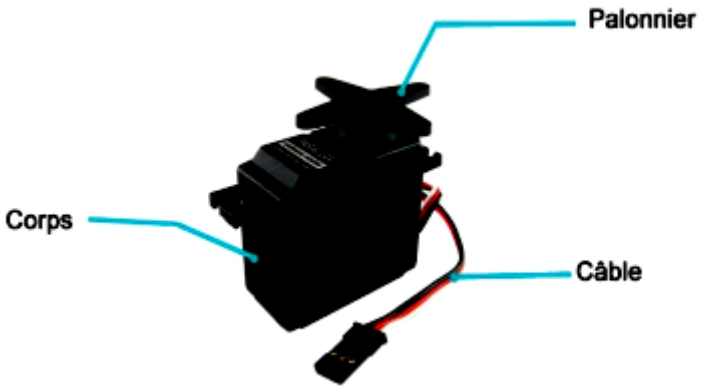


Figure 8.6 : Bloc du servomoteur.

Ce type de servomoteur exige une tension d'alimentation régulée de ***5V***. Ceci consiste à un câble électrique à trois fils de connexion : le ***signal***, le ***positif*** (***+5V***) et la ***masse*** (***0V***).

Il contient aussi plusieurs parties internes qui sont le moteur DC et réducteur, le capteur de position, un amplificateur d'erreur, le driver moteur, et un circuit qui décode la position exigée. Le servomoteur peut tourner d'un angle maximal de ***180 degrés***.

8.4.1.3 Constitution interne du servomoteur

Le servomoteur utilisé dans ce projet est un assemblage de quatre parties : un moteur électrique DC, un ensemble d'engrenage pour former le réducteur, un circuit capteur de position qui est généralement un potentiomètre, une carte électronique pour la commande et l'asservissement du moteur.

Le corps du servomoteur contient une carte électronique recevant la consigne pour réaliser l'asservissement. Cette carte commande un moteur électrique DC qui entraine le palonnier par l'intermédiaire du réducteur de vitesse comme illustré en figure 8.7 ci dessous.

Figure 8.7 : Différentes parties du servomoteur.

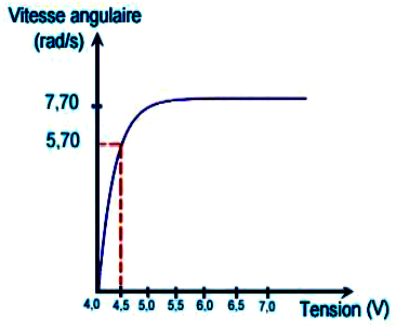
Le réducteur a deux fonctions :

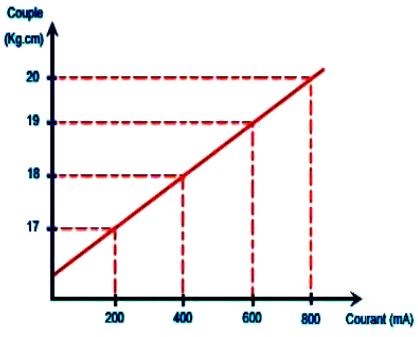
- Réduire la vitesse pour permettre un positionnement du servomoteur plus précis et pour que le mouvement lors de son exécution n'endommage pas le système par sa vitesse, si elle est trop élevée.

- Augmenter le couple par son mouvement de rotation mécanique. À un instant *t*, si l'on diminue la vitesse **Ω** en maintenant la même puissance mécanique P_{mec}, cela vas augmenter le couple ***T***.

La figure 8.8 montre les réponses d'un servomoteur DC de la vitesse de rotation fonction de la tension d'alimentation $\Omega=f(U)$, du couple électromagnétique fonction du courant d'induit $T=f(I_a)$ et du couple fonction de la vitesse angulaire $T=f(\Omega)$.

La vitesse est liée à la tension d'alimentation et le couple électromagnétique est lié au courant. Donc à une vitesse fixe donnée, si notre système doit augmenter la puissance mécanique pour déplacer une charge plus lourde (poids du panneau solaire), cela va induire une augmentation du courant (sachant que ***U*** et **Ω** demeurent constants et la puissance électrique $P_{el}=U.I$, doit rester égale à la puissance mécanique $P_{mec}=T.\Omega$, lorsque toutes les pertes internes sont négligées). Puisque l'énergie consommée par le système est générée par le panneau lui-même, pour améliorer le rendement, la consommation de puissance du suiveur solaire est réduite puisque l'alimentation des servomoteurs fournie au couple est juste suffisante pour le mouvoir (*sa masse* est d'environ ***250 g***).





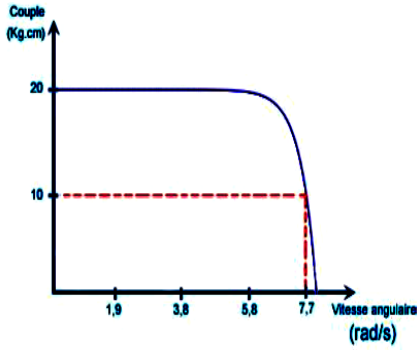


Figure 8.8a: Vitesse moteur $\Omega=f(U)$. Fig.8.8b: Couple $T = f(I)$. Fig.8.8c: Couple $T = f(\Omega)$.

La figure 8.8a montre l'évolution de la vitesse angulaire **Ω** en fonction de la tension de sortie ***U*** de l'unité d'entrainement. La vitesse **Ω** démarre évidemment à zéro (servomoteur à l'arrêt) pour atteindre sa valeur maximale de ***7.8 rad/s***. On remarque que **Ω** augmente linéairement avec la tension ***U*** pour se stabiliser à une valeur spécifique approximée de ***5V***.

La figure 8.8b montre l'évolution du couple ***T*** en fonction du courant ***I***. L'unité d'entraiment commande linéairement le couple, partant de T_L***= 16.3 kg cm***, pour augmenter avec le courant.

La figure 8.8c montre l'évolution du couple ***T*** en fonction **Ω**. Cette caractéristique montre que le moteur garde son couple même si sa vitesse augmente, mais si le moteur atteint sa vitesse nominale **de *7.7 rad/s***; le servomoteur fournit le couple de ***10 kg.cm,*** juste suffisant pour le mouvoir.

8.4.2 Fonctionnement du servomoteur

La PWM, un signal codé en largeur d'impulsion, est utilisé pour commander les moteurs. Le signal analogique PWM sera transmis à travers un circuit électronique pour le convertir en signal numérique. La PWM en servomécanisme est utilisée pour contrôler la direction et la position du

moteur. Dans ce projet, on a utilisé deux servomoteurs respectivement pour les axes horizontal et vertical.

Les servomoteurs sont commandés par l'intermédiaire d'un câble électrique à trois fils pour alimenter le moteur (le positif et la masse), le troisième fil est utilisé pour transmettre le signal analogique PWM pour commander les positions du moteur. Cela signifie que c'est la durée des impulsions qui détermine l'angle absolu de l'axe de sortie et donc la position de l'arbre de commande du servomoteur. Le signal de la figure 8.9 est répété périodiquement, en général toutes les 20 millisecondes. Ce qui permet à l'électronique de contrôler et de corriger continuellement la position angulaire de l'axe de sortie. Cette dernière étant mesurée par le potentiomètre. Lorsque le moteur tourne, l'axe du servomoteur change de position, ce qui modifie la résistance du potentiomètre de la figure 8.7. Le rôle du circuit électronique est de commander le moteur pour que la position de l'axe de sortie soit conforme au signal de référence reçu : c'est un asservissement.

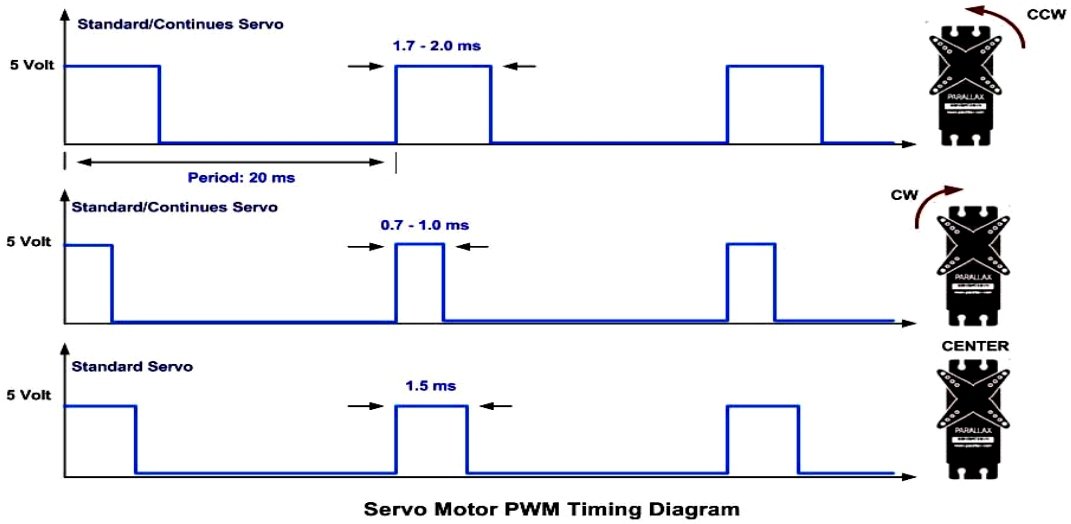


Figure 8.9 : Position du palonnier relativement au signal PWM.

8.5 Microcontrôleur et Programmation

Notre traqueur solaire actif est commandé par un programme PC utilisant un Arduino Uno. Dans cette partie, on va présenter les caractéristiques du microcontrôleur et le programme développé pour la gestion et le bon fonctionnement du système.

8.5.1 Le microcontrôleur

8.5.1.1 Avantages du microcontrôleur

L'utilisation des microcontrôleurs pour les circuits programmables possède plusieurs points forts et de réels avantages. Récemment, il suffit d'examiner la spectaculaire évolution de l'offre des fabricants de CI (circuits intégrés) ces dernières années.

Un microcontrôleur intègre dans un seul et même boîtier plusieurs composants, entrainant une diminution évidente de l'encombrement de matériels et de CI, simplifiant le tracé de circuits imprimés véhiculant des bus d'adresses et de données, augmentant la fiabilité du système et réduisant les coûts.

8.5.1.2 Rôle du microcontrôleur dans le système suiveur solaire

Le microcontrôleur convertit le signal analogique capté par les LDR en un signal numérique qu'il compare au signal tolérance d'entrée, pour envoyer la commande du sens de rotation aux servomoteurs dirigeant le panneau PV pour recevoir le maximum d'éclairement solaire.

8.5.1.3 Choix du microcontrôleur

Plusieurs fabricants proposent des microcontrôleurs (Microchip, Atmel, Texas-Instrument, Free Scale, NXP, Cypress, etc…). Chaque fabricant propose plusieurs familles de microcontrôleurs (PIC et digital signal dsPIC chez Microchip; AVR, AVR32 et ARM chez Atmel, etc…). Chaque famille comporte des dizaines de modèles, qui diffèrent principalement par leurs tailles mémoires et le nombre de pattes d'E/S.

Le choix du microcontrôleur se fait selon l'application, même s'il est préférable de se fixer sur une famille. Même si les contrôleurs d'interface périphérique « Peripheral Interface Controller : PIC » de Microchip ont contribué à populariser l'architecture à jeu d'instructions réduit « Reduced Instruction Set Computer : RISC », tant dans le monde des microcontrôleurs que dans la littérature consacrée aux architectures informatiques, ce ne sont pas les seuls circuits de ce type sur le marché. Les microcontrôleurs de la famille AVR d'Atmel, auxquels cet article est dédié, utilisant également cette architecture et bénéficient donc de nombreux avantages.

La famille AVR possède beaucoup d'avantages, peu coûteuse, faible consommation d'énergie, et un bon support multiplateforme. Son succès est qu'elle possède les caractéristiques suivantes :

- Bonne: Ils fonctionnent bien. Faciles à programmer en langage C++ pour la plupart des fonctions de base. Une documentation adéquate existe.

- Economique: Beaucoup de pièces de 3–5 euros, disponibles à partir de grands distributeurs en petite quantité.

- Faible consommation d'énergie.

8.5.1.4 Le microcontrôleur ATMEGA

Les microcontrôleurs de la famille ATMEGA**,** en technologie de semi-conducteurs à oxyde métallique complémentaire **«** Complementary Metal Oxide Semiconductor : CMOS »**,** sont des modèles à 8 bits AVR basés sur l'architecture RISC. En exécutant des instructions dans un cycle d'horloge simple, l'ATMEGA réalise des opérations s'approchant de ***1 MIPS par MHZ*** permettant de réaliser des systèmes électroniques simples et à faible consommation d'énergie.

8.5.1.5 Structure d'un microcontrôleur ATMEGA

Le microcontrôleur ATMEGA328P est caractérisé par les particularités suivantes :

- Une Mémoire Flash de *32KB* pour le stockage du programme.
- Une Mémoire vive statique « Static Random Access Memory : SRAM» de *2KB* pour le stockage des variables.
- Une Mémoire morte effaçable électriquement et programmable « Electrically-Erasable Programmable Read Only Memory : EEPROM » de *1KB* pour le stockage permanent des paramètres du robot.

- Technologie de processeur à jeu d'instructions réduit RISC (une instruction par cycle d'horloge) qui lui confère une puissance de *20* « Million d'Instructions Par Seconde : MIPS » pour une fréquence d'horloge de *20 MHz*.
- Inclus un émetteur-récepteur asynchrone universel « Universal Asynchronous Receiver/Transmitter : UART » compatible RS232 pour la communication avec le PC.
- Inclus un Bus I2C pour la communication avec les composants I2C.
- Un Convertisseur Analogique/Numérique « Analogic Digital Converter : ADC » de *6 canaux à 10 bits*.
- Tension d'alimentation de *2,7 V* à *5,5 V*.

8.5.1.6 Synoptique

La figure 8.10 présente le synoptique de l'architecture hardware interne du microcontrôleur ATMEGA328P :

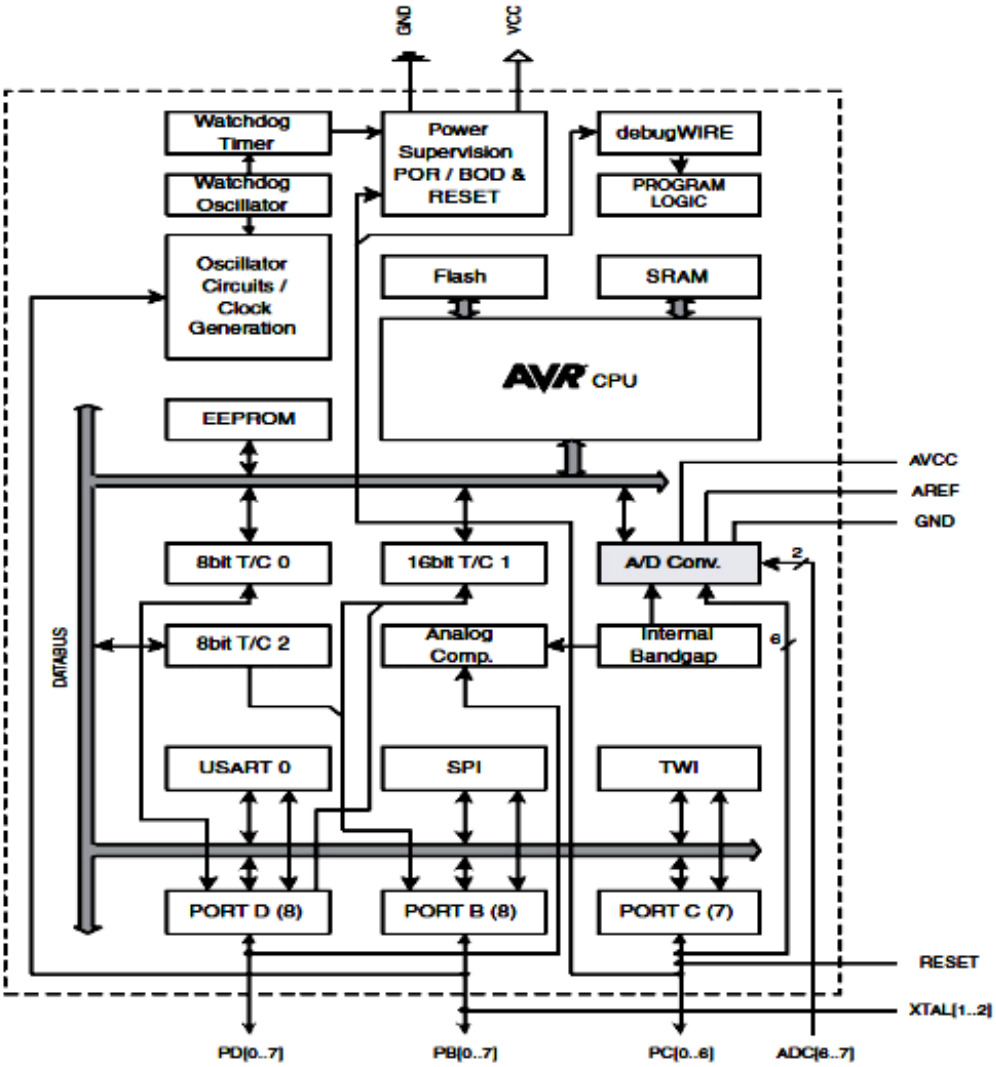


Figure 8.10 : Synoptique de l'ATMEGA328P.

8.5.1.7 Descriptions des broches

C'est un CI (Circuit Intégré) ATMEGA328 à 28 broches à deux rangées parallèles en boitier plastique « Plastic Dual Inline Package : PDIP », représenté sur la figure 8.11, qui dispose de 14 broches numériques d'Entrées/Sorties dont 6 génèrent les sorties PWM, 6 entrées analogiques, un oscillateur externe à quartz, un connecteur « In-Circuit Serial Programming : ICSP », une connexion du bus universel en série « Universal Serial Bus : USB », un connecteur d'alimentation jack et un bouton de réinitialisation (Reset).

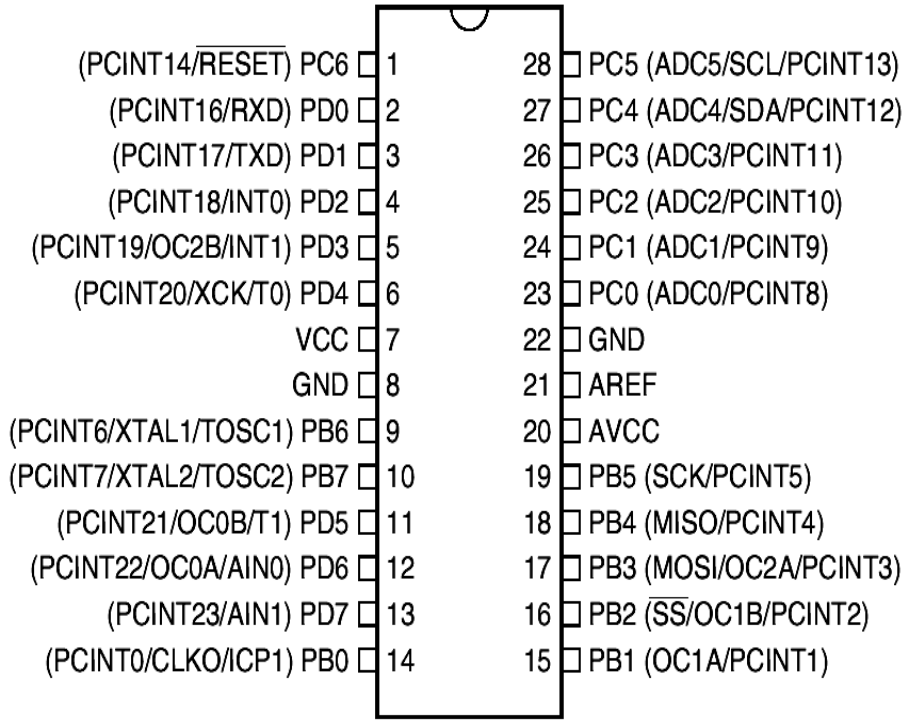


Figure 8.11 : Brochage typiques de l'ATMEGA328.

- VCC: Tension d'alimentation de (***+3V à +5V***).
- GND (ground): Masse de l'alimentation.
- Port B (PB7... PB0): C'est un port d'E/S à 8 bits bidirectionnel avec des résistances internes de tirage choisi pour chaque bit.
- PB6/XTAL1: Entrée de l'oscillateur amplificateur externe ou libre pour l'horloge interne.
- PB7/XTAL2: Sortie de l'amplificateur oscillateur.
- Port C (PC5 ... PC0): C'est un port d'E/S à 8 bits bidirectionnel avec des résistances internes de tirage choisi pour chaque bit.
- PC6/ RESET: Déclenché par un front descendant maintenue plus de *50 ns* produisant le Reset du microcontrôleur, même si l'horloge ne court pas.
- Port D (PD7 ... PD0): Le Port D est un port d'E/S à 8 bits bidirectionnel avec des résistances internes de tirage choisi pour chaque bit. Il sert aussi d'émetteur-récepteur synchrone /asynchrone universel « Universal Synchronous/Asynchronous Receiver Transmitter : USART » et d'entrées pour les interruptions externes.
- AVCC: C'est une broche de tension d'alimentation pour le Convertisseur A/D qui doit être connectée à *VCC* via un filtre passe-bas pour éviter les parasites.

- AREF: C'est l'entrée de référence analogue pour le Convertisseur A/D avec une tension dans la gamme de ***2 V à AVcc*** avec filtre passe bas.

8.5.1.8 Oscillateur

L'oscillateur à quartz externe est connecté sur XTAL1**,** XTAL2 comme le montre la figure 8.12 pour cadencer le microcontrôleur. La fréquence du quartz de type Crystal est de ***4 à 16 MHz*** ou un résonateur céramique.

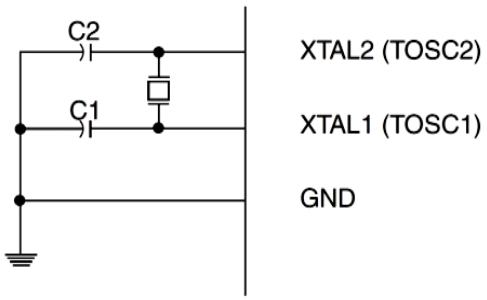


Figure 8.12 : Circuit de l'oscillateur à quartz.

En employant l'oscillateur de type quartz externe, un amortisseur capacitif de l'ordre de ***12 à 22 pF*** doit être connecté comme indiqué dans la figure 8.12 ci dessus.

8.5.1.9 Convertisseur Analogique / Numérique (ADC)

Le Convertisseur Analogique/Numérique « Analog to Digital Converter : ADC » intégré dans l'ATMEGA est doté de caractéristiques très intéressantes avec une résolution sur ***10 bit***, ***6 entrées*** simultanées. Ce convertisseur ADC étant chargé de convertir une tension analogique en signal numérique codé sur ***10 bit*** décrit par l'équation de résolution (8.2) :

$$\mathrm{Re}\,solution = \left(\frac{V_{in}}{V_{AREF}} \times 1024 \right) - 1 \qquad (8.2)$$

8.5.2 Réalisation du circuit de commande du suiveur solaire

Le suiveur solaire bi-axial, basé sur quatre LDR identiques, est construit et testé pour fixer les valeurs optimales des potentiomètres R_{VIT} et R_{TOL} schématisés dans l'ensemble des figures 8.3 et 8.13. La tolérance R_{TOL} est calculée en fonction de l'angle entre le couple de capteurs du sommet (LDR1, LDR3) et le couple de capteurs du bas (LDR2, LDR4). Après certains essais et erreurs initiaux, l'angle optimal entre ces photorésistances fut évalué expérimentalement pour fixer la valeur de la tension de tolérance *TOL*. Des résultats précis ont été trouvés, puisque le système fonctionne en boucle fermé. Ce dernier, basé sur les photorésistances, est une méthode de commande conventionnelle des systèmes de suiveurs solaires. Les photorésistances sont utilisées pour discriminer la position du soleil pour transmettre les signaux électriques analogiques propres, convertis en signaux numériques, proportionnels à l'erreur du contrôleur, pour actionner les moteurs

pour traquer le soleil [255], [267]. Le circuit électronique de commande de notre installation de suiveur solaire, pour les deux axes horizontal et vertical, est schématisé en figure 8.13.

Lorsque le soleil se déplace vers l'est ou vers l'ouest, l'un des couples (LDR3, LDR4) ou (LDR1, LDR2) reçoit plus de lumière, transformant l'intensité du rayonnement solaire collecté en tensions électriques $\boldsymbol{V_{LDR3,4}}$ ou $\boldsymbol{V_{LDR1,2}}$ utilisant le diviseur de tension (Equ.8.1). Ces derniers sont transmis vers les ports (Pc_0, Pc_1) de l'ADC pour l'angle de poursuite en altitude ou vers les ports (Pc_2, Pc_3) pour l'angle de poursuite en azimut au microcontrôleur, qui les compare au signal d'entrée de tolérance *TOL* vers le port (Pc_5) de l'ADC, pour commander les servomoteurs. Ces derniers actionnent l'orientation du panneau photovoltaïque vers le soleil. Les sens de rotation des angles de poursuite respectivement en azimut et en altitude des moteurs horizontal (H) et vertical (V) sont commandés en utilisant deux amplificateurs différentiels (op-amp-H, op-amp-V).

Les couples de tensions ($V_{LDR3,4}$, $V_{LDR1,2}$) et ($V_{LDR1,3}$, $V_{LDR2,4}$) sont transmis au microcontrôleur pour le calcul de leur moyennes et pour être comparés à l'entrée *TOL*. Sachant les valeurs moyennes des différences entre les tensions du couple des LDR $d_{Vert} = \left|mean(V_{LDR1,3} - V_{LDR2,4})\right|$ ou $d_{Horiz} = \left|mean(V_{LDR1,2} - V_{LDR3,4})\right|$ sont plus grandes ou plus petites que la valeur fixée *TOL* ; les signaux logiques propres sont transmis aux op-amps d'erreurs pour actionner les moteurs DC. La largeur du signal de commande PWM représenté en figure 8.9, généré par les Timers AVR, détermine l'angle absolu de l'axe de sortie et donc la position de l'arbre de commande des servomoteurs. Lorsque les moteurs tournent, leurs axes H et V changent de positions qui en conséquence modifieront les résistances des potentiomètres (position des capteurs de la carte électronique d'asservissement en figure 8.7) montés sur les arbres pour fournir les tensions de contre réaction H et V. Ces derniers seront comparés aux signaux de commande PWM pour déterminer les positions des moteurs DC. Finalement, le moteur H et le moteur V ont tourné soit dans le sens des aiguilles d'une montre (clockwise: cw) ou dans le sens inverse des aiguilles d'une montre (counter-clockwise: ccw) jusqu'à ce que les valeurs absolues de d_{Horiz} et d_{Vert} deviennent inférieures à la valeur de *TOL* et les moteurs sont alors arrêtés. Lorsque les capteurs de lumière ont la même valeur de résistance (c.-à-d. pour le même éclairement), les amplificateurs d'erreur donnent la sortie (*0 V*) (c.-à-d. la lunette en figure 8.5c est pointée vers le soleil) et puisque la différence de potentiel aux bornes des moteurs est nulle, le panneau ne bouge pas.

On a utilisé le logiciel ISIS Proteus pour la simulation de notre montage de la figure 8.13. On présente l'assemblage des différentes parties du système, cité précédemment sur le schéma électrique global de l'installation figurant ci-dessous :

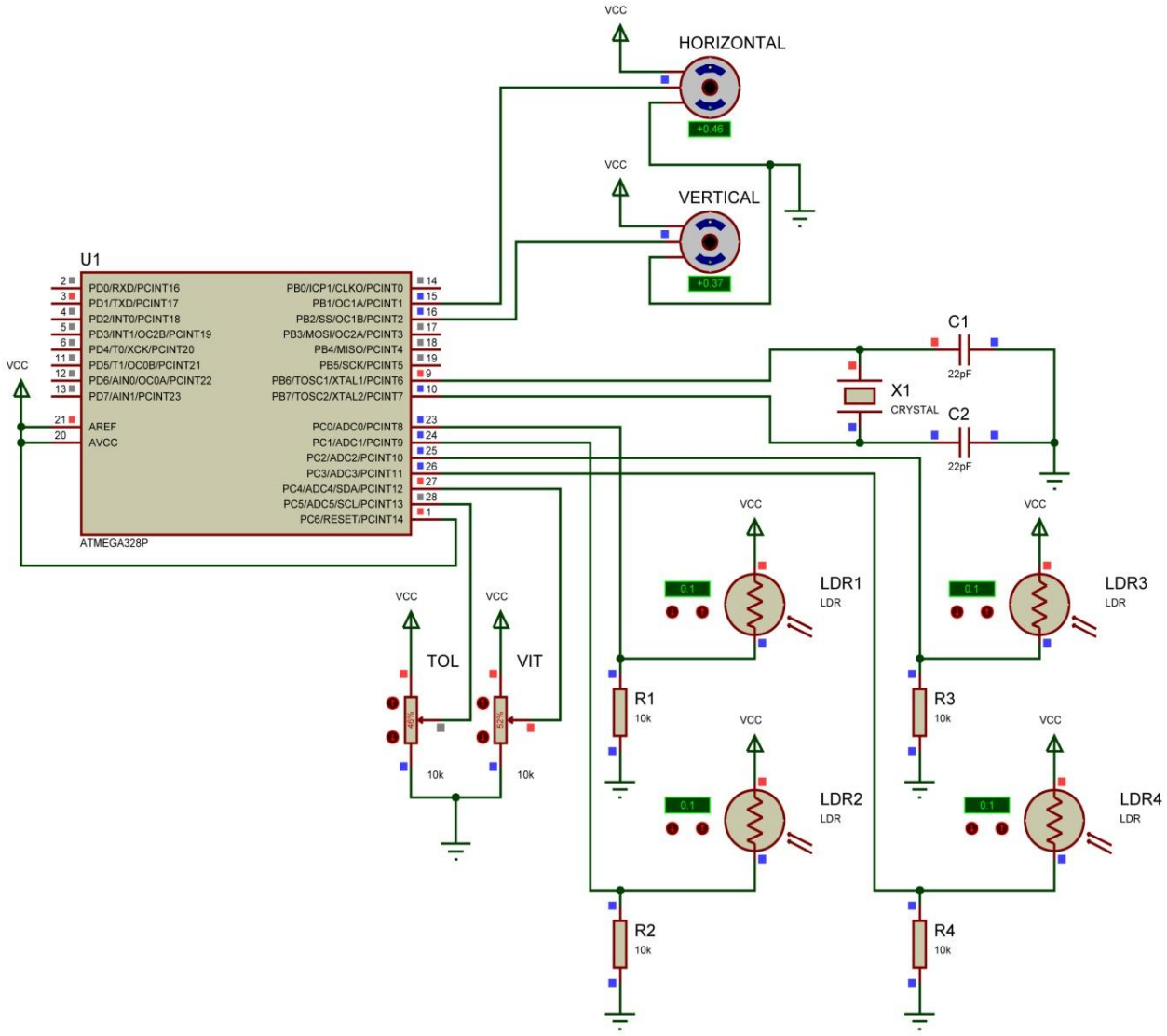


Figure 8.13 : Circuit de commande du suiveur solaire.

On a fixé la valeur optimale du potentiomètre R_{VIT} en fonction du poids du panneau PV. Pour notre système, on a fixé $\boldsymbol{R_{VIT}}$ à ***2.5 kΩ***.

Si on choisit une valeur très petite de la tolérance, par exemple ***TOL=0.0001V***, notre panneau oscillera. Le potentiomètre $\boldsymbol{R_{TOL}}$ sera pris de telle sorte que la différence est dans ***la tolérance*** de ***0.5V*** pour un fonctionnement normal de notre système.

8.5.3 Environnement de développement

On a choisi le compilateur gcc-avr qui est compatible avec la plupart des plateformes les plus courantes (Windows, Linux et Mac).

Pour transmettre le programme de l'ordinateur (PC) vers le microcontrôleur, il faudra utiliser un module de conversion USB-Série, c'est le « FTDI Basic Breakout » dans la même plaque électronique comportant un microcontrôleur Atmega328p nommée ARDUINO UNO.

L'environnement de développement Arduino Uno est une application Java multiplateforme, servant d'éditeur et de compilateur de code pour le transférer à travers la liaison série asynchrone utilisant le langage de programmation C++.

La correspondance entre les broches de l'Atmega328 et celles de l'Arduino est représentée sur la figure 8.14 pour sa programmation en langage C++ de l'appendice de la figure 8.15.

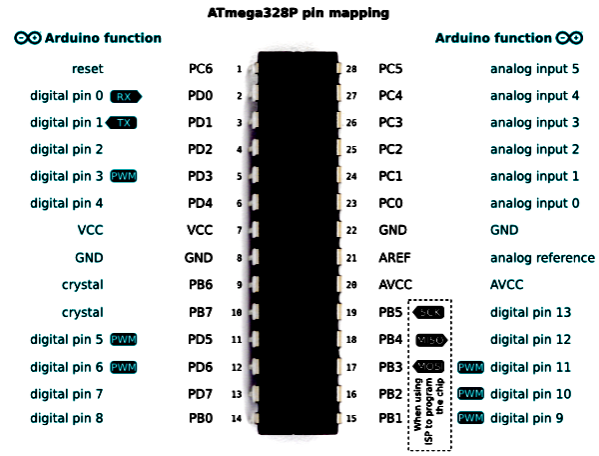


Figure 8.14 : Cartographie des broches de l'Atmega328P avec Arduino Uno board.

// **Compilation du programme C++**

```
#include <Servo.h>   // include Servo library.  Include the class of Servo.h ; (ce qui simplifie la gestion
                                complète des servomoteurs et leur inclusion dans la bibliothèque « Servo.h »).

Servo horizontal;      // horizontal servo. Create "initialize the object servo"
int servoh = 90;        // stand horizontal servo

Servo vertical;         // vertical servo
int servov = 90;        // stand vertical servo

// LDR pin connections
// name = analogpin;
int ldrlt = 0;    //LDR top left
int ldrrt = 1;    //LDR top rigt
int ldrld = 2;   //LDR down left
int ldrrd = 3;   // LDR down rigt


void setup()
{
  Serial.begin (9600);
// servo connections
// name.attacht(pin);
  horizontal.attach(9);
  vertical.attach(10);
}

void loop()
{
  int lt = analogRead(ldrlt);       // top left
  int rt = analogRead(ldrrt);       // top right
  int ld = analogRead(ldrld);       // down left
  int rd = analogRead(ldrrd);     // down right
```

```
int dtime = analogRead(4)/20; // Read potentiometers
int tol = analogRead(5)/4;

int avt = (lt + rt) / 2;              // Average value top
int avd = (ld + rd) / 2;              // Average value down
int avl = (lt + ld) / 2;              // Average value left
int avr = (rt + rd) / 2;               // Average value right

int dvert = avt - avd;                // Check the difference of up and down
int dhoriz = avl - avr;               // Check the difference of left and right

if (-1*tol > dvert || dvert > tol)   // Check if the difference is in the tolerance else change vertical angle
{
if (avt > avd)
{
  servov = ++servov;
   if (servov > 180)
   {
    servov = 180;
   }
}
else if (avt < avd)
{
  servov= --servov;
  if (servov < 0)
{
  servov = 0;
}
}
vertical.write(servov);
}

if (-1*tol >dhoriz ||dhoriz >tol)  //Check if the difference is in the tolerance else change horizontal angle
{
if (avl > avr)
{
  servoh = --servoh;
  if (servoh < 0)
   {
  servoh = 0;
   }
}
else if (avl < avr)
{
  servoh = ++servoh;
   if (servoh > 180)
   {
   servoh = 180;
   }
}
else if (avl = avr)
{
  // nothing
}
horizontal.write(servoh);
}
 delay(dtime);
}
```

Figure 8.15 : Programme C++ de commande de poursuite.

8.6 Différentes étapes de la réalisation mécanique

Dans ce paragraphe on réalise les parties mécaniques adaptées pour le mode de poursuite solaire fonctionnant sur la base de deux axes dirigés suivant un angle variable respectivement de ***0° à 180° sur l'horizontale*** et de ***0° à 90° sur la verticale***. La réalisation mécanique repose sur des articulations rotatives et deux servomoteurs DC.

8.6.1 Prototype de suiveur du panneau photovoltaïque

La figure 8.16 montre notre réalisation comme étant un prototype composé d'un contreplaqué. Il est de dimensions ***460 × 285 mm*** et d'une masse qui avoisine ***250 g***. Cette plaque en bois sera fixée par sept vis en sept points sur l'axe vertical, dont trois en avant et quatre en arrière.

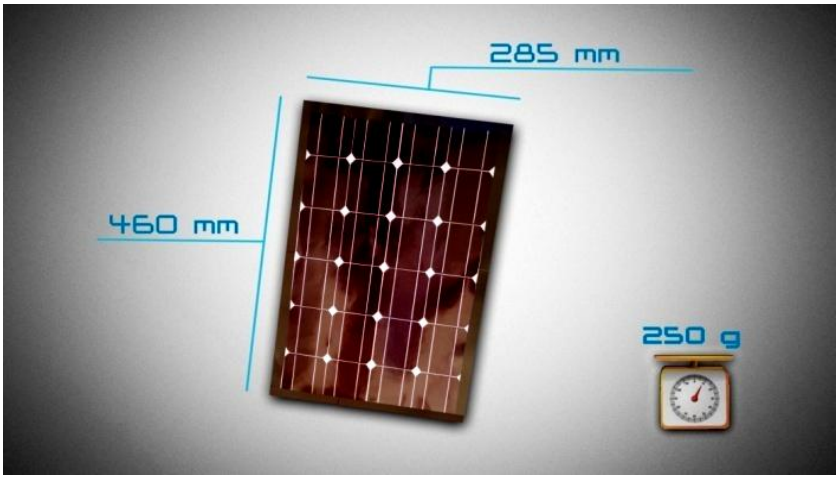


Figure 8.16 : Prototype du panneau photovoltaïque.

8.6.2 La lunette

La figure 8.17 montre la lunette solidaire au panneau photovoltaïque du prototype suiveur et placée sur le même plan que celui-ci. Elle contient quatre LDR disposées en croix et optiquement isolées entre elles, de manière à ce que leur éclairement ne soit identique que si la lunette est pointée vers le soleil.

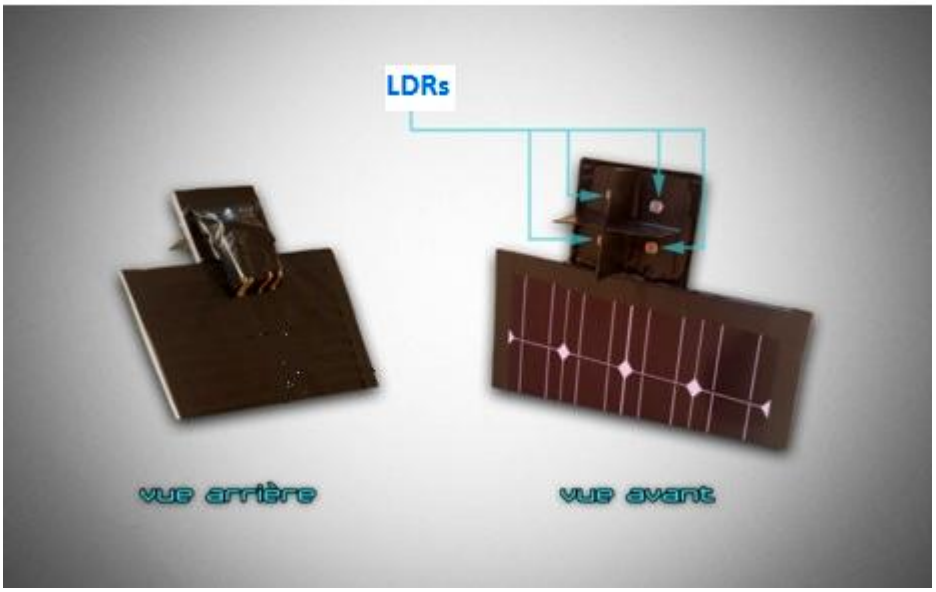


Figure 8.17 : Lunette du suiveur.

8.6.3 L' axe vertical

L'axe vertical est réalisé en bois de dimension ***390 mm*** de chaque côté. Deux roulements de ses côtés facilitent leur rotation. La figure 8.18 montre comment on a fixé le servomoteur STANDARD DELUXE **HS-645MG (**ANNEXE A4**)** sur son coté.

Figure 8.18 : Axe vertical du suiveur.

8.6.4 L' axe horizontal

Il est réalisé de telle manière que le roulement soit au milieu de l'axe comme illustré figure 8. 19, pour être capable de faire tourner le châssis.

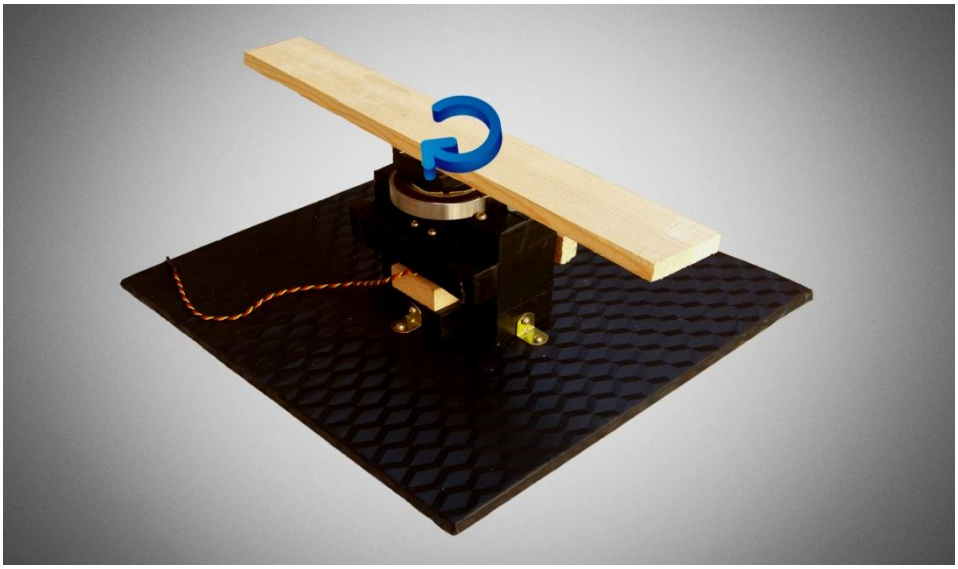


Figure 8.19 : Axe horizontal du suiveur.

8.6.5 La base

Elle est réalisé en bois, de dimensions ***390×390 mm*** comme illustré en figure 8.20. Son rôle est d'assurer l'assise et la stabilité de l'installation.

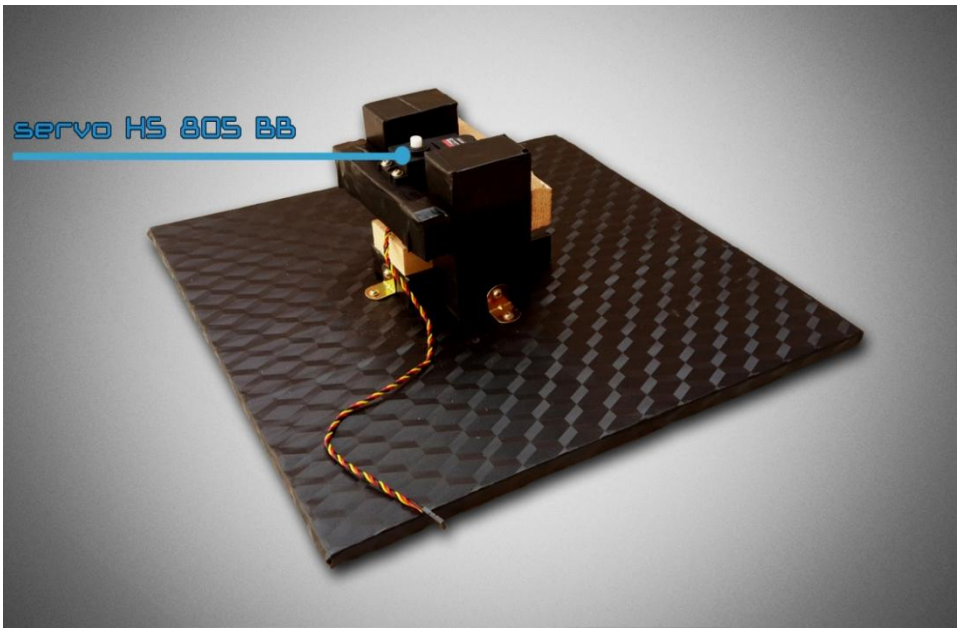


Figure 8.20 : La base du suiveur.

Pour orienter le panneau vers le rayonnement solaire, on doit en premier lieu, faire le choix des moteurs.

Les dimensions du prototype du suiveur ont été imposées par les couples des servomoteurs **HS - 805BB (**ANNEXE A4**)**. Ces contraintes ont conduit à la réalisation d'un suiveur expérimental dont les côtes sont mentionnées sur la figure 8.21 ci-après (***340mm×275mm***):

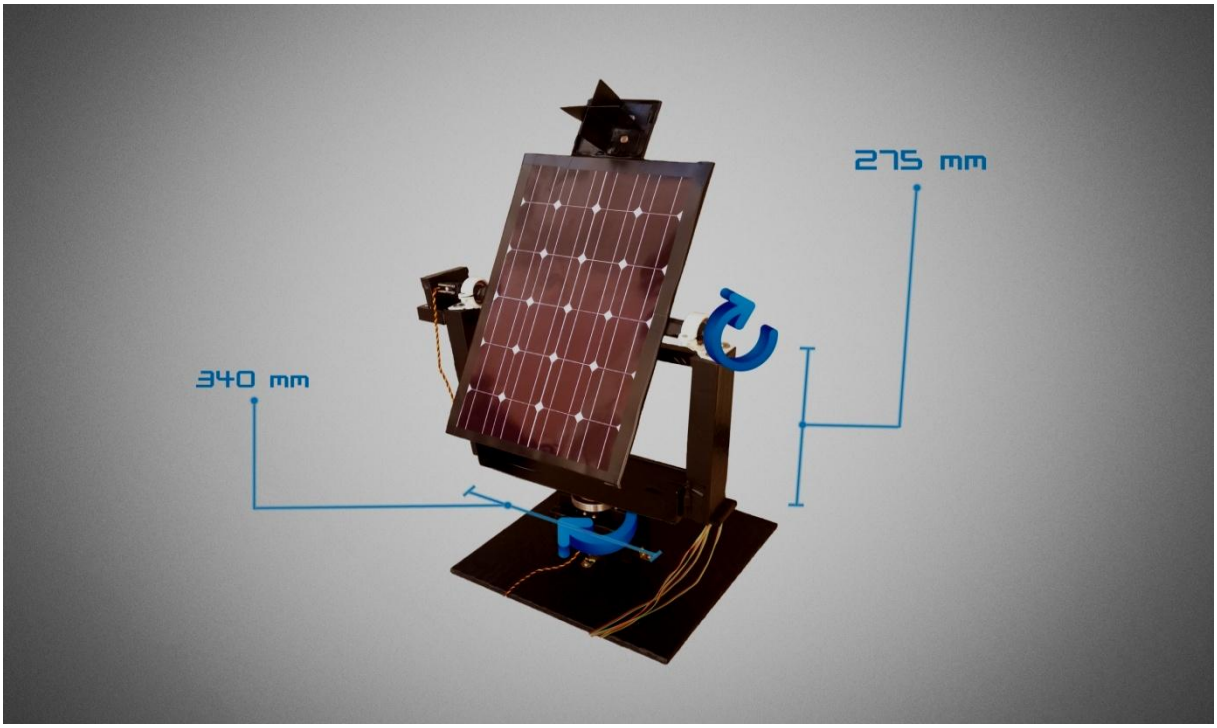


Figure 8.21 : Prototype du panneau suiveur.

8.7 Gestion de l'organigramme du système

Tout programme destiné à un circuit programmable, repose sur une idée bien précise pour satisfaire le cahier de charge et le contexte industriel. Celle-ci se traduit généralement par l'intermédiaire d'un organigramme définissant les différentes étapes du programme.

8.7.1 Réalisation du software principal

L'organigramme principal du système de poursuite solaire est présenté en appendice de la figure 8.22 comme suit :

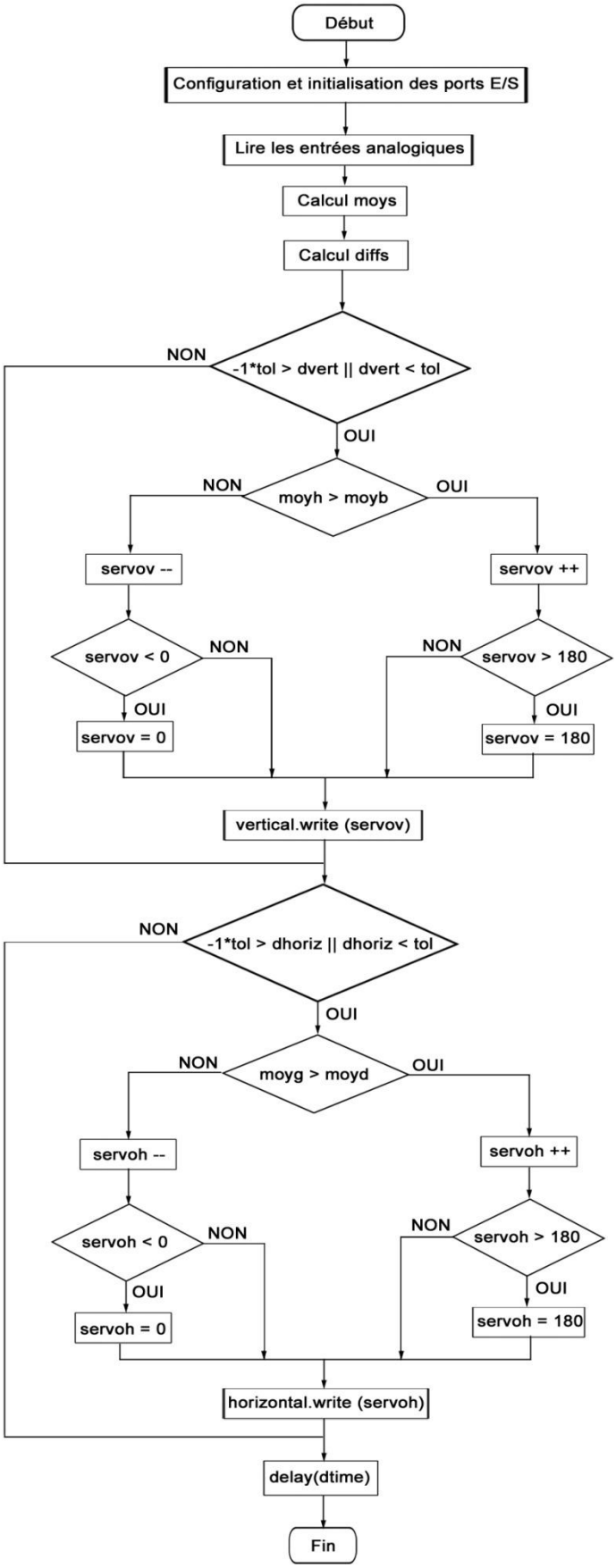


Figure 8.22 : Organigramme de commande de poursuite.

8.7.2 Explication de l'organigramme

On commence par la configuration et l'initialisation des ports d'E/S.
C'est la désignation du type de configuration des ports en entrées ou en sorties en indiquant les broches qui sont utilisées.

LDRlt = 0; ➔ LDR top left (LDR du sommet gauche)
LDRrt = 1; ➔ LDR top right (LDR du sommet droit)
LDRld = 2; ➔ LDR down left (LDR du bas gauche)
LDRrd = 3; ➔ LDR down right (LDR du bas droit)

Initialize the object servo

servoh = 90 degrees; ➔ Stand horizontal servo (Positionner le servo horizontal à 90 degrés)
servov = 90 degrees; ➔ Stand vertical servo (Positionner le servo vertical à 90 degrés)

pour avoir le panneau dans la position verticale lorsqu'on alimente le système.

- ***Lire les entrées analogiques***

On acquiert et convertit de l'analogique au numérique les valeurs issues des capteurs.

- ***Calculer les valeurs moyennes (moys)***

Calculer les valeurs moyennes des tensions par couple de deux LDR parmi les quatre capteurs illustrés en figure 8 13, comme suit:

Entre LDR1 et LDR3 ➔ valeur moyenne du sommet.
Entre LDR2 et LDR4 ➔ valeur moyenne du bas.
Entre LDR1 et LDR2 ➔ valeur moyenne du coté gauche.
Entre LDR3 et LDR4 ➔ valeur moyenne du coté droit.

- ***Calcul des valeurs des différences (Diffs)***

- Calculer la différence entre la valeur moyenne des tensions des LDR du sommet et celle du bas (*dvert*), pour commander le moteur vertical.

- Calculer la différence entre la valeur moyenne des tensions des LDR du côté gauche et celle de droite (*dhoriz*), pour commander le moteur horizontal.

- ***-1*tol > dvert || dvert > tol***

Le résultat obtenu précédemment « Calcul diffs : ***dvert***» sera comparé au signal d'entrée TOLERANCE (***tol***). Si on obtient une valeur égale, le moteur ne bouge pas, mais si on obtient une valeur différente le moteur tournera pour changer l'angle vertical.

- ***moyh > moyb*** *; (h : haut ; b : bas)*

Ceux sont les valeurs de la verticale qui permettent de corriger le positionnement du système sur la verticale. Le moteur déplacera le panneau vers le coté où il y a une grande valeur, mais lorsqu'il atteint l'angle 180° ou 0°, le moteur s'arrête.

- ***-1*tol > dhoriz || dhoriz > tol***

Le résultat obtenu précédemment « Calcul diffs : ***dhoriz*** » sera comparé avec le signal d'entrée TOLERANCE (***tol***). Si on obtient une valeur égale, le moteur ne bouge pas, mis si on obtient une valeur différente le moteur tournera pour changer l'angle horizontal.

- ***moyg> moyd*** *; (g : gauche ; d : droite)*

Ceux sont les valeurs de l'horizontale permettent de corriger le positionnement du système sur l'horizontal. Le moteur déplacera le panneau vers le coté où il y a une grande valeur, mais lorsqu'il atteint l'angle ***180° ou 0°,*** le moteur s'arrête.

Deux temps de retard : une pause de courte durée et une autre de longue durée.

La pause de courte durée est le délai de la position du panneau PV par rapport au rayonnement solaire. On peut fixer un ***délai de 30 minutes*** pour éviter le gaspillage d'énergie, après quoi le panneau change ***d'inclinaison de 9 ou 10 degrés*** suivant la nouvelle position du soleil.

La pause moyenne de longue durée de ***12 h*** (***de 10h à 15h*** dépendant de la saison) sera en fin de journée, permettant aux panneaux PV d'avoir leurs positions initiales.

8.8 Conclusion

Le programme décrit a satisfait les conditions de commande pour le bon fonctionnement du système pour aboutir à l'amélioration du rendement énergétique. En effet, la répartition du programme permet de distinguer les différentes opérations réalisées. Les instructions commentées du programme nous guident dans la réparation méthodique des fonctions. Ceci facilite les modifications qui peuvent être faites durant ces travaux. Le montage proposé utilise un nombre limité de composants, facile à utiliser, occupe un espace très restreint afin de l'intégrer facilement dans un système photovoltaïque complet. Le coût global de ce projet est d'environ ***150 Euros en 2014***, et la période de réalisation a nécessité ***40 jours***. Ce type de projet, vu son apport effectif sur l'environnement et l'intérêt qu'il suscite peut être davantage amélioré. Deux degrés de libertés d'orientation est devenue possible pour traquer la position du soleil. Dans notre cas, on a utilisé l'éclairement de lumière d'une lampe électrique mobile pour luire les capteurs; le traqueur est entrain de le suivre, c'est un moyen qui permet de vérifier son efficacité et son fonctionnement correcte. Le microcontrôleur est utilisé pour commander la position exacte de l'arbre des servomoteurs DC qui assure point par point le mouvement stable intermittent. Le microcontrôleur est réalisé pour mouvoir le panneau de ***0 to 180 degrés***. Le système suiveur du panneau solaire bi-axial présenté garde le panneau photovoltaïque solaire perpendiculaire au rayonnement solaire tout au long de l'année pour améliorer le rendement du système.

Vu le développement des technologies des traqueurs photovoltaïques, les prix d'investissement ont baissé, comme perspectives, ce projet peut être étendu pour alimenter en puissance des villages isolés ou des fermes, par l'installation optimale de plus de panneaux solaires photovoltaïques géants mobiles et programmés, produisant une énorme énergie solaire. Les traqueurs programmés doivent utiliser un programme sur ordinateur pour modifier l'angle du panneau suivant la date, l'heure et la localisation physique, même lorsque des nuages couvrent le soleil.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Le travail de recherche de la thèse de doctorat a été réalisé au sein du laboratoire d'électronique de puissance et commande industrielle (LEPCI) rattaché à l'université Ferhat Abbas UFAS, Sétif1. Le travail effectué repose essentiellement sur le développement d'algorithmes d'optimisation globales et la conduction de travaux de simulation et d'expérimentation. Ces derniers ont porté sur les méthodes conventionnelles et avancées d'identification des systèmes dynamiques non linéaires SDNL. Les techniques avancées sont basées sur les algorithmes évolutionnaires multiobjectifs AEMO.

D'autre part, le développement d'une stratégie de commande est basé sur trois étapes :

- L'identification de modèles dynamiques de réalisation précis, réduits et les plus simples.
- La synthèse des lois de commande.
- La validation des modèles et des lois de commande puis l'analyse de leurs robustesses.

Ces différentes étapes se contraignent mutuellement. Le choix des méthodes d'analyse et de synthèse contraignent avec les structures des modèles identifiés. L'apport de réponses satisfaisantes à cette problématique nécessite la maitrise des techniques d'identification efficace et les stratégies de commande adoptées.

On a appliqué ces techniques à :

- L'identification par les méthodes conventionnelles ERLS et Adaptive ERLS, puis par les techniques intelligentes, des paramètres du modèle de réalisation discret Armax réduit de la machine asynchrone.
- La commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté IRFOC à base de régulateurs classiques PI des flux, couple électromagnétique et vitesse angulaire, dont l'amélioration des performances de leurs réglages a été exécutée par l'optimisation multiobjectifs par la PG.
- La modélisation Box-Jenkins et l'identification robuste pour la commande optimale IRFOC du moteur à induction.
- L'identification par les méthodes classiques AERLS, puis par les techniques intelligentes des paramètres du modèle de réalisation discret Armax de dimension trois, du moteur DC pour la commande de réglage de vitesse de rotation, du courant d'induit et du couple électromagnétique.
- L'optimisation multiobjectifs des régulateurs PID en vue de la commande des machines DC.
- La conception optimale de contrôleurs PID d'un bras de robot SCARA commandé par moteurs DC.
- La réalisation d'un prototype de suiveur solaire pour panneau bi-axial commandé par servomoteurs à réducteurs.

Le deuxième objectif, étant l'optimisation des régulateurs PI implantés au sein de la commande vectorielle IRFOC du moteur à induction modélisé Box-Jenkins, puis ARMAX, alimenté par un onduleur de tension commandé par la SPWM la plus populaire, en vue de la comparaison. La première étape consiste en la modélisation de la MAS et de l'onduleur. L'introduction de quelques hypothèses simplificatrices a permis l'obtention d'un modèle triphasé, réduit à son tour en modèle biphasé, suite à l'application de la transformation de Park. La simulation de l'association onduleur – MAS a montré l'existence d'un fort couplage entre le flux

rotorique et le couple électromagnétique. La deuxième étape consiste en la synthèse de la commande IRFOC à base de régulateur PI. Cette technique a permis la réduction de la complexité de la commande de la MAS par découplage du flux et du couple électromagnétique. Pour améliorer les performances du réglage, on a procédé à l'optimisation des régulateurs par PG.

Dans les premiers chapitres, on a exposé les principes de base des AG, l'optimisation multiobjectifs et l'approche d'identification PGMO, pour leurs applications aux systèmes de puissances dynamique non linéaires.

Les opérateurs de l'algorithme, après leur mise au point par quelques tests d'essai et erreur initiaux, limitant l'espace de recherche des variables (K_p, K_i) dans l'intervalle [-100 100; -100 100] codé réels de précision 10^{-6}, prouvent que la sélection par roulette de probabilité vaut 0.08, le croisement arithmétique a lieu avec une probabilité de 0.6 et un tau de 4, une mutation uniforme de probabilité 0.1 de tau 8, ainsi qu'une taille 100 de la population, qui est l'un des paramètres les plus importants des AE, pour atteindre le nombre de génération 100. De plus, après l'application de la transformation proportionnelle de la fitness basée sur les fonctions objectifs MSE, ISE, IAE, ITAE et ITSE, les PG prouvent son efficacité pour l'optimisation des régulateurs PI pour la commande robuste de la MAS en régimes transitoire et permanent comparativement aux méthodes conventionnelles; montrant que l'ensemble converge rapidement vers l'optimum global, après seulement 5 générations, pour aboutir aux mêmes paramètres PI de meilleurs valeurs optimales.

L'optimisation par AG des PID pour la commande des moteurs DC intégrés dans les deux articulations du bras de robot manipulateur SCARA a permis l'amélioration des performances de la régulation. Le choix des paramètres de limitation est basé sur de nombreux essais de performance et de convergence de l'AG limitant l'espace de recherche des variables ($\mathbf{K_p}$, $\mathbf{K_i}$, $\mathbf{K_d}$) dans la gamme [-100 100; -100 100; -100 100] codé réels de précision 10^{-4}, prouvent que la sélection géométrique normalisée de coefficient de sélection du meilleur individu vaut 0.08, le croisement arithmétique a lieu avec une probabilité de 0.6 et un tau de 4, une mutation uniforme de probabilité très faible 0.05 de tau 8, ainsi qu'une taille de la population de 80 individus qui est l'un des paramètres les plus importants des AE, pour atteindre le nombre de génération 100. De plus, après l'application de la transformation proportionnelle de la fitness basée sur les fonctions objectifs MSE, ISE, IAE, ITAE, ITSE et leur combinaison, la PG prouve son efficacité pour l'optimisation des régulateurs PID, pour la commande robuste des moteurs DC en régimes transitoire et permanent. Le succès des AG pour la résolution de problèmes d'optimisation dépend du choix de la fitness et du codage. Les résultats de simulation montrent que les fitness basées sur les critères ITSE et ITAE-ITSE combinés donnent la meilleure performance de vitesse, de stabilité et spécialement de précision du mouvement du bras de robot en raison de l'insensibilité aux variations des paramètres.

Ceci montre que les AE sont de conception simple et constituent des procédures assez robustes et efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes. Néanmoins, elles renferment de nombreuses limitations et certaines difficultés pour effectuer les choix optimaux par ajustage de leurs paramètres tels que la bonne taille de la population, la longueur de l'individu, la sélection du codage, les taux de croisement et de mutation des opérateurs génétiques, qui nécessitent de nombreuses expérimentations.

On a aussi montré pour différentes fonctions objectifs, que la régulation de vitesse par PI optimisée par AG, améliore considérablement les performances d'entrainement des IM par la commande IRFOC et réduit les effets de perturbations courants en contrôle industriel.

Cette partie de la thèse montre que l'hybridation des techniques intelligentes aux méthodes itératives, les plus utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation NL choisies automatiquement, mènent aux mêmes résultats optimaux utilisant les algorithmes de Levenberg-

Marquardt et de Gauss-Newton. Après une recherche minutieuse du modèle le plus proche de la vraie FT du second ordre de l'IM, on montre à partir des résultats de leur variance, de leur biais et des résidus de performance du modèle nominal et de validation du modèle de bruit que le Box-Jenkins de dimension trois est le modèle linéaire le plus simple, assez suffisant pour décrire précisément cette structure paramétrique discrète choisie, associée au bloc-diagramme de la commande IRFOC, pour l'entrainement de l'IM dans toutes les conditions de fonctionnement en charge, pour la construction de sa commande robuste. Un modèle basé sur des hypothèses physiques réalistes, même s'il est simple, pourrait alors être beaucoup plus utile.

Après avoir introduit les paramètres réels de la machine asynchrone, les estimateurs de commande, la tension de commande délivrée par l'onduleur SPWM ainsi que la vitesse angulaire mesurée, utilisées comme données en entrée-sortie pour l'identification des paramètres de la machine par les techniques numériques adaptatives, puis par les techniques intelligentes telles que les AG, on calcule les paramètres des régulateurs PI : du flux, du couple et celui de la vitesse pour aboutir aux résultats de la simulation :

- Caractéristiques des vitesses de référence, mesurée et l'effet d'un couple résistant d'une charge à des instants bien définis.
- Caractéristiques des couples électromagnétiques de référence et estimé.
- Caractéristiques des courants à vide et en charge de référence et estimé.

Les résultats de simulation montrent que la perturbation du couple par l'application d'une charge à tout moment, n'affecte pas le flux, exprimant ainsi le découplage pour obtenir une commande comparable à celle de la MCC. De plus, le couple électromagnétique est bien proportionnel à la composante du courant estimé direct le produisant. Des améliorations restent à apporter dans ce sens.

On a aussi montré pour différentes fonctions objectives, que la régulation de vitesse par PI optimisée par AG améliore considérablement les performances d'entrainement des machines électriques par la commande IRFOC et réduit les effets de perturbations communs en contrôle industriel

Les résultats obtenus par AG sont de plus grande précision comparés à ceux obtenus par la méthode conventionnelle AERLS, du fait de la stratégie de recherche globale adoptée par les AG. La puissance et la robustesse des AG résident dans son implantation facile, la nécessité d'un nombre réduit d'itérations pour sa convergence rapide.

Problèmes rencontrés

Il nous appartient d'affirmer que la tache qui nous a été confiée demeure délicate dans cette thèse, puisque les performances d'une telle méthode évolutive, dépendent du choix des opérateurs génétiques et des paramètres associés cités précédemment. Cependant, il faudra sélectionner les opérateurs convenables et les paramètres appropriés de la PG qui représentent la tache difficile de cette thèse et des recherches dans ce domaine. Habituellement, ils sont déterminés par expérience, ou obtenus à partir des résultats utilisés dans certains domaines particuliers, pour les fixer durant l'exécution du programme génétique. Cette approche du choix de paramètres constant, demande un temps d'exécution énorme du PG et peut mener à de moindres performances, lorsque les valeurs fixées sont inappropriées. De plus, l'inconvénient majeur est que les valeurs optimales des paramètres peuvent varier lors de l'évolution du processus des AG.

Suggestions et perspectives

Comme perspectives, cette thèse de recherche ouvre de larges perspectives, notamment la comparaison à d'autres techniques évolutionnaires tels que les algorithmes d'optimisation PSO,

ACO et ABC et appliquer d'autres fonctions d'optimisations, utilisant des modèles box-Jenkins; puis leur hybridation aux techniques conventionnelles pour l'obtention de meilleurs résultats.

Vue les inconvénients cités, concernant la fixation des opérateurs et des paramètres associés, il est nécessaire d'utiliser des techniques d'adaptation pour l'amélioration des performances de la PGMO, au cours des générations. Des chercheurs ont déjà abordé ce domaine fascinant, qu'on classe en trois catégories : l'adaptation déterministe, l'adaptive et l'auto-adaptive dans le but de trouver de nouveaux programmes plus performants pour la réduction du coût global des optimisations.

Vu l'importance de cette étude pour l'utilisation des machines asynchrones et des moteurs DC, certaines remarques fondamentales susceptibles d'améliorer cette étude dans le futur, après leur validation par simulations, sont :

- Essayer de valider les résultats trouvés sur un banc d'essai réel;
- Voir l'influence de plus d'une variable;
- Essayer d'avoir d'autres fonctions d'optimisation.

L'aspect expérimental est d'une très grande importance. Il permet de valider les méthodes établies par un travail théorique et de simulation. Il met également en évidence certaines lacunes, dues à une mauvaise modélisation ou identification. Dans de nombreux cas, les résultats sont assez satisfaisants, puisque la régulation optimisée par les AE pallie ces erreurs, mais il arrive que la technique, une fois implantée sur un banc d'essai réel, ne donne pas les mêmes résultats satisfaisant prévus. Ainsi, l'expérimentation en laboratoires d'électronique de puissance et contrôle industriel, constitue une plateforme avant l'étape d'industrialisation.

En s'appuyant sur la réalisation du prototype suiveur fonctionnel, il s'avère nécessaire de faire une étude économique d'implantation, puis développer la construction d'un champ de traqueurs PV biaxes nouvelle génération, surtout dans le Sud Algérien, qui suivent le soleil et s'orientent automatiquement au fil de la journée et des saisons, pour optimiser sa production électrique en vue d'être connecté au réseau, avec un meilleur rendement énergétique. Les recherches ont prouvé que le suiveur solaire bi-axial fournit la meilleure performance annuelle. Une entreprise composée de chercheurs et d'ingénieurs devient nécessaire pour se lancer dans le développement de nouveaux suiveurs peu couteux, mécaniquement robustes, d'architectures légères, faciles à monter, démonter et déplacer, et dotés de système de commande et de suivi des performances à distance.

Références bibliographiques

[1]. J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975.

[2]. D. E. Goldberg, *Algorithmes Génétiques exploration, optimisation et apprentissage automatique*, Edition Addition-Wesley, 1994.

[3]. D. E. Goldberg, *Real-coded Genetic Algorithms, Virtual Alphabets, and Blocking*, University of Illinois at Urbana–Champaign, Technical Report, No. 90001, September 1990.

[4]. A. H. Wright, "Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization," First Workshop on the Foundations of Genetic Algorithms and Classifier Systems, Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, pp. 205–218, 1991.

[5]. Lawrence J. Fogel, Alvin J. Owens, Michael J. Walsh, *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*, Wiley, 1966.

[6]. John R. Koza, *Genetic Programming, on the Programming of Computers by means of Natural Selection*, MIT Press, 1992.

[7]. Z. Michalewics, *Genetic algorithms + Data structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1992.

[8]. L. Davis, *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1991.

[9]. A Blanco, M. Delgado, M. C. Pegalajar, "A real-coded genetic algorithm for training recurrent neural networks," Department of Computer Science and Artificial Intelligence, E.T.S.I. Informatica, University of Granada, Neural Networks Vol. 14 No. 1, pp. 93–105, Granada Spain, 2001.

[10]. D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

[11]. J. E. Baker, "Reducing Bias and inefficiency in the selection algorithm," Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, Lawrence Erlbaum, Hillsdale, NJ, pp. 14–21, 1987.

[12]. Z. Michalewics, *Genetic algorithms + Data structures = Evolution Programs*, 3rd revised and extended edition, Springer-Verlag, 1999.

[13]. L. J. Eshelman, J. D. Schaffer, "Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata," Foundations of Genetic Algorithms 2, pp. 187–202, 1993.

[14]. D. E. Goldberg, K. Deb, B. Korb, "Do not Worry, Be Messy," *Proceedings of the fourth International Conference on Genetic Algorithms*, *Morgan Kaufmann Publishers*, San Mateo, CA, pp. 24–30, 1991.

[15]. P. J. B. Hancock, "An empirical comparison of selection methods in evolutionary algorithms," In: Fogarty, T.C. (Ed.) Evolutionary Computing: AISB Workshop, Leeds, UK; Selected Papers, Springer-Verlag, pp. 8–94, Berlin, April 1994.

[16]. B. L. Miller, D. E. Goldberg, "Genetic algorithms, tournament selection, and the effects of noise," Complex Systems, 9: pp. 193–212. 1995.

[17]. K. A. Dejong, W. M. Spears, "A formel analysis of the role of multi-point crossover in genetic algorithms," Annals of Mathematics and Artificial Intelligence Journal, pp. 1–26, 1992.

[18]. G. Syswerda, "Uniform crossover in Genetic Algorithm," Proceeding of the Third International Conference on Genetic Algorithms, San Mateo, Calif., Morgan Kaufmann Publishers, pp. 2–9, 1989.

[19]. G. Syswerda, "Uniform crossover in Genetic Algorithm," In Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, John Wiley & Sons, 2nd edition, pp. 279–286, New York, 1995.

[20]. NJ. Radcliffe, "Equivalence class analysis of Genetic Algorithms," Complex Systems 5, pp. 183–205, 1991.

[21]. H. Muhlenbein, D. Schlierkamp-Voosen, "Predictive Models for the Breeder Genetic Algorithm I. Continuous Parameter Optimization," *Evolutionary Computation* 1, pp. 25–49, 1993.

[22]. A. Chipperfield, P. Flemming, H. Pohlheim, C. Fonseca, "Genetic algorithm Toolbox for use with MATLAB version 1.2, User's Guide," Department of Automatic Control and system engineering, University of Sheffield, 1994.

[23]. D. B. Fogel, *Evolutionary computation: Towards new philosophy of machine intelligence*, IEEE Press, Piscataway, N.J, 1995.

[24]. J. Arabas, Z. Michalewics, J. Mulawka, "GAVaPS – A Genetic Algorithm with Varying Population Size," *in Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation*, 1994.

[25]. H. J. Antonisse, "A New Interpretation of Schema Notation that Overturns the Binary Encoding Constraint," proceedings of the third International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, pp. 86–91, 1989.

[26]. A. Falknauer, "A New representation and Operators for GA's Schema Applied to Grouping Problems," Evolutionary Computation, Vol. 2, No. 2, pp. 123–144, 1994.

[27]. K. F. Man, K. S. Tang, S. Kwong, *Genetic Algorithms*, *Advanced Textbooks in control and Signal Processing*, Spinger Verlag, 1999.

[28]. I. Lerman, F. Ngouenet, "Algorithmes Génétiques séquentiels et parallèles pour une représentation affine des proximités," Rapport de Recherche de l'INRIA, Projet REPCO 2750, Université de Rennes 1, France, 1995.

[29]. John R. Koza, "Genetic programming: A paradigm for genetically Breeding populations of Computer programs to solve problems," Report No.STAN-CS-90-1314, Stanford University, 1990.
[30]. John R. Koza, "Genetic Programming II, Automatic Discovery of reusable Programs," MIT Press, pp. 57–72, 1994.
[31]. J. M Renders, *Algorithmes Génétiques et Réseaux de Neurones: Applications à la Commande de Processus*, Edition Hermes, France, 1995.
[32]. Cédric Buche, "Méta heuristiques pour l'optimisation," Laboratoire d'ingénierie Informatique Li^2 EA 2215 UBO/ENIB, Brest, France, 28 août 2003.
[33]. P. J. M. Van Laarhoven, E. H. L. Aarts, *Simulated Annealing: Theory and Applications*, Kluwer Academic Publishers, 1987.
[34]. E. H. L. Aarts, S*imulated Annealing and Baltzmann Machines: a Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing*, Wiley, 1989.
[35]. P. Y. Kotate, M. Das, R. N. K. Low, " Rule-based Control of Slowly Varying Systems Using Compensator Segmentation Determined by Simulated Annealing," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 39, No. 4, pp. 359–367, August 1992.
[36]. S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr. M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing", *SCIENCE*, Vol. 220, No. 4598, pp. 671–680, 13 May 1983.
[37]. D. P. Kwok, Fang Sheng, "Genetic Algorithm and Simulated Annealing for Optimal Robot Arm PID Control", *IEEE Conference on Evolutionary Computation*, pp. 707–713, 1994.
[38]. D. E. Goldberg, J. Richardson, "Genetic Algorithms with sharing for multi-modal function optimization", *in proc. 2nd Int. Conf. Genetic Algorithms*, pp. 41– 49, 1987.
[39]. Agoston Eiben, Robert Hinterding, Z. Michalewics, "Parameter control in evolutionary algorithms," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 2, pp. 124–141, July 1999.
[40]. K. Rodríguez-Vázquez, C. M. Fonseca, P. J. Fleming, "Identifying the Structure of Non Linear Dynamic Systems Using Multiobjective Genetic Programming," IEEE Trans. On systems, man, and cybernetics- Part A: Systems and Humans, Vol. 34, No. 4, pp. 531–545, July 2004.
[41]. P. Hajela, C.Y.Lin, "Genetic Search Strategies in Multicriterion Optimal Design," *J. Structural Optimization*, Vol. 4, pp. 99–107, June 1992.
[42]. N. Srinivas, K. Deb, " Multiobjectives Optimization using Non Dominated Sorting in Genetic Algorithms," *Evol. Comput.* Vol. 2, No. 3, pp. 221–248, 1994.
[43]. J. Horn, N. Nafpliotis, D. E. Goldberg, "A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimisation," *in Proc. of the 1st IEEE Conf. Evolutionary Computation*, Vol. 1, Orlando, FL, pp. 82–87, 1994.
[44]. Beasley, Bull, Martin, "A Sequential Niche Technique for Multimodal Function Optimization, Evolutionary Computation," Vol. 1, No. 2, pp. 101–125, 1993.
[45]. E. Zitzler, L. Thiele, " An Evolutionary Algorithm for Multiobjectives Optimization : The strength Pareto approach," *Computer Engineering and Communication Network Lab (TIK) Swiss Federal Institute of technology (ETH), Zurich, Switzerland*, Tech. Rep. No. 43, May 1998.
[46]. J. D. Schaffer, "Multiple-Objective Optimization using Genetic Algorithm," *in proc. 1st int. conf. Genetic Algorithms*, pp. 93–100, July 1985.
[47]. R. Timothy Marler, Jasbir S. Arora, "Survey of multi-objective optimization methods for engineering. Structural and multidisciplinary optimization," 26(6): pp. 369–395, 2004.
[48]. J. Horn, N. Nafpliotis "Multiobjective Optimization Using the Niched Pareto Genetic Algorithm," *Univ. Illinois at Urbana-Champaign, Urbana*, II, ILLIGAL Rep.93005, 1993.
[49]. E. Zitzler, L. Thiele, "Multiobjectives Evolutionary Algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol. 3, pp. 257–271, Nov. 1999.
[50]. W. W. Peterson, *Error Correcting Codes*, John Wiley & Sons, 1961.
[51]. L. Ljung, *System identification. Theory for the user*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1987.
[52]. M. Najim, *Modélisation et identification en traitement du signal*, Masson, Paris 1988.
[53]. P. Borne, G. D. Tanguy, J. P. Richard, F. Rotella, I. Zambettakis, *Modélisation et Identification des processus*, Tome 1 et 2, Edition Technip. , Paris, 1992.
[54]. I. D. Landau, *Identification et commande des systèmes*, Edition Hermès, Paris 1993.
[55]. C. Foulard, S. Gentil, J. P. Sandraz, *Commande et régulation par calculateur numérique : de la théorie aux applications*, Eyrolles, Paris, 1987.
[56]. I. D. Landau, Alireza Karimi, *Recursive Algorithms for Identification in closed loop - A unified approach and evaluation*, Automatica, 1997.
[57]. Lennart Lyung, Torkel Glad, *Modeling of dynamic systems*, Prentice Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1994.
[58]. Lennart Lyung, Urban Forgell, "An Alternative motivation for the indirect approach to closed loop identification," *IEEE Transactions and Automatic Control*, 1997.
[59]. I. D. Landau, "Recursive Algorithm for Identification in closed loop - A unified approach and evaluation", *Automatica*, 1997.

[60]. I. D. Landau, *Identification in closed loop; A powerful design tool (Better design models, Simpler Controllers)*, Control Engineering Practice, 2000.
[61]. I. D. Landau, Alireza Karimi, *Direct controller order reduction by Identification in closed loop*, Aurelian Constantinescu, Automatica, 2001.
[62]. I. D. Landau, *Identification des systèmes*, Hermès, Paris, 1998.
[63]. L. Ljung, *Systems Identification : Theory for the User*, Second Edition, Prentice Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1999c.
[64]. I. D. Landau, A. B-Voda, *Identification des systèmes*, Hermès Science Europe Ltd, Paris 2001.
[65]. J. P. Corriou, *Commande des procédés*, Editions TEC & DOC, Paris, 2003.
[66]. L. Ljung, T. Söderström, *Theory and Practice of Recursive Identification*, MIT Press, Cambridge, Massachussets, 1986.
[67]. T. Söderström, P. Stroïca, *System Identification*, Prentice Hall, New York, 1989.
[68]. G. B. Giannakis, E. Serpedin, "A Bibliography on Nonlinear Systems Identification," *Signal Processing*, Vol. 81, No. 3, pp. 533–580, 2001.
[69]. S. Chen, S. A. Billings, "Representation of non-linear systems: the NARMAX model," *International Journal of Control*, Vol. 49, pp. 1012–1032, 1989.
[70]. I. J. Leontaritis, S. A. Billings, "Input-Output Parametric Models for Non-Linear Systems. Part I: Deterministic Systems," *International Journal of Control*, Vol. 41, No. 2, pp. 303–344, 1985.
[71]. I. J. Leontaritis, S. A. Billings, "Input-Output Parametric Models for Non-Linear Systems, Part II: Stochastic Non-Linear Systems," *International Journal of Control*, Vol. 41, No. 2, pp. 329–344, 1985.
[72]. S. Chen, S. A. Billings, W. Luo, "Orthogonal Least Squares Methods and their Application to Non-Linear System Identification," *International Journal of Control*, Vol. 50, No. 5, pp. 1873–1896, 1989.
[73]. J. Roll, I. Lind, L. Ljung "Connections between optimization-based regressor selection and analysis of variance," In *45th IEEE Conference on Decision and Control*, San Diego, USA, December 2006.
[74]. I. Lind, L. Ljung, "Regressor and structure selection in NARX models using a structured ANOVA approach," *Technical Report LiTH-ISY-R-2799*, Department of Electrical Engineering, Linköping University, SE-581 83 Linköping, Sweden, June 2007.
[75]. F. Barret, *Régime transitoire des Machines Tournantes Electriques*, Collection des études de recherches, Edition Eyrolles, Paris 1982.
[76]. J. P. Caron, J. P. Hautier, *Modélisation et commande de la machine asynchrone*, Edition TECNIP, Paris 1995.
[77]. R. Abdessemed, M. Kadjoudj, *Modélisation des machines électriques*, Presse université de Batna, 1997.
[78]. D. Bareille, J. P. Daunis, *Electrotechnique : Transformateurs et machines tournantes*, Dunod, Paris, 2006.
[79]. T. Wildi, avec la collaboration de G. Sybille, *ELECTROTECHNIQUE*, 3e édition, Québec 2000.
[80]. L. Baghli, "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques", Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-1, Janvier 1999.
[81]. L. Baghli, *Modélisation et commande de la machine asynchrone*, Cours de commande, IUFM de Lorraine UHP, 2005.
[82]. A. Bouscayrol, "Structures d'alimentation et stratégie de commande pour des systèmes multi machines asynchrones : Application à la motorisation d'un robot mobile," Thèse de doctorat, Univ. Toulouse, France, Janvier 1995.
[83]. C. Canudas de wit, *Optimisation discrétisation et observateurs; commande des moteurs asynchrones 2*, Hermes science Publications, Paris 2000.
[84]. M. Pouloujadoff, M. Ivanes, "Comparaison des schémas équivalents au moteur asynchrone polyphasé", *Revue Générale d'Electricité*, Tome 76, No. 1, Juin 1967.
[85]. G. Sturtzer, E. Smigiel, *Modélisation et Commande des Moteurs Triphasés*, Ellipses, Edition Marketing, Paris, 2000.
[86]. D. W. Novotny, T. A. M. Lipo, *Vector control and Dynamics of AC Drives*, Clarendon Press, Oxford, 1996.
[87]. W. Leonard, *Control of Electrical Drive*, New York: Spinger –Verlag, 1985.
[88]. Y. S. Lee, M. H. S. Chow, *Power Electronics Handbook*, edited by M. H. Rashid, San Diego, CA: Academic Press, 2001.
[89]. F. Labrique, G. Seguier, R. Bausiere, *Les convertisseurs de l'électronique de puissance* : *La conversion continu – alternatif*, Volume 4, 2ième édition, revue et augmentée, Technique et documentation - Lavoisier, 1995.
[90]. M. H. Rashid, *Power Electronics: Circuits, Devices & Applications*, 4th Edition, Electrical and Computer Engineering University of West Florida, Prentice Hall, USA 2007.
[91]. W. Leonhard, "30 years space vectors, 20 years field orientation, 10 years digital signal processing with controlled AC-drives, a review (Part 1)," *EPE Journal*, Vol. 1, No. 1, pp. 13–20, July 1991.
[92]. W. Leonhard, "30 years space vectors, 20 years field orientation, 10 years digital signal processing with controlled AC-drives, a review (Part 2)," *EPE Journal*, Vol. 1, No. 2, pp. 89–102, October 1991.
[93]. F. Blaschke, "The Principle of Field Orientation as applied to the new transvector closed-loop control system for rotating field machines," Siemens Review, Vol. 34, pp. 217–220, May 1972.

[94]. D. W. Novotny, T. A. Lipo, *Vector Control and Dynamics of AC drives*, Clarendon Press, Oxford 1996.
[95]. I. Takahashi, Y. Ohmori, "High-Performance Direct Torque Control of an Induction Motor," *IEEE Trans. Ind. Applicat.* , Vol. 25, No. 2, pp. 257–264, Mar. /Apr. 1989.
[96]. M. Depenbrock, "Direct Self Control DSC of Inverter-Fed Induction Machine," *IEE Trans. Power Electronics*, Vol. 3, No. 4, pp. 420–429, Oct. 1988.
[97]. J. Faiz, M. B. Sharifian, "Different Techniques for Real Time Estimation of an Induction Motor rotor resistance in Sensorless Direct Torque Control for Electric Vehicle," *IEEE Trans. Energy Conversion.*, Vol. 16, No. 1, pp. 104–109, Mar. 2001.
[98]. R. Marino, S. Peresada, P. Valigi, "Adaptive Input-Output Linearizing Control of Induction Motors," *IEEE Trans. Autom. Contr.*, Vol. 38, No. 2, pp. 208–218, Feb. 1993.
[99]. T. Von Raumer, J. M. Dion, L. Dugard, J. L. Thomas, "Applied nonlinear control of an induction motor using digital signal processing," *IEEE Contr. Systems Techno.*, Vol. 2, No. 4, pp. 327–335, Dec. 1994.
[100]. V. I. Utkin, "Sliding Mode Control Design Principles and Applications to Electric Drives," *IEEE Trans. Indus. Electronics*, Vol. 40, No. 1, pp. 23–36, Feb. 1993.
[101]. M. W. Dunnigan, S. Wade, B. W. Williams, X. Yu, "Position Control of a Vector Controlled Induction Machine Using Slotine's Sliding Mode Control Approach," *IEE Proc. Electric. Power Appl.*, Vol. 45, No. 3, pp. 231–238, May 1998.
[102]. A. Benchaib, "Application des Modes de Glissement pour la Commande en Temps Réel de la Machine Asynchrone," Thèse de doctorat, Université de Picardie Jules Vernes France, 14 Déc. 1998.
[103]. A. G. Loukianov, J. M. Canedo, O. Serrano, V. I. Utkin , S. Calikovsky, "Adaptive sliding mode block control of induction motors, " *Proceedings of the american control conference Arlington*, pp. 149-154, June 25-27, 2001.
[104]. A. Fouillé, *Electrotechnique à l'usage des ingénieurs*, *Machines continues- Electronique de Puissance*, Tome 3, Edition Dunod, Paris, 1980.
[105]. B. K. Bose, *Power Electronics and AC Drives*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA, 1986.
[106]. B. De Fornel, *Alimentation des Machines Asynchrones*, Traité de Génie Electrique, *D3620 et D3621*, Techniques de l'Ingénieur, Paris, France 1990.
[107]. C. Canudas De Wit, *Modélisation Contrôle Vectoriel et DTC - Commande des Moteurs Asynchrone 1*, Hermes Science Publications, Paris 2000.
[108]. W. Leonhard, *Control of electrical drives*, 2nd ed. Springer - Verlag, 1996.
[109]. F. Marlait, "Problèmes d'Identification et d'Observabilité du Moteur à Induction pour la variation de vitesse industrielle sans capteur," Thèse de doctorat, École Nationale Supérieur des Mines, Paris, Février 2001.
[110]. G. Grellet, G. Clerc, *Actionneurs Electriques – Principes, Modèles, Commande*, Edition Eyrolles, Paris, 1997.
[111]. T. Kataoka, Y. Sato, A. Bendiabdellah, "A Novel Volts/Hertz Control Method for an Induction Motor to improve the torque characteristics in the low range," *The European Power Electronics association*, pp. 485–488, 1993.
[112]. H. Kubota, K. Matsuse, "Speed sensorless field-oriented control of induction motor with rotor resistance adaptation," *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, Vol. 30, No. 5, pp. 1219–1224, Sept./Oct. 1994.
[113]. L. Mazence, "Les techniques de commande vectorielles de machines asynchrones destinées à la variation de vitesse à haute performance," *Direction des Etudes et Recherches EDF*, Janvier 1992.
[114]. J. P. Louis, C. Bergmann, "Commande numérique des ensembles convertisseurs machines," *RGE*, No. 5/92, pp. 124–133, Mai 1992.
[115]. G. A. Capolino, "Commande numérique vectorielle des machines à courant alternatif alimentées en courant," *RGE*, No. 5/92, pp. 148–160, Mai 1992.
[116]. J. A. Santisteban, R. Stéphan, "Vector control methods for induction machines an overview," *IEEE Trans. Educat.*, Vol. 44, No. 2, pp. 170–175, May 2001.
[117]. I. Takahashi, T. Noguchi, "A new quick response and high efficiency control strategy of an induction motor," *in Proc. IEEE IAS Ann. Mtg.*, pp. 496–502, 1985.
[118]. D. Casadei, F. Profumo, G. Serra, A. Tani, "FOC and DTC: Two Viable Schemes for Induction Motors Torque Control," *IEEE Trans. Power. Electronics*, Vol. 17, No. 5, pp. 779–787, Sep. 2002.
[119]. M. Janecke, R. Kremer, G. Steuerwald, "Direct self - control (DSC), a novel method of controlling asynchronous machines in traction applications," *in Proc.*, pp. 75–81, *EPE' 89*.
[120]. M. P. Kazmierkowski, A. B. Kasprowicz, "Improved direct torque and flux vector control of PWM inverter-fed induction motor drives," *IEEE Trans. Indus. Electron.*, Vol. 42, No. 4, pp. 344–349, Aug. 1991.
[121]. U. Baader, M. Depenbrock, G. Gierse "Direct Self Control (DSC) of Inverter-Fed Induction Machine, a basis for speed control without speed measurement" *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 28, No. 3, pp. 581–588, 1992.
[122]. G. Buja, M. Kzmierkowski, "Direct Torque Control of PWM Inverter - Fed AC Motors - A Survey," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 51, No. 4, pp. 744–757, 2004.

[123]. N. Nait-Said, Contribution à l'identification et à la commande de la machine à induction, Thèse de doctorat, Univ. Batna, Juin 2003.
[124]. K. Rajashekara, A. Kawamura, K. Matsuse, "*Sensorless Control of AC Motor-Drives*," IEEE PRESS, 498p. 1996.
[125]. C. Ilas, A. Bettini, L. Ferraris, G. Griva, F. Profumo, "Comparison of different schemes without shaft sensors for field oriented control drives," *in Proc. IECON'94*, pp. 1579–1588, 1994.
[126]. J. Holtz, "Methods for speed sensorless control of AC drives," *in Proc. IEEE PCC-Yokohama*, pp. 415–420. 1993.
[127]. M. Elloumi, L. Ben-Brahim, M. A. Al-Hamadi, "Survey of speed sensorless controls for IM drives," *in Proc. IECON'98*, pp. 1018–1023, Aachen, Germany, August 31st - September 4th, 1998.
[128]. C. Coure, K. Soulliaert, "Modélisation et Commande Vectorielle de la Machine Asynchrone," Projet CSE, Février 1998.
[129]. G. Garcia Soto, E. Mendes, A Razek, "Reduced order observers for rotor flux, rotor resistance and speed estimation for vector controlled induction motor drives using the extended Kalman filter technique," Electric Power applications, IEE Proceding, -Electr Appl., Vol. 146, No 3, pp. 282–288, May 1999.
[130]. M. N. Marwali, A. Keyhani, "A comparative study of rotor flux based MRAS and EMF based MRAS speed estimators for speed sensorless vector control of induction machines," *IEEE Industry applications society, Annual meeting*, Vol. 1, pp. 160–166, New Orleans, Louisiana, October 5-9, 1997.
[131]. M. K. Guven, H. U. Rehman, A. Derdiyok, Xu. Langya, " A new robust flux, speed and rotor time constant estimation for wide range sensorless control of an induction machine," *industry application conference, thirty sixth IAS Annual Meeting conference Record of the 2001 IEEE.*, Vol. 4, pp. 2622–2628, 30 Sep-4 Oct, 2001.
[132]. J. Holtz, J. Quan, "Sensorless vector control of induction motors at very low speed using a nonlinear inverter model and parameter identification," *IEEE Trans. Indus. Applicat.*, Vol. 38, No. 4, pp. 1087–1093, Jul/Aug 2002.
[133]. E. Y. Y. Ho, P. C. Sen, "Decoupling control of induction motor drives", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 35, No. 2, pp. 253–262, May 1988.
[134]. J. A. Santisteban, R. M. Stephan, "Comparative study of vector control methods for induction machines," *European Power Electronics Association*, pp. 390–395, *Rio de Janeiro, Brazil*, 1993.
[135]. R. W. Doncker, D. W. Novotny, "The universal field oriented controller," *IEEE Trans. Indus. Applicat.*, Vol. 30, No. 1, pp. 92-100, Jan/Feb 1994.
[136]. X. Xu, R. W. Doncker, D. W. Novotny, "A stator oriented induction machine drive Implementation of direct stator flux orientation control on a versatile DSP based system," *IEEE Power Electron, Specialists conf.*, pp. 870–876, 1988.
[137]. X. Xu, D. W. Novotny, "Implementation of direct stator flux orientation control on a versatile DSP based system," *IEEE Trans. Indus. Applicat.*, Vol. 27, No. 4, pp. 694–700, Jul/Aug 1991.
[138]. Peter Vas, *Vector control of AC machines, Clarendon Press, Oxford* 1990.
[139]. A. Bouscayrol, "Structures d'alimentation et stratégie de commande pour des systèmes multi machines asynchrones*:* Application à la motorisation d'un robot mobile," Thèse de doctorat, Univ. Toulouse, France, Janvier 1995.
[140]. B. K. Bose, *Power electronics and AC drives*, Prentice Hall, 402p. , 1986.
[141]. A. Faidallah, "Contribution à l'identification et à la commande vectorielle des machines asynchrones," Thèse de Doctorat de l'INP de Lorraine, 1995.
[142]. I. Boldea, S. A. Nasar, *Vector Control of A.C. Drives*, CRC Press, Boca Raton, 1992.
[143]. R. DeDoncker, D. W. Novotny, "The Universal Field Oriented Controller", *IEEE-IAS Trans*., Vol. 30, No. 1, pp. 92–100., Jan./Feb. 1994,
[144]. B. K. Bose, *Modern Power electronics and AC drives*, Prentice Hall, 380p. , 2002.
[145]. A. Bellini, G. Figalli, F. Tosti, " Linearized model of induction motor drives via non linear state feedback decoupling," *EPE proceedings, EPE Firenze*, Vol. 3, pp. 36–41, Italie, 1991.
[146]. P. Borne, G. Dauphin-Tangay, J. P. Richard, F. Rotella, I. Zambettakis, *Modélisation et identification des processus*, Technip, tome2, Paris, 1992.
[147]. K. Dakhouche, D. Roye, "Digital vector control of induction machine using a PWM inverter," *in Proc. EPE'91*, pp. 2227–2230, 1991.
[148]. L. Baghli, H. Razik, A. Rezzoug, "A field oriented control method using decoupling terms for induction motors," *in Proc. 2nd EPE Chapter symposium on electric drive design and applications*, pp. 147–151, Nancy, 4-6 June 1996.
[149]. J. P. Caron, J. P. Hautier, *Modélisation et commande de la machine asynchrone*, Ed. Technip, 279p. , 1995.
[150]. H. Bühler, *Conception des systèmes automatiques, Complément du traité de l'électricité*, Presses Polytechniques Romandes, 542p. , 1988.
[151]. B. K. Bose, "High Performance Control of Induction Motor Drives," *IEEE Industrial Electronics Society Newsletter*, pp. 7–11, Sept. 1999.

[152]. Tarbouchi Mohammed, "Commande par linéarisation exacte d'une machine asynchrone en régime défluxé," Thèse de doctorat (Ph.D.), Université Laval, Quebec, Sep. 1997.
[153]. K. F. Man, K. S. Tang, S. Kwong, *Genetic Algorithms*, Springer Verlag, London, 1999.
[154]. P. Coirault, J. Trigeassou, D. Kerignard, J Gaubert, "Recursive parameter identification of an induction machine using a non-linear programming method," *IEEE Proc. Int. Conf. Control Applications*, Vol. 64, No. 9, pp. 644–649, 1996.
[155]. M. J. Perry, C. G. Koh, Y. S. Choo, "Modified genetic algorithm strategy for structural identification", *Elsevier Journal of Computers and Structures*, Vol. 84, pp. 529 –540, 2006.
[156]. V. P. Sakthivel, R. Bhuvaneswari, S. Subramanian, "Multi-objective Parameter Estimation of Induction Motor using Particle Swarm Optimization", *Engineering Applications of Artificial Intelligence* , Vol. 23, No. 3, pp. 302–312, April 2010.
[157]. A. Mansouri, F. Krim, "Genetic Algorithm Based Parameters Identification of Induction Machine ARMAX Model," *in Proc. IEEE 5th International Power Engineering and Optimisation Conference, PEOCO'11, Shah Alam, Selangor, Malaysia*, pp. 182–189, June 2011.
[158]. A. Mansouri, F. Krim, "Genetic Algorithms for Parameter Identification of DC Motor ARMAX Model and Optimal Control," *12th International Conference on Electrical Machines and Power Electronics, ICEMPE 2014, WASET, International Scientific Research and Experimental Development*, Vol. 8, No. 9, pp. 1855–1862, Istanbul, Turkey, Sept. 2014.
[159]. A. G. Abro, J. Mohamad-Salah "Multiple-Global-best guided Artificial Bee Colony Algorithm for Induction Motor Parameter Estimation", *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, Vol. 22, pp. 620–636, 2014.
[160]. H. Bay, P. Zhang, "A Novel Parameter Identification Approach via Hybrid Learning for Aggregate Load Modeling", *IEEE Trans. Power System*, Vol. 24, No. 3, pp. 1145–1154, Aug. 2009.
[161]. M. Rasouli, D. T. Westwick, W. D. Rosehart, "Reducing induction motor identified Parameters using a nonlinear Lasso method," Electric Power *Systems Research* 88: 1−8, *Elsevier*, 2012.
[162]. W. G. da Silva, P. P. Acarnley, J. W. Finch, "Application of genetic algorithms to the online tuning of electric drive speed controllers," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 47, No. 1, pp. 217–219, February 2000.
[163]. F. Cupertino, E. Mininno, D. Naso, B. Turchiano, L. Salvatore, "Online genetic design of anti-windup unstructured controllers for electric drives with variable load*," IEEE Trans. Evol. Comput*., Vol. 8, No. 4, pp. 347−364, August 2004.
[164]. A. Caponio, G. L. Cascella, F. Neri, N. Salvatore, M. Sumner, "A Fast Adaptive Memetic Algorithm for Online and Offline Control Design of PMSM Drives*," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Part B, Vol. 37, No. 1, February 2007.
[165]. A. Mansouri, F. Krim, "Real Coded Genetic Algorithm for 0ptimal PID Identification for high performance SCARA Robot Control," *1st International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb, CISTEM 2014, System Control and Automatic, Tunis*, Nov. 2014.
[166]. K. Vijayakumar, T. Manigandan, "Nonlinear PID Controller Parameter Optimization using Enhanced Genetic Algorithm for Nonlinear Control System," *Control Engineering and Applied informatics*, Vol. 18, No. 2, pp. 3−10, 2016.
[167]. Wei-Der Chang, "Nonlinear system identification and control using real-coded genetic algorithm," *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 31, No. 3, pp. 541−550, Elsevier, March 2007.
[168]. K. Valarmathi, D. Devaraj, T. K. Radhakrishnan, "Real-Coded Genetic Algorithm for System Identification and Controller Tuning**",** *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 33, No. 8, pp. 3392−3401, 2009.
[169]. S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1996.
[170]. K. J. Aström, B. Wittenmark, *Adaptive Control*, Second Edition, Addisson-Wesley, USA, 1994.
[171]. P. Kundur, *Power System stability and Control*, McGraw-Hill, EPRI Power System Engineering Series, 1994.
[172]. A. Miller, *Subset Selection in Regression*, Chapman and Hall, London, 1990.
[173]. T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning, Data Mining, Inference and Prediction*, Springer, New York, 2001.
[174]. R. Tibshirani, "Regression Shrinkage and Selection via the Lasso," *Journal of the Royal Statistical Society*. B58, No. 1, pp. 267–288, 1996.
[175]. V. P. Sakthivel, R. Bhuvaneswari, S. Subramanian "Artificial Immune System for Parameter Estimation of Induction Motor", *Expert System with Applications*, Vol. 37, No. 8, pp. 6109–6115, 2010
[176]. S. Sajedi, F. Khalifeh, Z. Khalifeh, T. karimi, "Application of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm Methods for Vector Control of Induction Motor", *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, Vol. 5, No. 12, pp. 1697–1706, 2011.
[177]. A. E. Eiben, R. H. Hinterding, Z. Michalewicz, "Parameter control in evolutionary algorithms*," IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 2, pp. 124–141, July 1999.

[178]. G. Renner, "Genetic algorithms in computer aided design", *computer aided design*, Vol. 35, No. 8, pp.709–726, 2003.
[179]. T. Söderström, P. Stroïca, *System Identification*, Prentice Hall, New York, 1989.
[180]. W. Reinelt, A. Garulli, L. Ljung, "Comparing different approaches to model error modeling in robust identification," *Automatica*, Vol. 38, No. 5, pp.787–803, 2002.
[181]. K. Vijayakumar, T. Manigandan, "Nonlinear PID Controller Parameter Optimization using Enhanced Genetic Algorithm for Nonlinear Control System," *Control Engineering and Applied informatics*, Vol. 18, No. 2, pp. 3−10, 2016.
[182]. L. Ljung, "Comments on model validation as set of membership identification," In A.Garulli, A. Tesi & A. Vicino (Eds), *Robustness in identification and control*, Vol. 245, pp. 7–16, Spinger, London, 1999a.
[183]. L. Ljung, "Model validation and model error modeling," In B.Wittenmark, & A. Rantzer (Eds), *Proceedings of the Aström symposium on control, studentliteratur, Lund*, pp. 15–42, Sweden, August 1999b.
[184]. L. Ljung, G. C. Goodwin, J. C Agüero "Model Error Modeling and Stochastic Embedding," *IFAC-PapersOnLine* 48-28, pp. 075–079, Elsevier, 2015.
[185]. L. Ljung, *System Identification Toolbox for use with Matlab*. Version the MathWorks, Inc, Natick, MA, 9th edition, 2014.
[186]. H. Egon, M. Marie, P. Porée, *Traitement du signal et automatique*, Hermann, Paris, 2000.
[187]. M. Gopal, I.J. Nagrath, *Control Systems Engineering*, Second Edition, Wiley Student Edition, Ltd, Singapore, 1986.
[188]. M. Djeddi, L. Harous, T. Bahi, *Systèmes Asservis Linéaires*, Second Edition, OPU, Alger, 1994.
[189]. C. Chaigne, E. Etien, S. Cauet, L. Rambault, *Commande vectorielle sans capteur des machines asynchrones*, hermes, Paris 2005.
[190]. T. Ketthong, S. Tunyasrirut, D. Puangdownreong, "Design and Implementation of I-PD Controller for DC Motor Speed Control System by Adaptive Tabu Search," *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, Vol. 9, pp. 69–34, 2017.
[191]. A. Dupuis, M. Ghribi, A. Kaddouri, "Multiobjective genetic estimation of DC motor parameters and load torque," *in Proc. IEEE Int. Conf. Ind. Technol.*, Vol. 3, pp. 1511–1514, Dec. 2004.
[192]. S. Udomsuk, K.-L. Areerak, K.-N. Areerak, A. Srikaew, "Parameters identication of separately excited DC motor using adaptive tabu search technique," *in Proc. IEEE Int. Conf. Adv. Energy Eng.*, pp. 48– 51, Jun. 2010.
[193]. M. Jaiswal, M. Phadnis, "Speed Control of DC Motor Using Genetic Algorithm Based PID Controller," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 3, pp. 247–253, 2013.
[194]. F. Allonge, F. D´Ippolito, G. Ferrante, F. M. Raimondi "Parameter identification of induction motor model using genetic algorithm", *IEE Proc. Control Theory*, Vol. 145, pp. 587–593, 1998.
[195]. F. Alonge, F. D'Ippolito, F. M. Raimondi, "Least squares and genetic algorithms for parameter identification of induction motors," *Contr. Eng. Practice*, Vol. 9, No. 6, pp. 647–657, Jun. 2001.
[196]. P. Y Chung, M. Doelen, R. D. Lorenz, "Parameter identification for induction machines by continuous genetic algorithms", *ANNIE Conf.*, pp. 1–13, St. Louis 2000.
[197]. H. Razik, A. Rezzoug, "An application of genetic algorithm to the identification of electrical parameters of an induction motor", *PEMC*, Vol. 6, pp. 1–5, Košice 2000.
[198]. V. P. Sakthivel, R. Bhuvaneswari, S. Subramanian "Multi-objective parameter estimation of induction motor using particle swarm optimization," *Engineering Applications of Artificial Intelligence* , Vol. 23, No. 3 pp. 302–312, 2010.
[199]. A. G. Abro, J. Mohamad-Salah "Multiple-Global-best guided Artificial Bee Colony Algorithm for Induction Motor Parameter Estimation", *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, Vol. 22, pp. 620–636, 2014.
[200]. E. B. S. Filho, A. M. N. Lima, C. B. Jacobina, "Characterization of induction machines with a genetic algorithm," in *Proc. IEEE Int. Electric Machines Drives Conf.*, Seattle, WA, pp. 446–448, 1999.
[201]. N. Bianchi, S. Bolognani, "Brushless DC motor design: An optimization procedure based on genetic algorithms," *in Proc. Inst. Elect. Eng. International Electric Machines Drives Conf.*, Cambridge, U.K., pp. 16–20, 1997.
[202]. Neenu Thomas, Dr. P. Poongodi, "Position control of DC motor using genetic algorithm based PID controller," *Proceedings of the World Congress on engineering*, Vol. 2, WCE, pp. 1172−1117, London, U.K. July 1–3, 2009.
[203]. M. R. Soltanpour, M. M. Fateh, "Adaptive robust tracking control of robot manipulators in the task-space under uncertainties," *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, Vol. 3, No. 1, pp. 308–322, 2009.
[204]. M. R. Soltanpour, S. E. Shafiei, "Robust adaptive control of manipulators in the task-space by dynamical partitioning approach," *Journal of Electronics and Electrical Engineering*, Vol. 101, No. 5, pp.73−78, 2010.
[205]. TU Diep Cong Thanh, Kyoung Kwan Ahn, "Non Linear PID Control to improve the Control performance of 2 axes pneumatic artificial muscle manipulator using neural network," Mechatronics, Vol. 16, pp. 577−587, 2006.

[206]. S. E. Shafei and M. R. Soltanpour, "Robust neural network control of electrically driven robot manipulator using backstepping approach," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 6, No. 4, pp. 285–292, 2009.

[207]. Han-Xiong Li, Lei Zhang, Kai-Yuan Cai, Guanrong Chen, "An Improved Robust Fuzzy-PID Controller With Optimal Fuzzy Reasoning," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics- Part B: Cybernetics*, Vol. 35, No. 6, pp. 1283–1294, December 2005.

[208]. K. K. Ahn, D. Q. Truong, "Online tuning fuzzy PID controller using robust extended Kalman filter", *Journal of Process Control 19*, pp.1011–1023, 2009.

[209]. J. L. Meza, V. Santibanez, R. Soto, M. A. Llama, "Stable Fuzzy Self-Tuning PID Control of Robot Manipulators," *IEEE International Conference on Systems*, Man and Cybernetics, Oct. 2009.

[210]. J. C. Shen, "Fuzzy Neural Networks for Tuning PID Controller for Plants with Underdamped Responses", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 9, No. 2, pp. 333–342, April 2001.

[211]. S. J. Ho, L. S. Shu, S. J. Ho "Optimizing Fuzzy Neural Networks for Tuning PID Controllers using an orthogonal simulated annealing algorithm (OSA)," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 14, No. 3, pp. 421–434, 2006.

[212]. S. Panda, N. P. Padby, "Comparison of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm for FACTS-based Controllers Design," *Applied Soft Computing*, Vol. 8, No. 4, pp.1418–1427, 2008.

[213]. Z. Bingùl, O. Karaban, "Fractional PID Controllers Tuned by Evolutionary Algorithms for Robot Trajectory Control", *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, Vol. 20, pp. 1123–1136, 2012.

[214]. S. Samanta. S. Chakraborty, "Parametric optimization of some non-traditional machining processes using Artificial Bee Colony Algorithm," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 24, pp. 946–957, 2011.

[215]. A. Bagis, H. Senberber, ''ABC Algorithm Based PID Controller Design for Higher Order Oscillatory Systems,'' Elektronika IR Elektrotechnika, Vol. 23, No. 6, pp. 3–9, 2017.

[216]. P. Wang, D. Kwok, "Optimal design of PID process controllers based on Genetic Algorithm," *Control Eng. Practice*, Vol.2, No.4, pp.641–648m, 1994.

[217]. Cvetkoski, L. Petrovska, M. Cundev, "Mathematical Model of Permanent Magnet Axial Fed Synchronous Motor for a Genetic Algorithm Optimization," *ICEM' 98, Istanbul*, pp.1172–1117, 1998.

[218]. V. M. Hernandez-Guzman, V. Santibanez, R. Silva-Ortigoza, "A new Tuning Procedure for PID Control of Rigid Robots," *In Advanced Robotics*, Vol. 22, No. 9, pp. 1007–1023, 2008.

[219]. G. S. Hornby, S. Takamura, J. Yokono, O. Hanagata, T. Yamamoto, M. Fujita," Evolving Robust Gaits with Aibo," *In IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3040–3045, 2000.

[220]. J. A. Ramirez, I. Cervantes, R. Bautista, "Robust PID control for robots manipulators with elastic joints," *Proceedings of IEEE International Conference on Control Applicatio*ns, pp. 542–547, September 5–7, Mexico, 2001.

[221]. M. R. Soltanpour, J. Khalilpour, M. Soltani, "Robust Nonlinear control of robot manipulator with uncertainties in Kinematics, Dynamics and actuator model," *ICIC International 2012*, Vol. 8, No. 8, pp. 5487–5498, USA, August 2012.

[222]. Wei-Der Chang, "Non Linear System Identification and control using real coded Genetic Algorithm," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 18, pp. 485–494, 2005.

[223]. K. H. Ang, G. Chong, Y. Li, "PID control system analysis, design, and technology," IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 13, No. 4, pp. 559–576, July 2005.

[224]. K. J. AstrÖm, T. Häglund, "PID controllers: Theory, Design, and tuning," Instrument Society of America, 1995.

[225]. Antonio Visioli, " *Practical PID control: Advances in Industrial Control*," Springer, 2006.

[226]. M. Nordin, P. O. Gutman, "Controlling mechanical systems with backlash-a survey," Automatica, Vol. 38, pp. 1633–1649, 2002.

[227]. W. W. Tan, F. Lu, A. P. Loh, K. C. Tan, " Modelling and control of a pilot pH plant using Genetic Algorithm," *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 31, pp. 541–550, 2007.

[228]. C. Courties, "Sur la commande Robuste et L.P.V. de systèmes à paramètres lentement variables," Thèse de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, No. 533, Toulouse, 1999.

[229]. P. Wang, D. Kwok, " Optimal design of PID process controllers based on Genetic Algorithm," *Control Eng. Practice*, Vol. 2, No. 4, pp. 641–648m, 1994.

[230]. N. Jakobi, P. Husbands, I. Harvey, "Noise and the reality gap: the use of simulation in evolutionary robotics," In F. Moran, A. Moreno, J. Merelo, P. Chancon, Editors, "Advances in Artificial Life," *Proceedings of the Third European Conference on Artificial Life*, Springer Verlag, Berlin, 2005.

[231]. D. Lawrence (ed.), "*Handbook of Genetic Algorithms*," Van Nostrand Reinhold, Chap.2, pp. 103–372, New York, 1991.

[232]. Z. Michalewicz, J. B. Krawczyk, M. Kazemi, C. Z. Kanikow, "Genetic Algorithm and Optimal Control Problems," Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control Systems, Vol. 3, pp. 1664–1666, 1990.

[233]. C. Karr, "Genetic Algorithms for Fuzzy Controllers," AI Expert, Vol. 6, No. 2, pp. 26–33, Feb. 1991.

[234]. C. Karr, "Applying Genetics to fuzzy logic," AI Expert, Vol. 6, pp. 38–43, March 1991.
[235]. H. D. Chiang, J. S. Thorp, J. C. Wang, J. Lu, B. Aubert, "Optimal Controller Placements in Large-Scale Linear Systems," IEEE Proceedings, Part D: Control Theory and Applications, Vol. 139, No. 1, pp. 79–87, January 1992.
[236]. M. Gevers, "Towards a joint design of identification and control," In: H. L. Trentelman, J. C. Wellems (Eds.), *Essays on Control: Perspectives in the Theory and its Applications*, Birkhäuser, Boston, pp. 111–151, USA, 1993.
[237]. B. M. J Van Den Hoff, R. R. Schrama, "An Indirect method for Transfer–Function estimation from closed loop data," Vol. 29, pp. 1523–1527, 1995.
[238]. D. R. Chouiter, "Conception et réalisation d'une commande robuste de machine asynchrone," Thèse de Doctorat de Ecole Centrale de Lyon, 1997.
[239]. C. Finster, "University Santa Maria Heliostat (El heliostato de la Universidad Santa Maria),*"* Scientia, Vol. 119, pp. 5–20, 1962.
[240]. AS. Saavedra, "Design of a sun tracking mechanism for automatic measurement of direct solar radiation (Diseno de un servomecanismo seguidor solar para un instrumento registrador de la irradiacio´n solar directa)*"*, Memoria, Technical University Federico Santa Maria, Valparaiso, Chile, 1963.
[241]. S. Abdallah, S. Nijmeh, "Two axes sun tracking system with PLC control", *Energy Conversion and Management*, Vol. 45**,** No. (11-12), pp. 1931–1939, 2004.
[242]. P. Roth, A. Georgiev, H. Boudinov, "Cheap two-axis sun following device", *Energy conversion and Management*, Vol. 46**,** No. (7-8), pp.1179–1192, 2005.
[243]. A. Yazidi, F. Betin, G. Notton, G. A. Capolino, "Low cost two-axis solar tracker with high precision positioning*", Proceedings of the International Symposiumon Environment, Identities & Mediterranean Area ISEIM'2006,* Corte-Ajaccio, France, pp. 211–216, July 2006.
[244]. S. Rustemli, F. Dincadam, M. Demirtas, "Performance comparison of the sun tracking system and fixed system in the application of heating and lighting*", Arabian J Sci Eng*, Vol. **35, No.** 2B, pp.171–183, 2010.
[245]. R. Eke, A. Senturk, "Performance comparison of a double-axis sun tracking versus fixed PV system*", Solar Energy*, Vol. 86**,** No. 9, pp. 2665–2672, 2012.
[246]. G. C. Lazaroiu, M. Longo, M. Roscia, M. Pagano, "Comparative analysis of fixed and sun tracking low power PV systems considering energy consumption*", Energy Conversion and Management*, Vol. 92, pp.143–148, 2015.
[247]. Tian-Pau Chang, "Output energy of a photovoltaic module mounted on a single axis tracking system*", Applied Energy*, Vol. 86**,** No**.** 10, pp. 2071–2078, 2009.
[248]. I. Sefa, M. Demirtas, I. Çolak, "Application of one-axis sun tracking system*", Energy Conversion and Management*, Vol. 50, No. 11, pp. 2709–2718, 2009.
[249]. A. Ponniran, A. Hashim, A. Joret, "A Design of Low Power Single Axis Solar Tracking System Regardless of Motor Speed", *Internal Journal of Intergrated Engineering,* Vol. 3, No. 2, pp. 5–9, 2011.
[250]. B. J. Huang, WL. Ding, YC. Huang, "Long-term field test of solar power generation using one axis 3-position sun tracker*", Solar Energy*, Vol. 85, No. 9, pp. 1935–1944, 2011.
[251]. S. Seme, G. Stemberger, J. Vorsic, "Maximum efficiency trajectories of a two axis sun tracking system determined considering system consumption*", IEEE Trans Power Electron*, Vol. 26, No. 4, pp.1280–1290, 2011.
[252]. M. Koussa, A. Cheknane, S. Hadji, M. Haddadi, S. Noureddine, "Measured and modelled improvement in solar energy yield from flat plate photovoltaic systems utilizing different tracking systems and under a range of environmental conditions,*" Applied Energy*, Vol. 88, No. 5, pp.1756–1771, 2011.
[253]. C. Saravanan, Dr. M. A. Panneerselvam, I. William Christopher, "A Novel Low Cost Automatic Solar Tracking System," *International Journal of Computer Applications*, Vol. 31, No. 9, pp. 0975–8887, October 2011.
[254]. H. Mousazadeh, A. Keyhani, A. Javadi, H. Mobli, K. Abrinia, A. Sharifi, "A review of principle and sun-tracking methods for maximizing solar systems output," *Review Sustain Energy Ren*, Vol. 13, No**.** 8, pp. 1800–1818, 2009.
[255]. S. Yilmaz, H. R. Ozcalik, 0. Dogmus, F. Dincer, O. Akgol, M. Karaaslan, "Design of two axes sun tracking controller with analytically solar radiation calculation," *Renewable and Sustainable Energy Review*, Vol. **43**, pp. 997–1005, 2015.
[256]. Y. Yao, Y. Hu, S. Gao, G. Yang, J. Du, "A multipurpose dual-axis solar tracker with two tracking strategies," *Renewable Energy*, Vol. 72, pp. 88–98, 2014.
[257]. A. Mansouri, F. Krim , Z. Khouni, (in press) "Design of prototype dual axis tracker solar panel controlled by geared dc servo motors," *Transactions on Electrical Engineering, Scientia Iranica*, Available Online from 07 January 2018, DOI: 10.24200/sci.2018.20045.
[258]. Y. Nakano, "Ultra-High Efficiency Photovoltaic Cells for Large Scale Solar Power Generation", *Ambio*, Vol. 41, No. 2, pp. 125–131, 2012.

[259]. A. Ghaedi , A. Abbaspour, M. Fotuhi-Friuzabad, M. Parvania, "Incorporating Large Photovoltaic Farms in Power Generation System Adequacy Assessment," *Transactions on Electrical Engineering, Scientia Iranica*, Vol. 21, No. 3, pp. 924–934, 2014.

[260]. FZ Zerhouni, MH. Zerhouni , M. Zegrar, "Modelling Polycristallin Photovoltaic Cells Using Design of Experiments," *Transactions on Electrical Engineering, Scientia Iranica*, Vol. 21, No. 6, pp. 2273–2279, 2014.

[261]. A. Dattaa , G. Bhattacharyab , D. Mukherjeec, H. Sahad, "An efficient technique for controlling power flow in a single stage grid-connected photovoltaic system," *Transactions on Electrical Engineering, Scientia Iranica*, Vol. 21, No. 3, pp.885–897, 2014.

[262]. M. R. Yaiche., A. Bouhanik, S. M. A. Bekkouche, A. Malek, T. Benouaz, "Revised solar maps of Algeria based on sunshine duration," *Energy Conversion and Management*, Vol. 82, pp.114–123, 2014.

[263]. A. B. Stambouli, "Promotion of renewable energies in Algeria: Strategies and perspectives," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 15, No. 2, pp.1169–1181, 2011.

[264]. M. Adouane, M. Haddadi, K. Touafek, S. Aitcheikh "Monitoring and smart management for hybrid plants (photovoltaic-generator) in Ghardaia," *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, Vol. 6, No. 2, 2014.

[265]. R.Yacef, A. Mellit, S. Belaid, Z. Sen, "New combined models for estimating daily global solar radiation from measured air temperature in semi-arid climates: application in Ghardaia, Algeria," *Energy Conversion and Management*, Vol. 79, pp.606-615, 2014.

[266]. O. Behar, A. Khellaf, K. Mohammedi, "Comparison of solar radiation models and their validation under Algerian climate – The case of direct irradiance," *Energy Conversion and Management,* Vol. 98, pp.236–251, 2015.

[267]. H. Bentaher, H. Kaich, N. Ayadi, M. Ben Hmouda, A. Maalej, U. Lemmer, "A simple tracking system to monitor solar PV panels", *Energy Conversion and Management,* Vol. 78, pp.872– 875, 2014.

PRODUCTION SCIENTIFIQUE de l'AUTEUR

- ***Communications Nationales***

- Article B 1.19 ; ICIEM-10 (Université El Hadj Lakhdar Batna) : «*Algorithmes Evolutionnaires pour l'Identification des Systèmes Dynamiques Non Linéaires: Application de l'Algorithme Génétique à l'Identification des Paramètres du Modèle d'une Phase de la Machine Asynchrone*».
- Article MOO21; CIAM'11 (USTO-ORAN le 22-24 Novembre 2011): « *GA Based Parameters Identification of DC MOTOR ARMAX Model*».
- International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications SIVA"11 (Université de Guelma, Algérie) :
  « *Speech signal Compression using Discrete Wavelets Transforms* »
- Participation à la première journée d'étude des doctorants JDoc'11 (le 24 Mai 2011) avec une communication orale ayant pour titre : « *GA Based Parameters Identification of Induction Machine ARMAX Model* ».
  Au Département d'Electronique de la Faculté de Technologie, UFASETIF.

- ***Communications Internationales***

- Manuscrit 1569422533: «*Genetic Algorithm Based Parameters Identification of Induction Machine ARMAX Model*», PEOCO2011, 5ième Conférence Internationale (Universiti Technologi Mara–Malaysia), *in Proc. IEEE*, pp. 182–189, June 2011.
- Article 1.1 « *Extensive Recursive Least Squares and Genetic Algorithms Based Parameters Identification of DC Motor ARMAX Model*»,
  Accepté le 22 octobre 2012 par Comité Scientifique International et inclus dans le programme de la Conférence de l'Electricité Appliquée et Théorique ICATE 2012 en sessions ordinaires « Circuits and Systems » du 25 octobre 2012, University of Craiova, Romania, October 25-27, 2012.
- Manuscrit 14TR090330 «*Genetic Algorithms for Parameter Identification of DC Motor ARMAX Model and Optimal Control*»,
  12th International Conference on Electrical Machines and Power Electronics, ICEMPE 2014, WASET, International Scientific Research and Experimental Development, vol.8, no.9, pp.1855–1862, Istanbul, Turkey, Sept. 2014.
- Article RF93321572014 « *Real Coded Genetic Algorithm for 0ptimal PID Identification for high performance SCARA Robot Control* »,
  1st International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb, CISTEM 2014, System Control and Automatic, Tunis, Nov. 2014.
- Paper 68 « *Design of prototype dual axis solar panel controlled by geared dc servomotors* », III. International European Conference on Renewable Energy Systems ECRES', Antalya, Turkey, 7-10 October 2015.
- Paper 76 « *Implementation of PV emulator supplied active power filter*», III. International European Conference on Renewable Energy Systems ECRES', Antalya, Turkey, 7-10 October 2015.

- ***Articles acceptés pour communication internationale***

- Manuscrit 0144 « *Genetic Algorithm Based Parameters Identification of Induction Machine ARMAX Model* » Accepté par le Comité International de Lecture de la 14th European Conference on Power Electronics and Applications, EPE 2011, Birmingham, United Kingdom, August 2011.
- Manuscrit 0604 « *Extensive Recursive Least Squares and Genetic Algorithms Based Parameters Identification of DC Motor ARMAX Model* ».
  Accepté par le Comité International de Lecture de la 15th European Conference on Power Electronics and Applications, EPE 2013, Lille, France, September 2013.
- Manuscrit GD-000094 « *Genetic Algorithms for Parameter Identification of DC Motor ARMAX Model and Optimal Control* »,
  Accepté par le Comité de Lecture International de : International Conférence on Electrical Machines ICEM'2014, Berlin, Germany.
- Manuscrit GD-0302 « *Genetic Algorithms for Parameter Identification of DC Motor ARMAX Model and Optimal Control* »,
  Accepté par le Comité de Lecture de : 16ième European Conference on Power Electronics and Applications EPE 2014 ECCE Europe, Lappeenranta, Finland, August 2014.
- Article E111« *Implementation and design of Fuzzy controller for high performance DC-DC boost converters* »,
  Accepté par le Comité International de Lecture du 2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering, ICEEE 2015, Ankara Turkey, April 2015.
- Article E111« *Implementation and design of Fuzzy controller for high performance DC-DC boost converters* »,
  Accepté par le Comité International de Lecture de INTERNATIONAL CITATION INDEXED, MULTIDISCIPLINARY ACADEMIC CONFERENCE OF TURKEY– **TUVGKAK,** Ankara, Turkey, April 2015.
- Article [21_1027] «*Implementation and design of Fuzzy controller for high performance DC-DC boost converters*»,
  Accepté par le Comité International de Lecture du 9th International Conférence on Power Electronics-ECCE ICPE 2015, 63 Convention Center, Seoul, Asia, June 2015.
- Article ID: 309 «*Design of prototype dual axis solar panel controlled by geared dc servomotors*»,
  Accepté par le Comité de Lecture International Conférence IREC', Sousse, Tunisia, March 2015.
- **Article 3463[E2017]** «*Implementation and design of Fuzzy controller for high performance buck-boost and flyback converters*»,
  Accepté par le Comité de Lecture International Conférence ELECTRONICS 2017, Kaunas University of Technology LITHUANIA, March 2017.

- **paper ID [E14]** «*Implementation and design of Fuzzy controller for high performance buck-boost and flyback converters*»,
  Accepté par le Comité de Lecture International Conférence 5th International Conference on Electrical and Electronics Engineering ICEEE2018, Istanbul,Turkey, Janvier, 2018.

- Article ID : 82 « *Implementation and design of Fuzzy controller for high performance buck-boost and flyback converters* »,

- Article ID : 224 « *Simulation of fuzzy logic MPPT through sliding mode current control* », Acceptés le 09 octobre 2016 par le Comité Scientifique International de la 2nd Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb, CISTEM 2016, System Control and Automatic, Marrakech, Maroc Oct. 2016.

- ***Articles acceptés pour publication internationale***

- Article de recherche N° 738938 accepté pour publication par le comité Scientifique de Lecture International du Journal Hindawi (Modelling and Simulation in Engineering Journal MSE, SCOPUS-Indexed) en 2012 :
  « *Extensive Recursive Least Squares and Genetic Algorithms for Parameter Identification of Induction Machine ARMAX Model* »
- Article de recherche accepté pour publication par le comité Scientifique de Lecture International du Journal of Electrical Engineering (JEE) en 2014 :
  « *Real Coded Genetic Algorithm for Optimal PID Identification for high performance SCARA Robot Control* »
- Article de recherche N° 151801-7676, accepté pour publication par le comité Scientifique de Lecture International du Journal IJET/IJENS (International Journal of Engineering and Technology), vol.15, no.1, février 2015,

  « *Genetic Algorithm and Adaptive Extended RLS for Parameter Identification of Induction Machine ARMAX Model and Optimal Control* »
- Puis, accepté par le comité Scientifique de Lecture International du **Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering** IJMME (SCOPUS-Indexed), vol.15, Issue 02, 2015:

  « *Genetic Algorithm and Adaptive Extended RLS for Parameter Identification of Induction Machine ARMAX Model and Optimal Control* **»**

- Paper 68 à la revue scientifique Internationale Scientia Iranica (indexée ISI Thomson IF:) en 2015: « *Design of prototype dual axis solar panel controlled by geared dc servomotors* »
  Accepté pour publication le 27-09-2016 par le comité Scientifique de Lecture International du **Journal SCI, sous le numéro de référence : Ref. No. P032_ECRES.**

- ***Soumission d'un article de recherche aux revues scientifiques internationales***

- Papier soumis à la Revue Roumaine des Sciences Techniques, série ÉLECTROTECHNIQUE et ÉNERGÉTIQUE RRST-EE (indexée ISI Thomson) en Novembre 2017 :
  « *Box-Jenkins Modeling and Robust Identification of an IM IRFOC Optimal Control* »

- ***Articles in press***

- Mansouri, F. Krim , Z. Khouni, (in press) "Design of prototype dual axis tracker solar panel controlled by geared dc servo motors," *Transactions on Electrical Engineering, Scientia Iranica*, Available Online from 07 January 2018, DOI: 10.24200/sci.2018.20045.

- **BILANS POSITIFS des DEUX PROJETS DE RECHERCHE de la STUCTURE :**

  Laboratoire d'Electronique de Puissance et Commande Industrielle LEPCI (2008-2016)

Nature : Commission Nationale d'Evaluation des Projets de Recherche Universitaire CNEPRU

1. **MEMBRE DE L'EQUIPE DE RECHERCHE DIRIGEE PAR LE CHEF DU PROJET**: **PROF** KHENFER **NABIL**

Membres : F. Krim (Prof.) ; A. Mansouri (MACC) : A. Bouafia (MA) ; B. Ouamer (PG)

Intitulé du projet (2008–2012):

« IDENTIFICATION DES SYSTEMES DYNAMIQUES NON LINEAIRES PAR DES TECHNIQUES EVOLUTIONNISTES:
APPLICATION A LA COMMANDE DES SYSTEMES DE PUISSANCE »

CODE DU PROJET: J0201220070059

METHODOLOGIE ET PLANNING D'EXECUTION DU PROJET:

Année 1

- Recherche bibliographique concernant les concepts fondamentaux des AE, la PG et la PGMO
- Elaboration de programmes à l'aide de l'outil Matlab/Simulink

Année 2

- Application à un problème industriel concernant l'optimisation des puissances active et réactive des convertisseurs de puissance en vue de l'amélioration de la qualité de l'énergie.
- Simulation
- Etude comparative aux méthodes conventionnelles

Année 3

- Application à la commande des machines électriques.
- Développement d'outils spécifiques par l'implémentation de routines de PG par Matlab Simulink.
- Application de la PGMO à un problème industriel pratique concernant la commande des systèmes de puissance multi-machines multi convertisseurs.

2. **MEMBRE DE L'EQUIPE DE RECHERCHE DIRIGEE PAR LE CHEF DU PROJET**: **PROF KHENFER NABIL**

Membres : F. Krim (Prof.) ; A. Mansouri (MACA) : A. Bouafia (MCCB) ; F. Maadour (PG)

Intitulé du projet (20013–2015):

« TECHNIQUES AVANCEES POUR L'OPTIMISATION DES REGULATEURS POUR LA COMMANDE ROBUSTE DES MACHINES ELECTRIQUES »

CODE DU PROJET: J0201220120024

METHODOLOGIE ET PLANNING D'EXECUTION DU PROJET:

Année 1

- Recherche bibliographique dans le domaine de la commande des servomécanismes à vitesse variable, des approches de commande conventionnelles et des techniques avancées de synthèse par régulateurs dynamiques et des problèmes d'implantation.
- Définition des différents types d'actionneurs, leurs modélisations, leurs structures d'alimentation et les spécifications du cahier des charges imposées des processus à réguler en vitesse tels que les moteurs asynchrones, les moteurs synchrones à aimants permanents, les moteurs DC en charge.

Année 2

- Application des algorithmes évolutionnaires pour l'identification des paramètres du modèle ARMAX des machines étudiées ainsi que lors de l'optimisation des régulateurs. Evaluer le temps de calcul requis par le régulateur optimisé par les AG et le comparer à celui de son équivalent classique.
- Simulation et expérimentation.
- Etude comparative aux méthodes conventionnelles.

Année 3

- Présentation de deux approches de synthèse optimisées d'un régulateur de type PI pour la commande de vitesse du système MAS chargé à savoir : une approche fréquentielle itérative et une approche basée sur les Algorithmes Génétiques (AG). Les incertitudes paramétriques sont prises en compte pour la synthèse de chaque régulateur.
- Développement d'outils spécifiques par l'implémentation de routines de PG par Matlab Simulink. Des simulations et des expérimentations pour valider les performances de chaque méthode.

Application de la PGMO à un problème industriel pratique concernant la commande des systèmes de puissance multi-machines mul

ANNEXE A1

LES TRANSFORMATIONS

Transformation de CLARKE

L'idée de la transformation de Clarke repose sur le fait qu'un vecteur tournant $\vec{X}$, dans un repère (*a, b, c*), créé par un système triphasé peut être représenté dans un système biphasé orthonormé (α, β) fixe formé de deux bobines disposées à $\pi/2$ dans l'espace, alimentées par des courants à $\pi/2$ dans le temps, à condition que ce même vecteur tournant soit conservé en amplitude. D'où la figure des deux repères où le vecteur $\vec{X}$ dans (*a, b, c*) est noté $\vec{X}_{abc}$ et $\vec{X}_{\alpha\beta}$ dans (α, β).

Sans perte de généralité, et pour la raison de simplicité des calculs, on choisit le vecteur $\vec{X}$ colinéaire avec les axes $\vec{a}$ et $\vec{\alpha}$ comme représenté sur la figure A.1.1. Donc l'angle $\theta = 0°$.

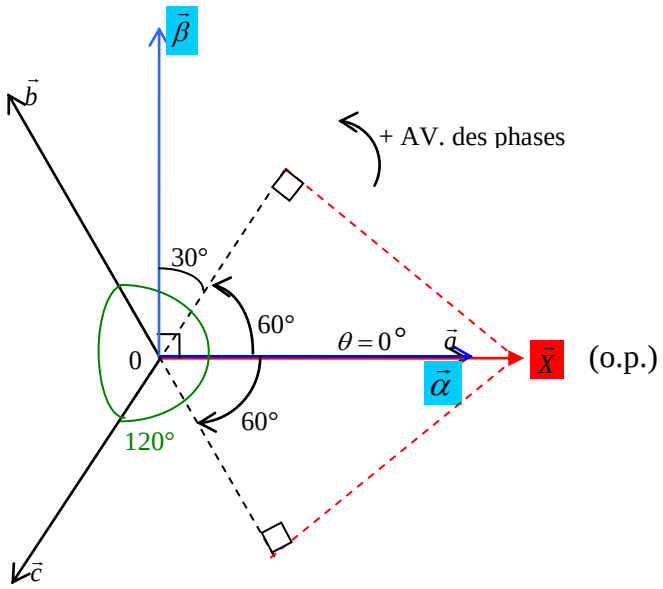


Figure A.1.1 : Passage du repère triphasé au repère biphasé.

a) Détermination des composantes x_a, x_b, x_c de $\vec{X}$ dans (a, b, c)

On projette le vecteur $\vec{X}$ sur les 3 axes comme représenté sur la figure A.1.1. On obtient :

$$\vec{X} = \left\|\vec{X}_{abc}\right\|.(\vec{a} - \cos 60°.\vec{b} - \cos(-60°).\vec{c}) = \left\|\vec{X}_{abc}\right\|.(1.\vec{a} - \frac{1}{2}.\vec{b} - \frac{1}{2}.\vec{c}) \qquad \text{(A1.1a)}$$

b) *Expression des vecteurs* $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$ *dans le nouveau repère* (α , β)

On obtient par changement de base de la figure A.1.2, les 3 vecteurs dans (α, β) :

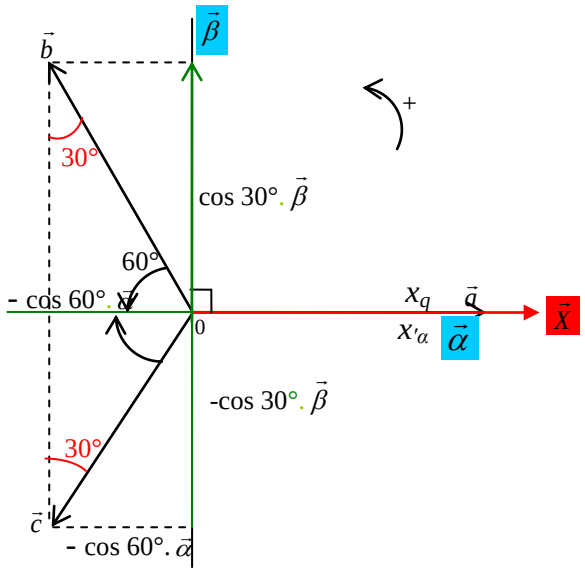


Figure A.1.2 : Projection de $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$ dans le repère (α , β).

$$\begin{cases} \vec{a} = \vec{\alpha} \\ \vec{b} = -\frac{1}{2}\vec{\alpha} + \frac{\sqrt{3}}{2}\vec{\beta} \\ \vec{c} = -\frac{1}{2}\vec{\alpha} - \frac{\sqrt{3}}{2}\vec{\beta} \end{cases} \quad \text{Ecrite sous forme matricielle :} \quad \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} \qquad \text{(A1.1b)}$$

c) *Composante* x_α' *de* $\vec{X}$ *sur l'axe* $\vec{\alpha}$ *en* $f(x_a, x_b, x_c)$

En remplaçant $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$ de (A1.1b) par leurs valeurs dans (A1.1a) on a :

$$\vec{X} = \frac{3}{2}\left\|\vec{X}_{abc}\right\|.\vec{\alpha} = x'_\alpha.\vec{\alpha} \qquad \text{Alors} \qquad x'_\alpha = \frac{3}{2}\left\|\vec{X}_{abc}\right\|$$

d) *Détermination du cœffiçient c vérifiant* $\vec{X}_{\alpha\beta} = c.\vec{X}'_{\alpha\beta}$ *pour obtenir* $\left\|\vec{X}_{\alpha\beta}\right\| = \left\|\vec{X}_{abc}\right\|$

Sachant que la norme de $\vec{X}'_{\alpha\beta}$ s'écrit :

$$\left\|\vec{X}'_{\alpha\beta}\right\| = \sqrt{\vec{X}'_{\alpha\beta}.\vec{X}'_{\alpha\beta}} = \sqrt{\begin{bmatrix} x'_\alpha \\ 0 \end{bmatrix}^T . \begin{bmatrix} x'_\alpha \\ 0 \end{bmatrix}} = x'_\alpha = \frac{3}{2}\left\|\vec{X}_{abc}\right\| \qquad \text{(A1.2)}$$

D'autre part, on désire que $\vec{X}_{\alpha\beta} = c.\vec{X}'_{\alpha\beta}$ Alors : $\left\|\vec{X}_{\alpha\beta}\right\| = c\left\|\vec{X}'_{\alpha\beta}\right\| = c.\frac{3}{2}\left\|\vec{X}_{abc}\right\|$

Pour cela, il faut que: $c = \frac{2}{3}$ pour obtenir : $\left\|\vec{X}_{abc}\right\| = \left\|\vec{X}'_{\alpha\beta}\right\|$

Remarque :

Le vecteur manipulé dans le nouveau repère n'est plus le même qu'à l'origine. Il est raccourci d'un rapport $c = \frac{2}{3}$ (homothétie).

Dans le cas où $\theta \neq 0°$, on a le même raisonnement et le même résultat. $\left\| \vec{X}'_{\alpha\beta} \right\|$ tiendrait alors compte des composantes x_α', x_β' du vecteur $\vec{X}$ dans (α, β) et les calculs seraient plus compliqués et laborieux. En prenant $c = \frac{2}{3}$, on veut que $\left\| \vec{X}_{abc} \right\|$ soit la même dans les deux repères.

Matrice de Clarke [T_{Clarke}] de passage (*a, b, c*) vers (*α, β*)

La valeur de c est conservée. L'axe $\vec{\alpha}$ est confondu avec celui de $\vec{a}$. Projetons $\vec{X}_{abc}$ de composantes $[x_a \quad x_b \quad x_c]^T$ dans (α, β) (voir figure A.1.2). On obtient ainsi les 2 composantes :

$$\begin{cases} x'_\alpha . \vec{\alpha} = x_a . \vec{a} - x_b . \cos 60° . \vec{b} - x_c . \cos 60° . \vec{c} = x_a . \vec{a} - \frac{1}{2} x_b . \vec{b} - \frac{1}{2} x_c . \vec{c} & \text{(A1.3a)} \\ x'_\beta . \vec{\beta} = 0 . \vec{a} - x_b . \cos 30° . \vec{b} - x_c . \cos 30° . \vec{c} = 0 . \vec{a} - \frac{\sqrt{3}}{2} x_b . \vec{b} - \frac{\sqrt{3}}{2} x_c . \vec{c} & \text{(A1.3b)} \end{cases}$$

L'écriture sous forme matricielle :

$$\vec{X}'_{\alpha\beta} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \vec{X}_{abc} \qquad \text{(A1.4)}$$

Enfin on conserve c, alors : $\vec{X}_{\alpha\beta} = c . \vec{X}'_{\alpha\beta}$

On obtient :

$$\vec{X}_{\alpha\beta} = c \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \vec{X}_{abc} \qquad \text{(A1.5)}$$

La matrice de transformation de Clarke pour la conservation de l'amplitude du vecteur $\vec{X}$ est la suivante :

$$[T_{Clarke}] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.6)}$$

Matrice [T_{Clarke}] inverse de passage (*α, β*) vers (*a, b, c*)

Pour réaliser la matrice [T] inverse de Clarke, il est nécessaire d'ajouter une troisième équation, parcequ'on ne peut pas calculer 3 composantes x_a, x_b, x_c à partir de 2 seulement x_α, x_β. On introduit une 3^e coordonnée x_0 fictive homopolaire (3 composantes confondues) pour obtenir une matrice carrée inversible.

$$x_0 = \frac{2}{3} K_0 (x_a + x_b + x_c) \qquad \text{(A1.7a)}$$

K_0 : Constante arbitraire. D'où la composante évidente proposée par Clarke :

$$x_0 = \frac{1}{3}(x_a + x_b + x_c) \qquad \text{(A1.7b)}$$

Elle est donc obtenue pour : $K_0 = 1/2$

Finalement la matrice de Clarke qui conserve l'amplitude dans les deux repères (*a, b, c*) et (α, β) est la suivante :

$$[T_{Clarke}] = \frac{2}{3}\begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.8)}$$

Principe de conservation de la puissance

a) Puissance instantanée P_{abc}

Par définition : $$P_{abc} = \vec{V}_{abc}.\vec{I}_{abc} = v_a.i_a + v_b.i_b + v_c.i_c = \begin{bmatrix} v_a & v_b & v_c \end{bmatrix}\begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.9a)}$$

b) Puissance instantanée $P_{\alpha\beta}$

Elle s'écrit : $$P_{0\alpha\beta} = \vec{V}_{0\alpha\beta}.\vec{I}_{0\alpha\beta} = v_\alpha.i_\alpha + v_\beta.i_\beta = \begin{bmatrix} v_\alpha & v\beta & v0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i\beta \\ i_0 \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.9b)}$$

En appliquant la matrice de Clarke, respectivement sur le vecteur tension $\vec{V}_{abc}$ et sur le vecteur courant $\vec{I}_{abc}$ pour passer au repère (α, β) on a :

$$P_{0\alpha\beta} = \begin{bmatrix} v_a & v_b & v_c \end{bmatrix}[T_{Clarke}]^T [T_{Clarke}]\begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.10)}$$

Comme $$[T_{Clarke}]^T [T_{Clarke}] = \left(\frac{2}{3}\right)^2 \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} = \left(\frac{2}{3}\right)^2 \frac{1}{4}\begin{pmatrix} 5 & -1 & -1 \\ -1 & 5 & -1 \\ -1 & -1 & 5 \end{pmatrix} \qquad \text{(A1.11)}$$

En remplaçant $[T_{Clarke}]^T [T_{Clarke}]$de (A1.11) dans (A1.10), on obtient : $P_{0\alpha\beta} = \frac{1}{3} P_{abc}$

D'où $P_{0\alpha\beta} \neq P_{abc}$

Malgré que la matrice de Clarke conserve l'amplitude, la puissance ne l'est pas après transformation. Pour cela, pour que : $P_{0\alpha\beta} = P_{abc}$

Il faut que : $[T_{Clarke}]^T [T_{Clarke}] = [I]$

$[I]$ **:** Matrice identité.

Ce qui implique que : $[T_{Clarke}]^{-1} [T_{Clarke}] = [I]$

La matrice $[T_{Clarke}]$ doit être orthonormée. Dans ce cas les 3 facteurs de normalisation f_{i3} doivent

être l'unité. En effet :

$$f_{13}=\frac{c}{\frac{2}{3}\sqrt{1^2+\left(-\frac{1}{2}\right)^2+\left(-\frac{1}{2}\right)^2}}=1;\quad f_{23}=\frac{c}{\frac{2}{3}\sqrt{0^2+\left(\frac{\sqrt{3}}{2}\right)^2+\left(-\frac{\sqrt{3}}{2}\right)^2}}=1;\quad f_{33}=\frac{c}{\frac{2}{3}\sqrt{\left(\frac{1}{2}\right)^2+\left(\frac{1}{2}\right)^2+\left(\frac{1}{2}\right)^2}}=1 \quad \text{(A1.12)}$$

Les facteurs de normalisation f_{13} et f_{23} sont vérifiés pour $c=\sqrt{\frac{2}{3}}$ mais celui de f_{33} l'est pour $c=\sqrt{\frac{1}{3}}$.

Pour unifier la constante *c* pour les 3 lignes de la matrice de Clarke $[T_{Clarke}]$, il faut que la troisième ligne soit : $\frac{1}{\sqrt{2}},\frac{1}{\sqrt{2}},\frac{1}{\sqrt{2}}$

La matrice conservant la puissance ainsi obtenue est celle de Concordia orthonormée :

$$[C]=\sqrt{\frac{2}{3}}\begin{bmatrix}1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2}\\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2}\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}}\end{bmatrix} \quad \text{(A1.13)}$$

Transformation de CONCORDIA

Les projections des équations du modèle dans le référentiel fixe (s) lié au stator, sur les deux axes (α , β) du référentiel est dite transformation de Concordia. Cette transformation triphasée-biphasée correspondante est obtenue directement en appliquant aux équations matricielles la matrice de transformation (A1.14).

$$\overline{x}=\begin{bmatrix}x_\alpha\\ x_\beta\\ x_o\end{bmatrix}=\sqrt{\frac{2}{3}}\begin{bmatrix}1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2}\\ 0 & \sqrt{\frac{3}{2}} & -\sqrt{\frac{3}{2}}\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_a\\ x_b\\ x_c\end{bmatrix} \quad \text{(A1.14)}$$

La matrice de transformation biphasée est notée [C_{32}] tel que :

$$[C_{32}]=\sqrt{\frac{2}{3}}\begin{bmatrix}1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2}\\ 0 & \sqrt{\frac{3}{2}} & -\sqrt{\frac{3}{2}}\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}}\end{bmatrix} \quad \text{(A1.15)}$$

D'où cette matrice de Concordia $[C_{32}]$ triphasée - biphasée est *normalisée* et *orthogonale* puisqu'elle vérifie bien que le produit de deux lignes quelconques ou deux colonnes est nul. Ce qui implique que :

$$[C_{32}][C_{32}]^T=[I] \quad \text{Et ainsi} \quad [C_{32}]^T=[C_{32}]^{-1} \quad \text{(A1.16)}$$

On note que [*I*] est la matrice identité.

Transformation de PARK

Repère tournant de Park : Matrice de passage (α, β) vers (d, q)

Considérons un repère diphasé (d, q) en rotation d'un angle de Park θ_p par rapport au repère (α, β) de Concordia représenté sur la figure A.1.3. **Les projections des équations du modèle dans le référentiel tournant (T), sur les deux axes (d, q) de ce dernier est appelée transformation de Park**. Elle peut être obtenue directement en appliquant aux équations matricielles statoriques et rotoriques, la matrice de transformation de Park ou bien à partir des composantes de Concordia **(α, β)** en leurs faisant une rotation de l'angle θ_p. Ce passage est décrit comme suit :

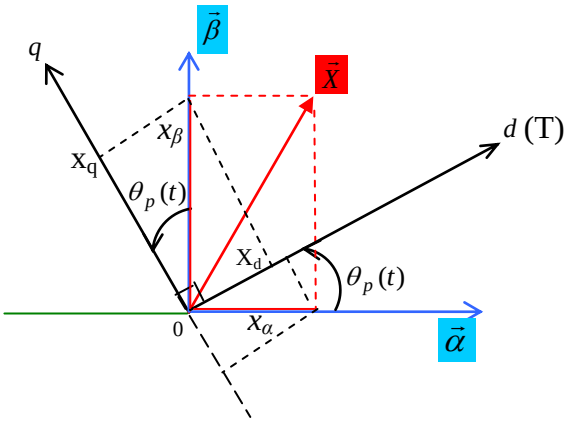


Figure A.1.3 : Repère tournant T (d, q) de Park dans celui de Concordia (α, β) fixe.

Le nombre complexe associé au vecteur [X $_{(T)}$] dans un référentiel tournant (T) s'écrit :

$$\overline{X}_T = e^{-j\theta_P}.\overline{X}_S$$

Le vecteur $\vec{X}$ est représenté par ses composantes $\begin{bmatrix} x_\alpha & x_\beta \end{bmatrix}^T$ dans (α, β). La projection de ces composantes dans (d, q) donne $\begin{bmatrix} x_d & x_q \end{bmatrix}^T$:

$$\begin{cases} x_d = x_\alpha.\cos\theta_p + x_\beta.\sin\theta_p \\ x_q = -x_\alpha.\sin\theta_p + x_\beta.\cos\theta_p \end{cases}$$ Son écriture sous forme matricielle: $$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_p & \sin\theta_p \\ -\sin\theta_p & \cos\theta_p \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix}$$

La matrice de rotation $[R(\theta_p)]$ est donc :

$$\left[R(\theta_p)\right] = \begin{pmatrix} \cos\theta_p & \sin\theta_p \\ -\sin\theta_p & \cos\theta_p \end{pmatrix} \qquad \text{(A1.17)}$$

Comme la rotation se fait dans le même plan du repère (a, b, c), la composante homopolaire x_0 reste inchangée après rotation du repère (0, d, q) dans celui de Concordia (0, α, β). On peut écrire dans ce cas que :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = \left[R(\theta_p)\right] \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \\ x_0 \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.18)}$$

La matrice de transformation pour une rotation s'écrit donc :

$$\left[R(\theta_p)\right]=\begin{pmatrix}\cos\theta_p & \sin\theta_p & 0\\ -\sin\theta_p & \cos\theta_p & 0\\ 0 & 0 & 1\end{pmatrix} \qquad \text{(A1.19)}$$

Il est clair que $[R(\theta_p)]$ est orthogonale.

Calcul de la matrice de Park $[P(\theta_p)]$ de passage (*0, α, β*) vers (*0, d, q*)

Supposons que le stator de la machine asynchrone est alimenté par un système tensions triphasées de pulsation électrique ω telles que :

$$X_a = X_M\cos(\omega t)\ \ ;\ \ X_b = X_M\cos(\omega t-2\pi/3)\ ;\ \ X_c = X_M\cos(\omega t+2\pi/3) \qquad \text{(A1.20)}$$

Pour ce système triphasé (*a, b, c*) équilibré et symétrique, la matrice de passage de ce dernier au repère biphasé avec une composante homopolaire (*0, d, q*) conservant la puissance est celle de transformation de Park $[P(\theta_p)]$ formé du produit de celle de rotation $[R(\theta_p)]$ en (A1.19) par celle de Concordia $[C_{32}]$ en (A1.15) :

$$[R(\theta_p)].[C_{32}]=[P(\theta_p)] \qquad \text{(A1.20)}$$

Le produit des deux matrices $[R(\theta_p)]$ et $[C_{32}]$ orthogonales est aussi $[P(\theta_p)]$ de Park orthogonale.

Le passage des composantes du vecteur $\vec{X}_{abc}$ à celles de $\vec{X}_{0dq}$ par la matrice de transformation de PARK suit l'équation matricielle (A1.21) :

$$[X_{dq0}]=[P(\theta_p)].[X_{abc}]$$

Ou encore

$$\begin{bmatrix}x_d\\ x_q\\ x_0\end{bmatrix}=\left[P(\theta_p)\right]\begin{bmatrix}x_a\\ x_b\\ x_c\end{bmatrix} \qquad \text{(A1.21)}$$

Le passage inverse est donné par : $[X_{abc}]=[P(\theta_p)]^{-1}.[X_{dq0}]$

Où

$[X]$: Peut être le vecteur de tension $[U]$, de courant $[I]$, ou de flux $[\Phi]$.

$[P(\theta_p)]$: La matrice de transformation directe de Park d'angle de rotation θ_p.

$[P(\theta_p)]^{-1}$: La matrice de transformation inverse de Park.

$[P(\theta_p)]$ est obtenue en utilisant les formules trigonométriques :

$$\cos(a+b)=\cos a.\cos b-\sin a.\sin b \quad \text{et} \quad \sin(a+b)=\sin a.\cos b+\sin b.\cos a$$

$[P(\theta_p)]^{-1}$ est simplement la matrice transposée puisqu'elle est orthogonale.

On trouve les matrices de passage direct et inverse de Park comme suit :

$$\left[P(\theta_p)\right] = \sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix} \cos\theta_p & \cos\left(\theta_p - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_p + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin\theta_p & -\sin\left(\theta_p - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_p + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.22a)}$$

$$\left[P(\theta_p)\right]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix} \cos\theta_p & -\sin\theta_p & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_p - \frac{2\pi}{3}) & -\sin\left(\theta_p - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_p + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_p + \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \qquad \text{(A1.22b)}$$

ANNEXE A2

Application de la transformation de Park aux équations statoriques et rotoriques

La matrice de transformation directe de Park étant obtenus par (A1.21) et (A1.22) de l'annexe A1 :

$$\left[P(\theta_p)\right]=\sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix}\cos\theta_p & \cos\left(\theta_p-\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_p+\frac{2\pi}{3}\right)\\ -\sin\theta_p & -\sin\left(\theta_p-\frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_p+\frac{2\pi}{3}\right)\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}}\end{bmatrix} \tag{A2.1}$$

Et son inverse :

$$\left[P(\theta_p)\right]^{-1}=\left[P(\theta_p)\right]^{T}=\sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix}\cos\theta_p & -\sin\theta_p & \frac{1}{\sqrt{2}}\\ \cos(\theta_p-\frac{2\pi}{3}) & -\sin\left(\theta_p-\frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}}\\ \cos(\theta_p+\frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_p+\frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}}\end{bmatrix} \tag{A2.2}$$

Ces matrices peuvent être appliquées aux grandeurs telles que les tensions, les courants et les flux statoriques et rotoriques.

$$[X]_{dqo}=\left[P(\theta_p)\right]\,[X]_{abc} \tag{A2.3a}$$

$$[X]_{abc}=\left[P(\theta_p)\right]^{-1}[X]_{dq0} \tag{A2.3b}$$

$[X]$: peut être le vecteur de tension statorique $[U_s]$ ou rotorique $[U_r]$, de courant $[I_s]$ ou $[I_r]$, ou de flux $[\Phi_s]$ou $[\Phi_r]$.

Application aux équations des tensions

On veut exprimer les équations électriques de la MAS dans le système diphasé en appliquant la transformation de Park (A2.1) et (A2.2) d'angle θ_s aux grandeurs statoriques et d'angle θ_r aux grandeurs rotoriques des équations de tensions au stator et rotor (5.41a, b). On effectue un changement de variables aux grandeurs statoriques et rotoriques des deux systèmes d'équations des tensions écrites sous forme matricielle :

$$[U_s]=[R_s][I_S]+\frac{d}{dt}[\Phi_s] \tag{A2.5a}$$

$$[U_r]=[R_r][I_R]+\frac{d}{dt}[\Phi_r] \tag{A2.5b}$$

Par substitution du système d'équations (A2.5a) dans (A2.3a, b) pour le stator, on aura :

$$[P(\theta_s)]^{-1}[U_{sdq}]=[R_s]\{[P(\theta_s)]^{-1}[I_{sdq}]\}+\frac{d}{dt}\{[P(\theta_s)]^{-1}[\Phi_{sdq}]\} \tag{A2.6}$$

En multipliant les deux membres de (A2.6) par $\left[P(\theta_s)\right]$ et après simplification, on obtient :

$$[U_{sdq}] = [R_s][I_{sdq}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{sdq}] + [\Phi_{sdq}][P(\theta_s)]\frac{d}{dt}\{[P(\theta_s)]^{-1}\} \quad \text{(A2.7)}$$

L'application de l'opérateur dérivé *d/dt* à la transformée inverse de Park (A2.2) :

$$\frac{d}{dt}\{[P(\theta_s)]^{-1}\} = \sqrt{\frac{2}{3}}.\frac{d\theta_s}{dt}\begin{bmatrix} -\sin\theta_s & -\sin\theta_s & 0 \\ -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\cos\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & 0 \\ -\sin(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) & -\cos(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) & 0 \end{bmatrix} \quad \text{(A2.8)}$$

En multipliant (A2.8) par la transformée directe de Park et après calcul :

$$[P(\theta_s)]\frac{d}{dt}\{[P(\theta_s)]^{-1}\} = \sqrt{\frac{2}{3}}.\begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_s}{dt} & 0 \\ \frac{d\theta_s}{dt} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{(A2.9)}$$

L'expression (A2.7) devient alors :

$$[U_{sdq}] = [R_s][I_{sdq}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{sdq}] + \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_s}{dt} \\ \frac{d\theta_d}{dt} & 0 \end{bmatrix}[\Phi_{sdq}] \quad \text{(A2.10)}$$

qui s'écrit encore :

$$\begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_s \end{bmatrix}\begin{bmatrix} I_{sd} \\ I_{sq} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt}\begin{bmatrix} \Phi_{sd} \\ \Phi_{sq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_s \\ \omega_s & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \Phi_{sd} \\ \Phi_{sq} \end{bmatrix} \quad \text{(A2.11)}$$

De la même manière, en utilisant (A2.7) et (A2.5b) pour le rotor, on obtient l'expression suivante :

$$\begin{bmatrix} V_{rd} \\ V_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix}\begin{bmatrix} I_{rd} \\ I_{rq} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt}\begin{bmatrix} \Phi_{rd} \\ \Phi_{rq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_r \\ \omega_r & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \Phi_{rd} \\ \Phi_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{(A2.12)}$$

Application aux équations des flux

L'application de la transformation de Park (A2.1) et (A2.2) à l'équation du flux (5.68a) pour le stator :

$$[P(\theta_s)^{-1}][\Phi_{Sdq}] = [L_{SS}].[P(\theta_s)]^{-1}[I_{Sdq}] + [M_{RS}][P(\theta_r)]^{-1}.[I_{Rdq}] \quad \text{(A2.13)}$$

En multipliant les deux membres de (A2.13) par la transformation directe de Park :

$$[\Phi_{Sdq}] = [P(\theta_s)][L_{SS}].[P(\theta_s)]^{-1}[I_{Sdq}] + [P(\theta_s)][M_{RS}][P(\theta_r)]^{-1}.[I_{Rdq}] \quad \text{(A2.14)}$$

Un simple calcul donne une matrice diagonale de l'inductance cyclique :

$$[P(\theta_s)][L_{SS}].[P(\theta_s)]^{-1} = \begin{bmatrix} L_s - M_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s - M_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s - M_s \end{bmatrix} \quad \text{(A2.15)}$$

Il en est de même pour l'application des transformations de Park directe d'angle θ_s et inverse d'angle θ_r à l'inductance mutuelle $[M_{RS}]$:

$$[P(\theta_s)][L_{SS}].[P(\theta_r)]^{-1} = \frac{3}{2} M_{RS} \begin{bmatrix} \cos(\theta_s - \theta_r - \theta) & \sin(\theta_s - \theta_r - \theta) & 0 \\ -\sin(\theta_s - \theta_r - \theta) & \cos(\theta_s - \theta_r - \theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{(A2.16)}$$

Sachant que: $\theta = \theta_s - \theta_r$;

On obtient :

$$[P(\theta_s)][L_{SS}].[P(\theta_r)]^{-1} = \frac{3}{2} M_{RS} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{(A2.17)}$$

Finalement l'expression (A2.14) devient :

$$\begin{bmatrix} \Phi_{sd} \\ \Phi_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ell_s & 0 \\ 0 & \ell_s \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} I_{sd} \\ I_{sq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & M \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} I_{rd} \\ I_{rq} \end{bmatrix} \quad \text{(A2.18)}$$

De la même manière, on obtient l'expression du flux rotorique :

$$\begin{bmatrix} \Phi_{rd} \\ \Phi_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ell_r & 0 \\ 0 & \ell_r \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} I_{rd} \\ I_{rq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} M & 0 \\ 0 & M \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} I_{sd} \\ I_{sq} \end{bmatrix} \quad \text{(A2.19)}$$

ANNEXE A3

Les valeurs nominales de la plaque signalétique du moteur asynchrone tétra polaire à cage :

$P_{uN} = 1.1kW\,(1.5hp), U_N = 380V,\ f = 50Hz, n_N = 1410rpm$

Les paramètres obtenus par les essais en courant continu, à vide et à rotor bloqué :

$R_s = 10\Omega, R_r = 3.5\Omega, L_s = 0.38H,\ L_r = M = 0.3H, J = 0.02kgm^2$

Tension nominale Δ/Y : U_N = 220V / 380V

Courant nominal I_N = 4.5A / 2.5A

Puissance nominale P_{uN} = *1.1 kW (1.5Ch)*

Facteur de Puissance cosφ = 0.8

Nombre de paires de pôles *p = 2*

Vitesse nominale n_N = *1410 tr/min*

Tension d'entrée de l'onduleur *Ve* = 514 *V*

Paramètres électriques

Résistance statorique par phase R_s = 10 Ω

Résistance rotorique par phase R_r = 3.5Ω

Inductance cyclique du stator *Ls* = 0.38 *H*

Inductance cyclique du rotor L_r = 0.3 *H*

Inductance mutuelle cyclique *M* = 0.3 *H*

Paramètres mécaniques

Moment d'inertie de la partie tournante *J* = 0.021 *Kg.m*^{2}

Coefficient du frottement visqueux *fr* = 0.008 *kgm*^{2}/sec

Couple résistant C_r = *10Nm*

Paramètres des régulateurs de la commande vectorielle

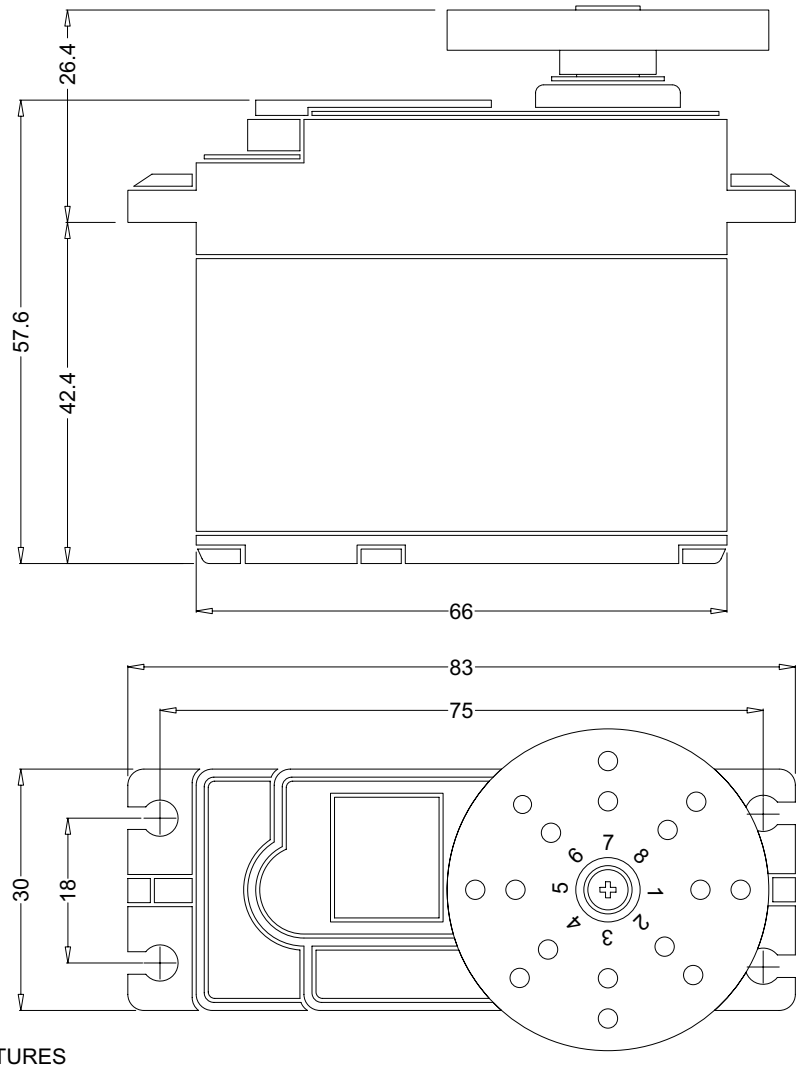
Régulateur du flux	$K_{p\phi}$ = 1432.8	$K_{i\phi}$ = 12153
Régulateur du couple	K_{pc} = 100	K_{ic} = 12500
Régulateur de vitesse	$K_{p\Omega}$ = 2.5	$K_{i\Omega}$ = 12.5

ANNEXE A4

ANNOUNCED SPECIFICATION OF
HS-805BB+ MEGA 1/4 SCALE SERVO

1.TECHNICAL VALUES

CONTROL SYSTEM	: +PULSE WIDTH CONTROL 1500usec NEUTRAL	
OPERATING VOLTAGE RANGE	: 4.8V TO 6.0V	
OPERATING TEMPERATURE RANGE	: -20 TO +60° C	
TEAT VOLTAGE	: AT 4.8V	AT 6.0V
OPERATING SPEED	: 0.19sec/60° AT NO LOAD	0.14sec/60° AT NO LOAD
STALL TORQUE	: 19.8kg.cm(274.96oz.in)	24.7(343.01oz.in)
OPERATING ANGLE	: 45°/ONE SIDE PULSE TRAVELING 400usec	
DIRECTION	: CLOCK WISE/PULSE TRAVELING 1500 TO 1900usec	
CURRENT DRAIN	: 8mA/IDLE AND 700mA/NO LOAD RUNNING	
DEAD BAND WIDTH	: 8usec	
CONNECTOR WIRE LENGTH	: 300mm(11.81in)	
DIMENSIONS	: 66x30x57.6mm(2.59x1.18x1.26in)	
WEIGHT	: 152g(5.36oz)	



2.FEATURES
3-POLE FERRITE MOTOR
LONG LIFE POTENTIOMETER
DUAL BALL BEARING
INDIRECT POTENTIOMETER DRIVE
WATER & DUST TIGHT

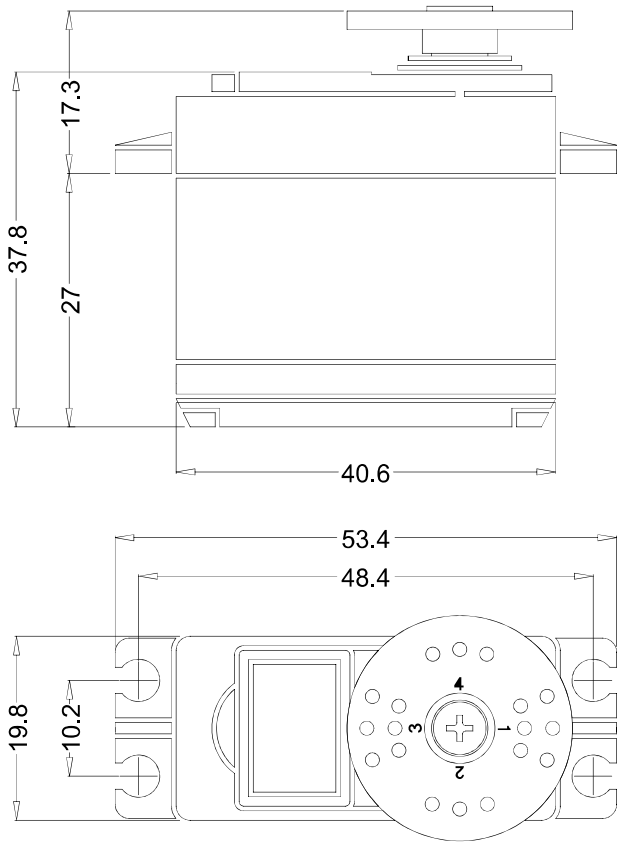
3.APPLICATIONS
GIANT SCALE AIRCRAFT
1/4 SCALE CARS
LARGE SCALE BOATS

°

ANNOUNCED SPECIFICATION OF HS-645MG STANDARD DELUXE HIGH TORQUE SERVO

1.TECHNICAL VALUES

CONTROL SYSTEM	:+PULSE WIDTH CONTROL 1500usec NEUTRAL	
OPERATING VOLTAGE RANGE	:4.8V TO 6.0V	
OPERATING TEMPERATURE RANGE	:-20 TO +60° C	
TEST VOLTAGE	:AT 4.8V	:AT 6.0V
OPERATING SPEED	:0.24sec/60° AT NO LOAD	:0.2sec/60° AT NO LOAD
STALL TORQUE	:7.7kg.cm(106.93oz.in)	:9.6kg.cm(133.31oz.in)
OPERATING ANGLE	:45°/ONE SIDE PULSE TRAVELING 400usec	
DIRECTION	:CLOCK WISE/PULSE TRAVELING 1500 TO 1900usec	
IDLE CURRENT	:8.8mA	:9.1mA
RUNNING CURRENT	:350mA	:450mA
DEAD BAND WIDTH	:8usec	
CONNECTOR WIRE LENGTH	:300mm(11.81in)	
DIMENSIONS	:40.6x19.8x37.8mm(1.59x0.77x1.48in)	
WEIGHT	:55.2g(1.94oz)	



2.FEATURES

3-POLE FERRITE MOTOR
DUAL BALL BEARING
LONG LIFE POTENTIOMETER
3-METAL GEARS & 1-RESIN METAL GEAR
HYBRID I.C

3.APPLICATIONS

AIRCRAFT TO 1/4 SCALE
30 TO 60 SIZE HELICOPTERS
STEERING AND THROTTLE FOR 1/10TH & 1/8TH ON-ROAD AND OFF-ROAD VEHICLES

الخوارزمية التطورية المتعددة الاهداف لتحديد الانظمة غير الخطية:
تطبيقاتها في التحكم في أنظمة الاستطاعة

الملخص:

يتعلق العمل المقترح بتحديد نماذج **للأنظمة الديناميكية غير الخطية** (NLDS) باستخدام **خوارزميات التطور المتعدد الأهداف** (MOEA). ويشتمل تحديد NLDS اختيار البنية، وتقدير المعاملات، وأداء النموذج، فضلا عن التحقق من صحته، وهو ما ينطوي على مساحة معقدة من الحلول الممكنة. **الخوارزميات التطورية** (EA) هي أداة بحث وتحسين تعتمد على مبادئ التطور الطبيعي وعلم الجينات، ولها مجالات واسعة من التطبيقات. نظرا لتنوع هذه الخوارزميات، يتم استخدام اثنين من التقنيات التطورية لتحديد SDNL ، وهي **الخوارزميات الجينية** (GA) **والبرمجة الجينية** (GP).

ولقد تبين أن GP فعالة جدا للدالة واحدة الهدف، وهذا هو سبب تعميمها على الدوال متعددة الأهداف. يتم تطبيق **البرمجة الجينية متعددة الأهداف** (MOEA) على أهداف متعددة ومتضاربة، ويوفر مجموعة من الحلول المحتملة التي تحقق من صحة السلوك الأصلي للنظام لمختلف أنماط التشغيل. يتم تطبيق نهج التحديد ببرامج MOEA كمثال توضيحي للسيطرة على أنظمة الاستطاعة، و أنظمة شديدة اللاخطية ، لتسليط الضوء على فعالية هذا الأسلوب.

الكلمات المفتاحية: تقدير، تحديد الأنظمة غير الخطية، النمذجة، البرمجة الجينية، متعدد الأغراض الأمثل، المتانة والاستقرار.

NON-LINEAR SYSTEM IDENTIFICATION WITH MULTIOBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHMS:
Application to power systems control

ABSTRACT:

This work is concerned with the identification of models for Non-Linear Dynamical Systems (NLDS) using MultiObjective Evolutionary Algorithms (MOEA). Identification of NLDS involves the processes of structure selection, parameter estimation, model performance evaluation and model validation and implies a complex possible solutions space. Evolutionary Algorithms (EAs) are search and optimization tools founded on the principles of natural evolution and genetics, which are suitable for a wide range of application areas. Due to the versatility of this tool, two evolutionary methods, Genetic Algorithms (GA) and Genetic Programming (GP), are investigated for use in NLDS identification.

GP was found to provide superior performance for the single-objective function, and as a result, its use was extended to encompass multiobjective functions. MultiObjective Genetic Programming (MOGP) is applied to multiple, conflicting objectives and yields a set of potential solutions and valid models which reproduce the original system behaviour at different working conditions. The MOGP identification approach is applied to the control of power systems, as being a highly applicable non-linear identification technique, to deal with the effectiveness of this approach.

Keywords: Estimation, Non-Linear Systems Identification, Modeling, Genetic Programming, Multi-objective Optimization, Robustness & Stability.

ALGORITHMES EVOLUTIONNAIRES MULTIOBJECTIFS POUR L'IDENTIFICATION DES SYSTEMES NON LINEIARES:
Application à la commande des systèmes de puissance

RESUME:

Le travail proposé concerne l'identification de modèles de systèmes dynamiques non linéaires (SDNL) à l'aide des algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (AEMO). L'identification des SDNL comprend la sélection de la structure, l'estimation de paramètres, l'évaluation des performances du modèle ainsi que la validation de ce dernier ce qui implique un espace complexe de solutions possibles. Les Algorithmes Evolutionnaires (AE) constituent un outil de recherche et d'optimisation fondé sur les principes de l'évolution naturelle et de la génétique, et ont un grand domaine d'applications. En raison de la versatilité de cet outil, deux techniques évolutionnaires sont utilisées pour l'identification des SDNL, à savoir, les Algorithmes Génétiques (AG) et la Programmation Génétique (PG).

Il a été montré que la PG est très performante, pour la fonction à objectif unique, et c'est pourquoi, elle a été généralisée aux fonctions multiobjectifs. La Programmation Génétique Multi-Objectifs (PGMO) est appliquée aux objectifs multiples et conflictuels et fournit un ensemble de solutions potentielles qui valident le comportement original du système pour différents modes de fonctionnement. L'approche d'identification par PGMO est appliquée à titre d'illustration à la commande des systèmes de puissance, systèmes fortement non linéaires, afin de mettre en évidence l'efficacité de cette approche.

Mots−clés : Estimation, Identification des Systèmes Non Linéaires, Modélisation, Programmation Génétique, Optimisation Multiobjectifs, Robustesse et Stabilité.