

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITE FERHAT ABBAS – SETIF
UFAS (ALGERIE)**

THESE

Présentée à la Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Département d'électronique

Pour l'Obtention du diplôme de

DOCTORAT

Option : Contrôle

Par

MR : Benaïdja Nouri

Thème

**Identification et commande de la machine asynchrone par les techniques du
softcomputing**

Soutenue le : 11 Septembre 2007 devant la commission d'examen :

PR : F. Djahli Prof à l'université de Sétif

Président

PR : D. Chikouche Prof à l'université de M'sila

Examineur

PR : T. Rkioua Prof à l'université de Bijaia

Examineur

DR : N. Amardjia M.C à l'université de Sétif

Examineur

PR : N. Khenfer Prof à l'université de Sétif

Rapporteur

Remerciements

Je tiens à remercier très vivement, Dr. N. Khenfer, professeur à l'université de Sétif et directeur de thèse, pour la confiance qu'il m'a accordé à réaliser ce projet ainsi que pour sa grande attention et sa patience tout au long de ce travail. Je suis très reconnaissant de m'avoir aidé à surmonter les conditions difficiles que j'ai affrontées afin de finaliser cette thèse.

Je remercie vivement, Dr. F. Djahli, professeur à l'université de Sétif de m'avoir honoré en acceptant d'être président de jury de cette thèse ainsi que pour ses encouragements.

Ma reconnaissance s'adresse au Dr. D. Chikouche, professeur à l'université de M'sila, pour l'intérêt qu'il a accordé à cette étude. Je le remercie aussi d'avoir accepté de faire partie du jury.

Je témoigne ma gratitude au Dr. T. Rkioua, professeur à l'université de Béjaïa, d'avoir accepté de m'honorer par sa présence dans le jury de soutenance malgré sa charge. Qu'il en soit ici sincèrement remercié.

J'exprime mes remerciements les plus sincères au Dr. N. Amardjia, maître de conférences à l'université de Sétif, pour sa rigueur scientifique. C'est un grand honneur pour moi qu'il siège dans le jury de ma thèse malgré sa charge.

Table des matières

Table des matières	1
Légende des figures	3
Légende des tableaux	5
Symboles	6
Introduction générale	7
Chapitre 1 Méthode du modèle de référence	27
1.1 Problématique de l'identification paramétrique de la machine asynchrone.....	10
1.2 Méthode de l'identification	11
1.3 Modélisation de la machine asynchrone.....	11
1.3.1 Description de la machine asynchrone	12
1.3.2 Hypothèses simplificatrices	12
1.3.3 Modèle de la machine asynchrone triphasée	13
1.3.4 Modèle de Park.....	14
1.3.5 Choix du référentiel	15
1.3.6 Choix du modèle de la machine asynchrone	16
1.3.7 Modélisation de l'alimentation.....	18
1.3.7.1 Modélisation du redresseur.....	18
1.3.7.2 Modélisation du filtre	19
1.3.7.3 Modélisation de l'onduleur.....	19
1.3.7.4 Fonction de connexion.....	20
1.3.7.5 Loi de Commande de l'onduleur	20
1.3.7.6 Définition du vecteur tension de contrôle (vecteur de référence)	21
1.3.7.7 Approximation du vecteur tension de contrôle.....	22
1.3.7.8 Définition de la séquence temporelle de vecteurs d'état	23
1.5 Cas de l'étude	24
1.6 Critère de performance	25
1.7 Conclusion	26
Chapitre 2 Techniques d'optimisation	27
2.1 Introduction	27
2.2 Techniques classiques	27
2.2.1 Technique du gradient	29
2.2.2 Technique du simplexe de Nelder et Mead	10
2.3 Techniques heuristiques	33
2.3.1 Techniques de voisinage	33
2.3.1.1 Système de voisinage	33
2.3.1.2 Descente stochastique	33
2.3.1.3 Algorithme du kangourou	34
2.3.1.4 Recuit simulé	36
1.3.1.4.1 Convergence de l'algorithme (chaînes de Markov).....	37
2.3.1.5 Recherche tabou	38
1.3.1.5.1 Recherche tabou simple	38
1.3.1.5.2 Recherche tabou améliorée	40
2.3.2 Recherche distribuée	42
2.3.3 Techniques évolutionnistes.....	44
2.3.3.1 Algorithme génétique	44
2.3.3.2 Programmation évolutionniste	47

2.3.3.3 Stratégie évolutionniste	48
2.3.4 Techniques biomimétiques	51
2.3.4.1 Algorithme de la colonie de fourmis	51
2.3.4.2 Algorithme du chimiotactisme	53
2.3.4.3 Essaim des particules	55
2.4 Conclusion	56
Chapitre 3 Identification paramétrique de la machine asynchrone	58
3.1 Résultats de l'identification des machines asynchrones.....	58
3.1.1 Vecteurs initiaux des paramètres des machines asynchrones.....	76
3.1.2 Ajustement des paramètres des techniques d'optimisation	82
3.1.2.1 Technique du gradient	82
3.1.2.2 Technique simplexe de Nelder et Mead	83
3.1.2.3 Descente stochastique.....	84
3.1.2.4 Algorithme du kangourou.....	85
3.1.2.5 Recuit simulé	86
3.1.2.6 Recherche tabou simple	87
3.1.2.7 Recherche tabou améliorée.....	88
3.1.2.8 Recherche distribuée.....	89
3.1.2.9 Algorithme génétique	90
3.1.2.10 Programmation évolutionniste.....	91
3.1.2.11 Stratégie évolutionniste	92
3.1.2.12 Algorithme de la colonie de fourmis	93
3.1.2.13 Algorithme du chimiotactisme.....	94
3.1.2.14 Essaim des particules	96
3.2 Conclusion	97
Chapitre 4 Commande vectorielle	98
4.1 Introduction.....	98
4.2 Principe de la commande vectorielle.....	99
4.2.1 Orientation de flux rotorique	100
4.2.2 Orientation de flux statorique	101
4.2.3 Orientation de flux magnétisant	101
4.2.4 Limite du couple en régime permanent	102
4.2.4.1 Orientation de flux rotorique	102
4.2.4.2 Orientation de flux statorique.....	102
4.2.4.3 Orientation de flux magnétisant	103
4.2.4.4 Choix du type d'orientation de flux.....	104
4.3 Commande en boucle ouverte par orientation de flux rotorique	104
4.4 Implantation de la commande vectorielle	105
4.4.1 Commande vectorielle directe	105
4.4.2 Commande vectorielle indirecte	106
4.5 Simulation de la commande vectorielle indirecte.....	107
4.6 Conclusion	114
Conclusion et perspectives	115
Bibliographie	116

Légende des figures

- Figure 1.1. Effet du cycle limite sur les performances de la machine asynchrone.
- Figure 1.1. Effet du surface chaotique sur les performances de la machine asynchrone.
- Figure 1.3. Bloc diagramme de la méthode d'identification du modèle de référence.
- Figure 1.4. Représentation des enroulements de la machine asynchrone triphasée dans l'espace électrique.
- Figure 1.5. Schéma équivalent de la machine asynchrone.
- Figure 1.6. L'ensemble convertisseur-machine asynchrone.
- Figure 1.7. Pont redresseur.
- Figure 1.8. Filtre passe bas.
- Figure 1.9. Onduleur de tension.
- Figure 1.10. Définition du vecteur de contrôle.
- Figure 1.11. Séquence d'application des vecteurs.
- Figure 2.1. Organigramme de la technique du gradient.
- Figure 2.2. Opérations de base de la technique du simplexe.
- Figure 2.3. Organigramme de la technique du simplexe.
- Figure 2.4. Organigramme de la descente stochastique.
- Figure 2.5. Organigramme de l'algorithme du kangourou.
- Figure 2.6. Organigramme du recuit simulé.
- Figure 2.7. Organigramme de la recherche tabou.
- Figure 2.8. Organigramme de la recherche tabou améliorée.
- Figure 2.9. Organigramme de la recherche distribuée.
- Figure 2.10. Organigramme de l'algorithme génétique.
- Figure 2.11. Organigramme de la programmation évolutionniste.
- Figure 2.12. Organigramme de la stratégie évolutionniste.
- Figure 2.13. Organigramme de l'algorithme de la colonie de fourmis.
- Figure 2.14. Organigramme de l'algorithme du chimiotactisme.
- Figure 2.15. Organigramme de l'essaim des particules.
- Figure 3.1. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique du gradient.
- Figure 3.2. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique simplexe de Nelder et Mead.
- Figure 3.3. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique de la descente stochastique.
- Figure 3.4. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme du kangourou.
- Figure 3.5. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique du recuit simulé.
- Figure 3.6. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recherche tabou simple.
- Figure 3.7. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recherche tabou améliorée.
- Figure 3.8. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recherche distribuée.
- Figure 3.9. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme génétique.
- Figure 3.10. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, programmation évolutionniste.
- Figure 3.11. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, stratégie évolutionniste.

- Figure 3.12. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme de la colonie de fourmis.
- Figure 3.13. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme du chimiotactisme.
- Figure 3.14. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, essaim des particules.
- Figure 3.15. Trajectoire de recherche de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif parmi les membres de la colonie.
- Figure 4.1. Analogie entre la machine à courant continu (M.C.C) et la machine asynchrone (M. As) commandée par orientation de flux.
- Figure 4.2. Référentiel lié au flux rotorique.
- Figure 4.3. Commande en boucle ouverte par orientation de flux rotorique.
- Figure 4.4. Régulation de la vitesse par la commande vectorielle indirecte.
- Figure 4.5. Démarrage à vide avec alimentation sinusoïdale parfaite.
- Figure 4.6. Démarrage à vide avec variation du couple résistant pour une alimentation sinusoïdale parfaite.
- Figure 4.7. Inversion du sens de rotation pour une alimentation sinusoïdale parfaite.
- Figure 4.8. Variation du couple résistant suivie d'une inversion du sens de rotation pour une alimentation sinusoïdale parfaite.
- Figure 4.9. Cycle de fonctionnement d'un variateur de vitesse pour une alimentation sinusoïdale parfaite.
- Figure 4.10. Cycle de fonctionnement d'un variateur de vitesse pour une alimentation par onduleur.

Légende des tableaux

- Tableau 1.a.** Résultats d'identification, paramètres électriques, machine 1
- Tableau 1.b.** Résultats d'identification, paramètres mécaniques et critères de performance, machine 1
- Tableau 2.a.** Résultats d'identification, paramètres électriques, machine 2
- Tableau 2.b.** Résultats d'identification, paramètres mécaniques et critères de performance, machine 2
- Tableau 3.a.** Variations, vers les limites inférieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 3.b.** Variations, vers les limites inférieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 3.c.** Variations, vers les limites supérieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 3.d.** Variations, vers les limites supérieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 4.a.** Variations, vers les limites inférieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 4.b.** Variations, vers les limites inférieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 4.c.** Variations, vers les limites supérieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux
- Tableau 4.d.** Variations, vers les limites supérieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux

Symboles

V_{xyzs}	vecteur des tensions statoriques dans le référentiel xyz .
i_{xyzs}	vecteur des courants dans le référentiel xyz .
ϕ_{xyzr}	vecteur des flux rotoriques dans le référentiel xyz .
ϕ_{xyzrm}	vecteur des flux rotoriques ramenés dans le référentiel xyz .
C_{em}	couple électromagnétique,
C_{res}	couple résistant,
C_c	couple de Colombe,
θ_r	écart angulaire entre les phases des axes du stator et du rotor.
Ω_r	vitesse mécanique,
w_s	pulsation statorique,
w_r	pulsation rotorique,
w_{gs}	pulsation de glissement.
R_s	résistance d'une phase statorique.
R_r	résistance d'une phase rotorique.
L_{ss}	inductance propre des phases statoriques,
L_{rr}	inductance propre des phases rotoriques,
M_s	inductance mutuelle entre phases statoriques,
M_r	inductance mutuelle entre phases rotoriques,
M_{sr}	maximum de l'inductance mutuelle entre une phase statorique et la phase rotorique correspondante,
L_s	inductance cyclique statorique par phase,
L_r	inductance cyclique rotorique par phase,
L_m	inductance mutuelle,
R_e	résistance équivalente ramenée au coté stator,
σ	coefficient de dispersion,
L_e	inductance équivalente ramenée au coté stator,
τ_r	constante de temps rotorique,
f_v	coefficient de frottement visqueux,
f_d	coefficient de frottement sec,
J_m	moment d'inertie de la partie tournante,
τ_m	constante de temps mécanique,
p	nombre de paires de pôles,
n	nombre des paramètres identifiables de la machine asynchrone, $n = 7$,
s	opérateur de Laplace,
t_0	temps de début de l'identification.

Introduction générale

1. Pourquoi la machine asynchrone

L'industrie moderne a besoin de plus en plus de systèmes d'entraînement à vitesse variable dont le domaine d'utilisation ne cesse d'accroître ; et exige toujours de meilleures performances.

Jusqu'à ces dernières années, les applications industrielles ont fait appel pour la variation de la vitesse aux machines à courant continu ; le groupe d'asservissement word-leonard en présente un exemple typique. Ces machines offrent comme principal avantage le fait d'être facilement commandées, grâce au découplage naturel qui existe entre le flux et le couple. Cependant, la présence du collecteur et des balais a toujours été le point faible de la machine à courant continu. En effet, ce commutateur limite la puissance, la vitesse et exige une maintenance importante. De plus, les étincelles engendrées par la commutation interdit l'utilisation du moteur à courant continu dans des ambiances difficiles.

Face à ces limitations, la machine asynchrone présente l'avantage d'être robuste, peu coûteuse et de construction simple notamment pour la machine asynchrone à cage. Malheureusement elle présente un inconvénient majeur ; sa structure dynamique est fortement non linéaire. Les variables internes de la machine telles que le couple et le flux sont couplées, ce qui complique la commande de la machine.

Traditionnellement, la variation de vitesse de la machine asynchrone se faisait soit à fréquence fixe et tension d'amplitude variable, soit en intervenant sur les caractéristiques du rotor ou sur son alimentation (impédance rotorique, machine asynchrone à double alimentation). Toutefois, ces méthodes ne peuvent donner des performances appréciables.

Le développement des convertisseurs statiques, qui permettent d'avoir une alimentation à fréquence variable, a permis l'apparition du premier type de commande, qui est la commande scalaire. Elle consistait à garder le rapport tension sur fréquence fixe. Les performances dynamiques restaient cependant en dessous des limites de suffisance.

Grâce à l'évolution des techniques numériques et la rapidité des calculateurs, la commande dite vectorielle, ou à flux orienté, est devenue possible. Cette technique consiste à forcer le découplage du couple et de flux de telle sorte que la machine asynchrone empruntait le comportement de la machine à courant continu à excitation séparée.

Pour la réalisation de la commande vectorielle de la machine asynchrone il existe deux méthodes : la méthode directe et la méthode indirecte, selon la méthode de détermination de la position de flux à orienter.

Dans le premier cas, cette position est mesurée, ou estimée en fonction des grandeurs facilement mesurables telle que la tension ou le courant. Cependant, à basse vitesse, et à fortiori à l'arrêt, les valeurs de l'angle perdent leur signification puisque les F.E.M induites deviennent très faibles et entachées d'erreurs.

Dans le deuxième cas, cette position est estimée en fonction des grandeurs de référence et des paramètres de la machine. Avec des paramètres connus avec précision, cette méthode donne des performances dynamiques élevées même aux très basses vitesses.

2 Tendances et restrictions

De nos jours, les systèmes de control à haute performance, où une réponse rapide et précise est souhaitée, font appel fréquemment aux commandes modernes, comme la commande vectorielle, contrôle direct de couple, auto contrôle direct et autres techniques avancées. Quel que soit le type de commande, les performances de cette commande dépendent, plus ou moins, des paramètres présumés de la machine asynchrone. Toute déviation entre les valeurs réelles et celles cédées au dispositif de commande provoque la détérioration de la commande [1]. Il s'avère donc indispensable de procéder à l'identification des paramètres de la machine asynchrone.

Les paramètres de la machine asynchrone sont affectés par la variation de la température et le niveau de saturation de la machine. Principalement, les valeurs des éléments de la branche magnétisante sont dépendantes de la tension d'entrefer. En plus, les paramètres rotoriques varient avec le glissement. La valeur de la résistance rotorique peut varier de plus de 100% ; la récupération de cette information à travers un modèle thermique ou un capteur de température est indésirable [2].

Dans la littérature, un grand nombre de techniques d'optimisation sont proposées pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone. Deux approches de base sont utilisées par les auteurs pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone :

- Méthodes en ligne (on-line), adaptant les paramètres d'une façon récursive [3-8].
- Méthodes hors-ligne (off-line), appuyées sur l'ajustement d'une courbe statistique aux données mesurées sous certaines conditions. Ces méthodes sont soit analytiques (déterministes ou hardcomputing) [10-12] ou heuristiques (approximatives ou softcomputing) [13-17].

Dans [3], les auteurs ont posé le problème comme une identification moindre carrés. L'atout de la méthode des moindre carrés réside dans son indépendance des tests particuliers, comme le test à rotor bloqué ou le test à vide, ainsi que son indépendance de la mesure des incertitudes dans la procédure d'estimation. Malheureusement, la procédure d'estimation dépend des dérivés du second ordre des signaux des courants, qui peuvent être très bruités. Dans [4], les paramètres sont estimés à partir des données mesurées pendant le régime transitoire en utilisant un algorithme d'optimisation sous contraintes. Les paramètres sont ajustés aux conditions d'exploitation en utilisant des fonctions polynomiales et un réseau de neurones artificiel. Dans [5], Karanayil et al. décrivaient une estimation en ligne de la résistance rotorique en utilisant un réseau de neurones entraîné par l'algorithme de back propagation. Cette étude est étendue dans [6] ; où l'estimation de la résistance statorique par la logique floue apparaît non affectée par les variations de la résistance rotorique. Min et al. [7] ont utilisé l'estimation par la logique floue pour l'ajustement de la résistance statorique d'une machine asynchrone commandée par la technique vectorielle. Bose et al. [8] ont proposé une approche hybride floue et non floue pour l'estimation en ligne de la résistance statorique d'une machine asynchrone. La valeur de la résistance est tirée de la température des enroulements statoriques estimée en fonction des courants et fréquence statoriques à travers une approximation dynamique du modèle thermique de la machine. La courbe de la résistance statorique est stockée dans une table de supervision. La difficulté avec la table de supervision réside de sa tendance à donner une résolution réduite à moins qu'elle soit très large.

Quoi que l'identification en ligne apparaisse utile pour l'amélioration des performances de la commande, elle souffre de sa dépendance des paramètres initiaux. En plus, elle n'est concernée que par quelques paramètres (généralement les paramètres rotoriques) et pour de petites variations (autour de 10%) [9]. Cependant l'identification hors-ligne est essentielle pour la simulation et l'initialisation de l'algorithme d'adaptation des paramètres.

Dans [10], trois méthodes analytiques (Gauss-Newton, Marquardt, et le gradient conjugué) sont utilisées pour l'identification hors-ligne d'une machine très saturée dans les limites d'utilité des variations du glissement. Les trois méthodes ont abouti à la même solution. Du moment où les fonctions décrivant le modèle de la machine sont plates autour de leur minimum, les méthodes de Newton et de Marquardt sont plus rapides à proximité de la solution, alors que la méthode du gradient est la plus rapide aux régions loin de la solution. Bounekhla et al. [11] ont utilisé l'algorithme de Hooke et Jeeves pour l'estimation des paramètres électriques et mécaniques d'une machine asynchrone. Ainsi, la méthode des moindre carrés sert pour l'exploitation de la trajectoire parcourue par la recherche en exploration. Wamkeue et ses collègues [12] ont utilisé une approche d'estimation, dans le domaine temporel, des paramètres d'une génératrice asynchrone à double cage à partir du test en court circuit électromécanique aux bornes d'une machine chargée et saturée. La procédure est basée sur la méthode de maximum de vraisemblance dans un environnement bruité.

Pour toutes les techniques déterministes citées, le minimum satisfaisant le critère de convergence est atteint. Cependant, en tenant en compte le fait que les paramètres de la machine asynchrone sont dynamiques et non statiques, le minimum atteint par ces techniques déterministes n'est qu'un minimum local. Une solution possible à ce problème peut résider dans le recours à des techniques

d'optimisation globales ; qui sont les techniques du softcomputing. En effet, les techniques du softcomputing sont caractérisées par leur franchissement du calcul des dérivés, leur immunité à l'égard du bruit et à l'inéquation de certains phénomènes physiques ou ceux dont le calcul exacte consomme un temps excessif comme l'effet pelliculaire, la saturation et les pertes supplémentaires dans la machine asynchrone ; ce qui les permette d'échapper aux minimums locaux.

Dans [13], les auteurs ont utilisés la méthode de maximum de vraisemblance pour l'estimation des paramètres d'un modèle non linéaire d'une machine asynchrone dans différents modes de marche. De suite, les paramètres sont représentés par un réseau de neurones direct. Un modèle inverse à base de réseau de neurones est représenté dans [14]. La supériorité de l'algorithme génétique par rapport à la méthode des moindres carrés est montrée dans [15]. Nangsue et al. [16] ont utilisé les algorithmes évolutionnistes pour la détermination des paramètres de trois machines asynchrones pour le couple de charge nominale, rotor bloqué, et rotor court-circuité. En plus, les équations décrivant ces couples sont développées en utilisant la programmation génétique. Toutefois, les résultats obtenus sont en quelque sorte non conclusives ; du moment où l'algorithme génétique s'est présenté avantageux pour quelques cas, mais pas pour d'autres. La stratégie évolutionniste est comparée à l'essai de particules dans [17] pour l'identification des paramètres des modèles linéaire et non linéaire de deux machines asynchrones ; les meilleurs résultats sont donnés par la stratégie évolutionniste dans 99% des cas. Les paramètres des algorithmes sont déterminés par tâtonnement, les conditions initiales ne sont pas étudiées. Ainsi, les meilleurs paramètres sont déterminés mais pas le meilleur algorithme.

3. Objectifs

Jusqu'aujourd'hui, deux critères sont considérés quant au jugement de la fiabilité des résultats d'identification hors-ligne de la machine asynchrone : les valeurs de la fonction objectif et le temps d'exécution. L'obtention de l'optimum global, satisfaisant les différents régimes de marche et états de la machine n'est pas garantie.

Nous proposons une étude basée sur le principe de causalité à fin d'analyser le comportement global de différentes familles de techniques d'optimisation vis-à-vis le changement des conditions de test (informations sur l'état de la machine).

4. Structure de la thèse

Dans cette thèse, nous nous intéressons à la commande vectorielle indirecte. Cette méthode est très sensible aux variations des paramètres de la machine. Elle peut donc servir comme un banc d'essai pour le test des paramètres résultant d'une identification hors-ligne de la machine.

Pour atteindre cet objectif, ce travail est organisé en quatre chapitres :

- Le premier chapitre présente le principe de la méthode du modèle de référence, ainsi que le modèle de la machine asynchrone et son alimentation.
- Dans le deuxième chapitre, les outils mathématiques sont mis en œuvre à fin de les mettre à la disposition de la procédure d'identification paramétrique de la machine asynchrone.
- Dans le troisième chapitre, les techniques d'optimisation sont comparées quant à leur comportement vis-à-vis, principalement, de l'information offerte par les signaux issus de la machine asynchrone.
- Le quatrième chapitre présente la commande vectorielle ; ses variantes et ses implantations ; ainsi qu'une étude en simulation de l'orientation indirecte de flux rotorique.

Chapitre 1

Méthode du modèle de référence

1.1 Problématique de l'identification paramétrique de la machine asynchrone

- Les algorithmes de recherche aveugle n'exploitent aucune information concernant la structure de l'arbre de recherche ou la présence potentielle de nœud-solutions pour optimiser la recherche.

- Un algorithme de recherche heuristique utilise l'information disponible pour rendre le processus de recherche plus efficace [18].

C'est sur ces définitions qu'on va reposer notre étude concernant l'identification paramétrique de la machine asynchrone. En effet, Lors du test d'identification des paramètres de la machine asynchrone, le signal d'entrée doit être suffisamment riche en fréquence, c'est-à-dire ayant la propriété d'une excitation persistante [19].

Donc pour que la procédure d'identification soit significative, le signal d'entrée doit être bruité ; c'est-à-dire ayant des non linéarités, faibles (figure 1.1), et fortes (figure 1.2).

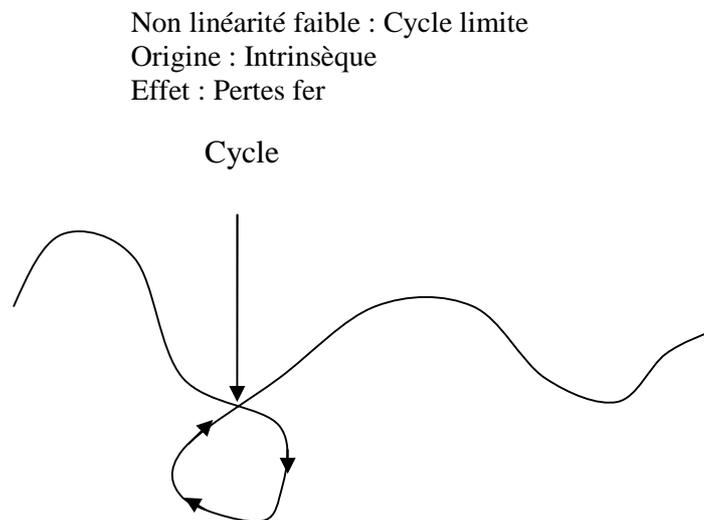


Figure 1.1. Effet du cycle limite sur les performances de la machine asynchrone.

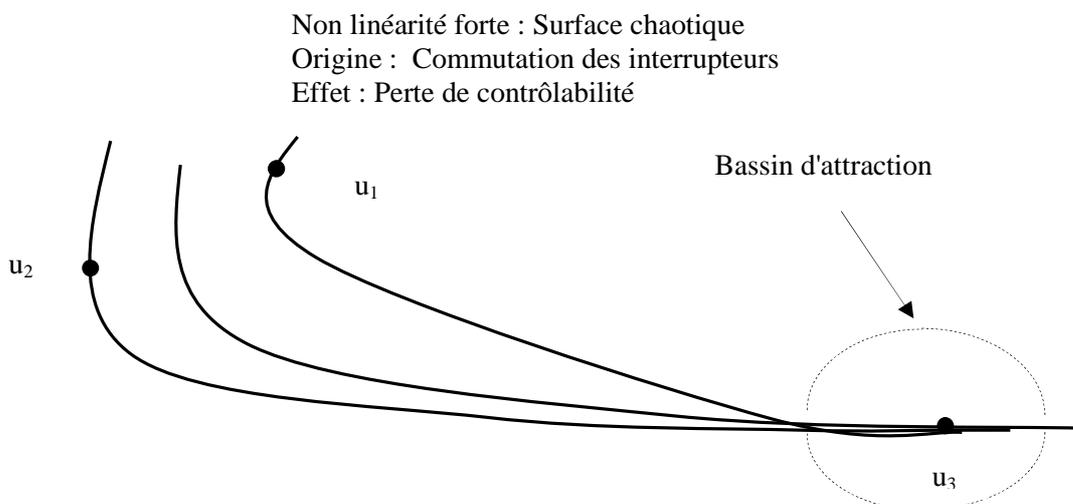


Figure 1.2. Effet du surface chaotique sur les performances de la machine asynchrone.

Dans cet état de cause, les techniques analytiques utilisant les dérivés des variables ne sont pas convenables pour l'identification de la machine asynchrone car :

- Les dérivés des tensions d'entrée produisent un train d'impulsions.
- Les changements des courants sont rapides, donc il est difficile de calculer leurs dérivés avec un bruit acceptable.

D'autre part, les méthodes analytiques n'utilisant pas les dérivés des variables sont d'ordinaire piégés dans des optimums locaux au sens des conditions du test d'identification, spécifiquement la valeur et la nature de la tension d'entrée.

Les heuristiques, en exploitant l'information contenue dans le signal d'entrée, ont plus de chance de rapprocher l'optimum global. Pour vérifier ces constatations, les performances des techniques analytiques et heuristiques seront étudiées considérant les variations du signal d'entrée.

1.2 Méthode d'identification

Classiquement les paramètres de la machine asynchrone sont obtenus à partir des essais simples (essai à vide, essai en court circuit) et traités de façon simple (cercle des courants). L'utilisation des techniques numériques modernes a provoqué l'apparition des techniques plus performantes dont la méthode du modèle de référence est la plus utilisée.

La méthode du modèle de référence est utilisée pour déterminer les paramètres des machines asynchrones dont le modèle est décrit sous forme d'équations d'état.

La méthode est représentée par la Figure 1.3, dont les principaux composants sont décrits dans le reste de ce chapitre et le chapitre suivant.

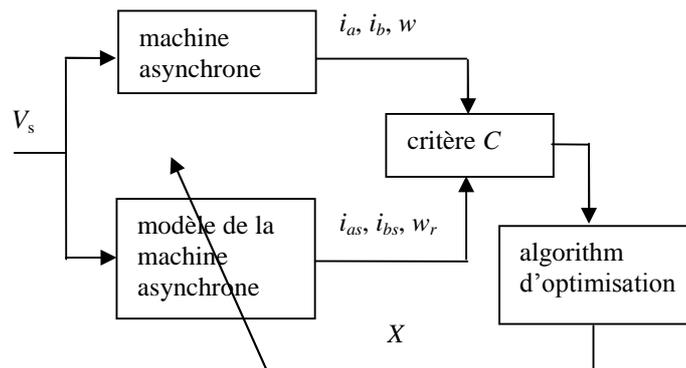


Figure 1.3. Bloc diagramme de la méthode d'identification du modèle de référence.

1.3 Modélisation de la machine asynchrone

Une machine électrique tournante est un convertisseur de l'énergie électrique en énergie mécanique, ou vice-versa. La conversion est réalisée par l'intermédiaire de flux magnétique canalisé par le circuit magnétique.

Dans la machine triphasée, le bobinage dans la partie fixe, alimenté par un système triphasé équilibré de courants, produit un champ tournant à une pulsation égale à celle des courants d'alimentation.

Dans la machine asynchrone triphasée, le champ tournant dans la partie fixe induit un autre champ tournant dans la partie mobile ; d'où la nomination machine à induction. La pulsation du champ dans la partie mobile est différente de celle dans la partie fixe ; d'où la nomination machine asynchrone.

Le champ de la partie mobile est accroché au champ de la partie fixe pour faire tourner la partie mobile, pour la marche en moteur.

1.3.1 Description de la machine asynchrone

La machine asynchrone triphasée comporte un stator fixe et un rotor mobile autour de l'axe de symétrie de la machine. Dans les encoches régulièrement réparties sur la surface interne du stator sont logés trois enroulements identiques à p paires de pôles. Leurs axes sont distants entre eux d'un angle électrique égal à $2\pi/3$. (Figure 1.4).

Les phases du stator sont alimentées par un réseau triphasé de tensions sinusoïdales de fréquence et amplitude constantes ou par un onduleur de tension, ou de courant, à fréquence et amplitude réglables. La structure électrique du rotor peut être réalisée:

- Soit par un système d'enroulements triphasé (rotor bobiné), raccordés en étoile à trois bagues sur lesquelles frottent trois balais fixes accessibles par la plaque à bornes et mis en court-circuit pendant les régimes permanents.
- Soit par une cage conductrice intégrée aux tôles ferromagnétiques (rotor à cage). Il sera admis que la deuxième structure est électriquement équivalente à la première.

Dans ce travail, nous utilisons le cas du rotor à simple cage. Il existe d'autres types de rotors utilisés pour des cas spécifiques, comme le rotor à double cage, à encoches profondes ou aux pertes intensives.

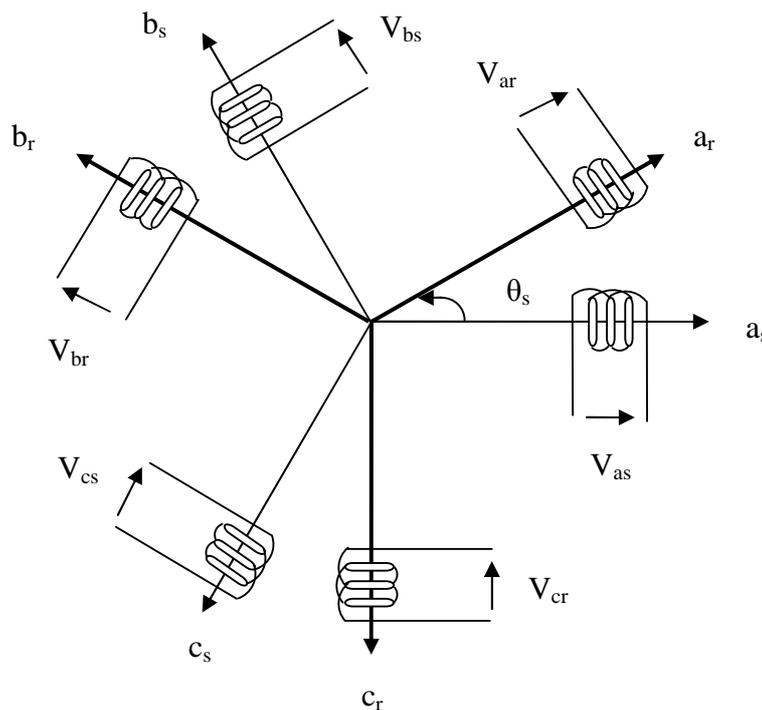


Figure 1.4. Représentation des enroulements de la machine asynchrone triphasée dans l'espace électrique.

1.3.2 Hypothèses simplificatrices

De nombreux phénomènes compliqués comme la saturation, les courants de Foucault, l'effet pelliculaire...etc, interviennent dans le fonctionnement de la machine. La formulation de ces phénomènes est difficile, voire même impossible. La négligence de ces phénomènes dans la modélisation engendre les hypothèses simplificatrices suivantes :

- a) l'entrefer supposé constant,
- b) effet des encoches négligé,
- c) le circuit magnétique non saturé et à perméabilité constante,
- d) les pertes ferromagnétiques négligeables,
- e) l'influence de l'effet de peau et de l'échauffement n'est pas prise en compte.

Parmi les conséquences de ces hypothèses, on peut citer :

- a) l'additivité des flux,
- b) la constance des inductances propres,
- c) la loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle électrique entre leurs axes.

1.3.3 Modèle de la machine asynchrone triphasée

Le modèle de la machine est défini par trois types d'équations:

- les équations électriques,
- les équations magnétiques,
- les équations mécaniques.

Dans le cadre des hypothèses simplificatrices et pour une machine équilibrée et couplée en étoile, les équations de la machine peuvent être écrites sous la forme suivante :

équations électriques :

$$[V_{abc s}] = [R_s][i_{abc s}] + \frac{d}{dt}[\phi_{abc s}], \quad (1.1)$$

$$[V_{abc r}] = [R_r][i_{abc r}] + \frac{d}{dt}[\phi_{abc r}], \quad (1.2)$$

équations magnétiques :

$$[\phi_{abc s}] = [L_s][i_{abc s}] + [L_{sr}][i_{abc r}], \quad (1.3)$$

$$[\phi_{abc r}] = [L_{rs}][i_{abc s}] + [L_r][i_{abc r}], \quad (1.4)$$

équation mécanique :

$$\frac{d\mathbf{C}_r}{dt} = -\frac{\mathbf{C}_r}{\tau_m} + \frac{C_{em} - C_{res} - C_c}{J_m}, \quad (1.5)$$

équation du couple :

$$C_{em} = p[i_{abc s}]^T \frac{d}{d\theta_r}[L_{sr}][i_{abc r}], \quad (1.6)$$

$$C_c = f_d \operatorname{sgn}(\mathbf{C}_r), \quad (1.7)$$

avec: $\tau_m = \frac{J_m}{f_v}$,

$$[V_{abc s}] = \begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix}, \quad [i_{abc s}] = \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix}, \quad [\phi_{abc s}] = \begin{bmatrix} \phi_{as} \\ \phi_{bs} \\ \phi_{cs} \end{bmatrix}, \quad [V_{abc r}] = \begin{bmatrix} V_{ar} \\ V_{br} \\ V_{cr} \end{bmatrix}, \quad [i_{abc r}] = \begin{bmatrix} i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix}, \quad [\phi_{abc r}] = \begin{bmatrix} \phi_{ar} \\ \phi_{br} \\ \phi_{cr} \end{bmatrix},$$

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{ss} & M_s & M_s \\ M_s & L_{ss} & M_s \\ M_s & M_s & L_{ss} \end{bmatrix}, \quad [L_r] = \begin{bmatrix} L_{rr} & M_r & M_r \\ M_r & L_{rr} & M_r \\ M_r & M_r & L_{rr} \end{bmatrix}, \quad [L_{sr}] = [L_{rs}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_r) & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_r) \end{bmatrix},$$

1.3.4 Modèle de Park

La transformation de Park consiste à exprimer les grandeurs électriques dans un référentiel d'axes perpendiculaires (d, q). L'axe direct d est caractérisé par l'angle θ qu'il fait avec l'axe a_s .

La matrice de transformation est définie par :

$$P(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}. \quad (1.8)$$

L'angle θ prend la valeur θ_s pour les grandeurs statoriques et la valeur $(\theta_s - \theta_r)$ pour les grandeurs rotoriques. On a alors :

pour les grandeurs statoriques :

$$[f_{dqos}] = [P(\theta_s)] [f_{abc s}], \quad (1.9)$$

pour les grandeurs rotoriques :

$$[f_{dqor}] = [P(\theta_s - \theta_r)] [f_{abc r}]. \quad (1.10)$$

Les équations de la machine asynchrone dans le référentiel dq sont :

équations électriques :

$$V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt}(\phi_{ds}) - \omega_s \phi_{qs}, \quad (1.11)$$

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt}(\phi_{qs}) + \omega_s \phi_{ds}, \quad (1.12)$$

$$0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt}(\phi_{dr}) - (\omega_s - \omega_r) \phi_{qr}, \quad (1.13)$$

$$0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt}(\phi_{qr}) + (\omega_s - \omega_r) \phi_{dr}, \quad (2.14)$$

équations magnétiques :

$$\phi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr}, \quad (1.15)$$

$$\phi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr}, \quad (1.16)$$

$$\phi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds}, \quad (1.17)$$

$$\phi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m i_{qs}, \quad (1.18)$$

$$\phi_{dm} = L_m (i_{ds} + i_{dr}), \quad (1.19)$$

$$\phi_{qm} = L_m (i_{qs} + i_{qr}), \quad (1.20)$$

équation mécanique :

$$\frac{d\mathbf{C}_r}{dt} = -\frac{\mathbf{C}_r}{\tau_m} + \frac{C_{em} - C_{res} - C_c}{J_m}, \quad (1.21)$$

différentes formes de l'équation du couple :

$$C_{em} = p \left(\frac{L_m}{L_r} \right) (\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}), \quad (1.22)$$

$$C_{em} = p (\phi_{ds} i_{qs} - \phi_{qs} i_{ds}), \quad (1.23)$$

$$C_{em} = p (\phi_{dm} i_{qs} - \phi_{qm} i_{ds}), \quad (1.24)$$

avec

$$\omega_s = \frac{d(\theta_s)}{dt}, \quad \omega_{gs} = \omega_s - \omega_r = \frac{d(\theta_{gs})}{dt}, \quad \omega_r = p \mathbf{C}_r, \quad L_m = \frac{3}{2} M_s = \frac{3}{2} M_r.$$

2.3.5 Choix du référentiel

Pour entièrement définir le modèle de Park, on détermine la vitesse de rotation du référentiel dq par rapport au stator. Trois types de référentiels sont intéressants dans la pratique ; le choix se faisant en fonction du problème étudié, à savoir :

- référentiel lié au stator,
- référentiel lié au rotor,
- référentiel lié au champ tournant.

Remarquons que seules les équations électriques sont affectées par le choix du référentiel.

a. Référentiel lié au stator

Il se traduit par les équations suivantes :

$$\frac{d(\theta_s)}{dt} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{d(\theta_{gs})}{dt} = -\omega_r.$$

Les équations électriques s'écrivent :

$$V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt}(\phi_{ds}), \quad (1.25)$$

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt}(\phi_{qs}), \quad (1.26)$$

$$0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt}(\phi_{dr}) + \omega_r \phi_{qr}, \quad (1.27)$$

$$0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt}(\phi_{qr}) - \omega_r \phi_{dr}, \quad (1.28)$$

Ce référentiel est choisi de préférence en vue d'étudier les variations importantes de la vitesse de rotation associées ou non avec des variations de la fréquence d'alimentation. C'est dans ce référentiel qu'on va procéder à l'identification de la machine.

b. Référentiel lié au rotor

Caractérisé par les conditions suivantes:

$$\frac{d(\theta_s)}{dt} = \omega_r \quad \text{et} \quad \frac{d(\theta_{gs})}{dt} = 0.$$

Les équations électriques se simplifient en :

$$V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt}(\phi_{ds}) - \omega_r \phi_{qs}, \quad (1.29)$$

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt}(\phi_{qs}) + \omega_r \phi_{ds}, \quad (1.30)$$

$$0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt}(\phi_{dr}), \quad (1.31)$$

$$0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt}(\phi_{qr}), \quad (1.32)$$

Ce référentiel est intéressant dans l'étude des régimes transitoires où la vitesse de rotation est considérée comme constante.

c. Référentiel lié au champ tournant

Il se traduit par les équations suivantes :

$$\frac{d(\theta_s)}{dt} = \omega_s \quad \text{et} \quad \frac{d(\theta_{gs})}{dt} = \omega_s - \omega_r.$$

Les équations électriques ne subissent aucune modification et s'écrivent :

$$V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt}(\phi_{ds}) - w_s \phi_{qs}, \quad (1.33)$$

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt}(\phi_{qs}) + w_s \phi_{ds}, \quad (1.34)$$

$$0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt}(\phi_{dr}) - (w_s - w_r) \phi_{qr}, \quad (1.35)$$

$$0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt}(\phi_{qr}) + (w_s - w_r) \phi_{dr}. \quad (1.36)$$

Ce référentiel est souvent utilisé lors de l'étude de la commande de la machine asynchrone car les grandeurs résultantes sont, en régime permanent, des constantes facile à réguler.

1.3.6 Choix du modèle de la machine asynchrone

Plusieurs modèles peuvent être proposés les uns plus ou moins complexes que les autres selon le vecteur d'état choisi [20, 21]. Dans la machine asynchrone, il n'est possible d'identifier que le nombre minimal de paramètres électriques quand seulement les quantités externes (tension, courant, vitesse, et couple) sont mesurées [22]. Dans le cas de la machine asynchrone triphasée à simple cage, le nombre minimal de paramètres électriques identifiables est égal à quatre.

Comme on va le voir dans la partie de la commande vectorielle, la commande par orientation de flux rotorique est la plus performante. Donc on choisit les composantes de flux rotorique pour composer le vecteur d'état. Comme le flux rotorique n'est pas accessible pour la mesure directement durant le fonctionnement normal de la machine, le flux rotorique modifié ϕ_{rm} est introduit tel que:

$$\phi_{rm} = L_{mr} \phi_r.$$

Dans la commande vectorielle, les sorties utilisées pour la régulation sont : les courants statoriques $i_{\alpha s}, i_{\beta s}$, et la vitesse de rotation Ω_r .

Le vecteur des variables de notre modèle est donc: $[i_{\alpha s} \quad i_{\beta s} \quad \phi_{\alpha r} \quad \phi_{\beta r} \quad \mathbf{C}_r]$.

Le vecteur des paramètres correspondant est: $X = [R_e \quad L_e \quad \tau_r \quad L_s \quad f_v \quad f_d \quad J_m]$.

Ces paramètres sont suffisants pour implanter la commande en orientation de flux rotorique ou statorique. Cependant, la valeur séparée de l'inductance magnétisante est nécessaire pour l'implantation de la commande par orientation de flux magnétisant. Ceci peut être fait par une identification en ligne adaptative [23].

Les équations de la machine s'écrivent, dans le référentiel $\alpha\beta$ lié au stator, sous la forme matricielle suivante :

$$i_s = -\frac{R_e}{L_e} i_s + \left[\left(\frac{1}{\tau_r} I - w_r J \right) \frac{1}{L_e} \right] \phi_{rm} + \frac{1}{L_e} V_s, \quad (1.37)$$

$$\dot{\phi}_{rm} = \frac{L_s - L_e}{\tau_r} i_s - \left(\frac{1}{\tau_r} I - w_r J \right) \phi_{rm}, \quad (1.38)$$

$$\frac{d\mathbf{C}_r}{dt} = -\frac{\mathbf{C}_r}{\tau_m} + \frac{C_{em} - C_{res} - C_c}{J_m}, \quad (1.39)$$

$$C_{em} = p i_s^T J \phi_{rm}, \quad (1.40)$$

$$C_c = f_d \operatorname{sgn}(\mathbf{C}_r), \quad (1.41)$$

$$\text{où: } L_{mr} = \frac{L_m}{L_r}, \quad \tau_r = \frac{L_r}{R_r}, \quad R_e = R_s + R_r L_{mr}^2, \quad L_e = L_s - L_m L_{mr},$$

$$V_s = \begin{bmatrix} V_{\alpha s} \\ V_{\beta s} \end{bmatrix}, \quad i_s = \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \end{bmatrix}, \quad \phi_{rm} = \begin{bmatrix} \phi_{\alpha rm} \\ \phi_{\beta rm} \end{bmatrix}, \quad I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Le schéma équivalent correspondant à ce modèle est représenté dans la Figure 1.5.

Le glissement $g = w_{gs}/w_s$.

En réalité, le but principal de l'identification est de trouver une représentation efficace du modèle en temps discret. Pour cela, la résolution de système d'équations (1.37, 1.38) par la méthode d'Euler est connue d'être imprécise et numériquement instable. Cependant, la méthode de Runge Kutta du quatrième ordre, qui donne un rapport précision/temps d'exécution excellent, est utilisée dans ce travail pour déterminer les variables d'état apparaissant aux équations (1.37, 1.38), i.e. les flux rotoriques modifiés et les courants statoriques, dans un intervalle de temps entre t_0 et $t_0 + \Delta t_f$. En effet, les conditions initiales de ces variables d'état sont requises.

Sachant que les courants statoriques i_{ds} et i_{qs} sont à mesurer, on a besoin seulement de calculer les flux rotoriques modifiés $\phi_{rm\alpha}(t_0)$ et $\phi_{rm\beta}(t_0)$.

Supposons que la machine est initialement ($t = 0$) non excitée ; une simple manipulation des équations (1.37) conduit à l'équation suivante:

$$\phi_{rm}(t_0) = \int_0^{t_0} V_s dt - \left(R_e - \frac{L_s - L_e}{\tau_r} \right) \int_0^{t_0} i_s dt - L_e i_s(t_0); \quad (1.42)$$

t_0 est connu sous le nom du temps de début d'identification.

Les quantités intégrées peuvent être calculées par une des méthodes d'intégration usuelles et stockées dans une mémoire pour une utilisation future ; telle que l'estimation de flux rotorique modifié.

On peut songer à choisir $t_0 = 0$ avec une période d'intégration comprenant la totalité du régime transitoire au démarrage de la machine. Cependant, la simulation de la machine durant une longue période du temps (Δt_f) est coûteuse. Ce qui nécessite l'étude des effets de t_0 et Δt_f pour une excitation donnée de telle façon que le coût de calcul du modèle de la machine est réduit tandis que l'estimation des paramètres est maintenue à un niveau acceptable.

L'étude de l'effet de t_0 sur les performances de l'identification d'une machine asynchrone triphasée utilisant l'algorithme génétique est représentée en [24] ; l'extension de cette étude aux heuristiques décrites au chapitre suivant constitue l'objet de cette étude d'identification.

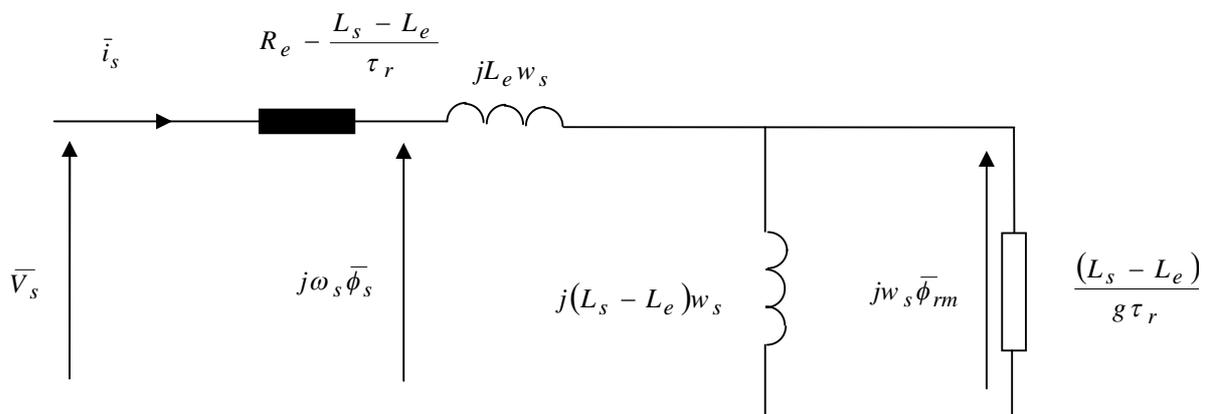


Figure 1.5. Schéma équivalent de la machine asynchrone.

1.3.7 Modélisation de l'alimentation

La machine peut être alimentée directement par une source sinusoïdale parfaite, donc elle ne peut pas être commandée, ou à travers un convertisseur statique permettant l'implantation de l'algorithme de commande.

Le convertisseur statique est constitué de :

- étage redresseur, comprend un pont redresseur à diodes supposé parfait.
- étage filtrage, comprend une inductance de lissage L et un condensateur C qui permet de filtrer la tension redressée et de fournir la puissance réactive nécessaire pour le fonctionnement de la machine asynchrone.
- étage onduleur, qui permet d'alimenter la machine par un système de tensions alternatives dont l'amplitude et la phase sont variables.

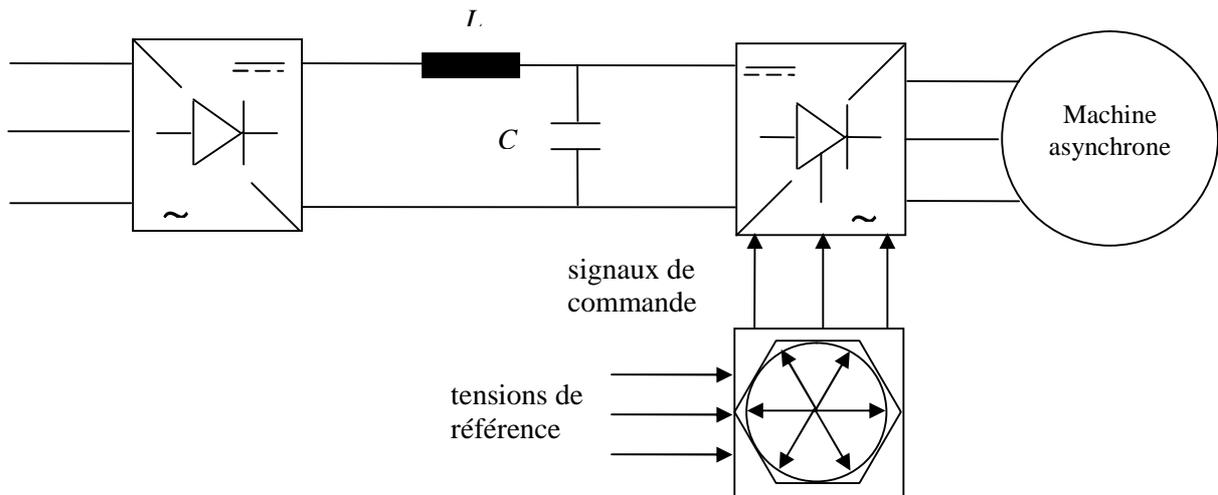


Figure 1.6. L'ensemble convertisseur-machine asynchrone.

1.3.7.1 Modélisation du redresseur

Le pont redresseur est un montage à diodes parallèles, supposées parfaites, fonctionnant à commutation naturelle (Figure 1.7).

Pour éviter le court circuit de la source, deux diodes d'un même bras ne peuvent conduire simultanément.

Lorsque D_1 conduit, l'une des deux diodes D_2' ou D_3' conduit également.

D_1 conduit lorsque V_1 est supérieur à V_2 et V_3 , ou encore :

$$V_1 = \sup (V_j), \quad j = 1, 2, 3.$$

Le même raisonnement conduit aux conditions suivantes :

$$D_i \text{ conduit si: } V_i = \sup (V_j), \quad i = 1, 2, 3 ; j = 1, 2, 3.$$

$$D_i' \text{ conduit si: } V_i = \inf (V_j), \quad i = 1, 2, 3 ; j = 1, 2, 3.$$

A chaque phase de conduction, la tension U_d à la sortie du redresseur est: $U_d = V_i - V_k$.

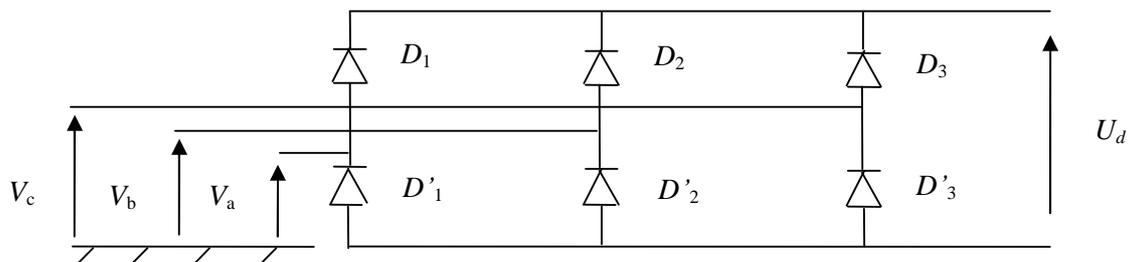


Figure 1.7. Pont redresseur.

1.3.7.2 Modélisation du filtre

Entre le redresseur et l'onduleur est intercalé un filtre passe bas permettant la correction de la tension délivrée par le redresseur. Il est constitué d'une inductance qui sert à réduire l'ondulation du courant et protéger l'onduleur contre les surtensions et d'un condensateur dont le rôle est de protéger l'onduleur contre les surintensités.

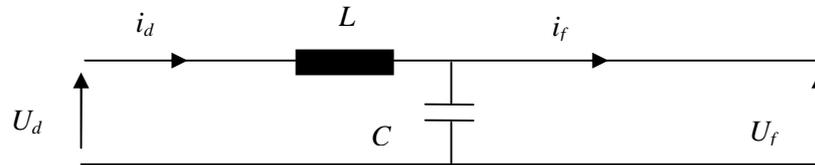


Figure 1.8. Filtre passe bas.

Equations du filtre :

$$U_d = L \frac{di_d}{dt} + U_f, \tag{1.43}$$

$$\frac{dU_f}{dt} = \frac{i_d - i_f}{C}. \tag{1.44}$$

En combinant les équations (1.43) et (1.44), on obtient la fonction de transfert du filtre :

$$f(s) = \frac{1}{1 + (\sqrt{LC} s)^2}. \tag{1.45}$$

Cette fonction de transfert est de deuxième ordre dont la fréquence de coupure est : $f_{coup} = 1 / \sqrt{LC}$.

Pour éliminer toutes les harmoniques, nous choisissons: $f_c < 2f'$;

où $f' = 6f$ est la fréquence de la tension redressée U_d .

On aboutit à : $LC > 2.78 \cdot 10^{-6}$, et on choisit : $LC = 25 \cdot 10^{-6}$.

Les paramètres du filtre sont déduits : $C = 250 \mu F$ et $L = 0.1 H$.

1.3.7.3 Modélisation de l'onduleur

L'onduleur de tension est un convertisseur statique constitué de trois cellules de commutation généralement à transistors IGBT ou à thyristors GTO pour les grandes puissances. Les trois cellules sont bidirectionnelles en courant.

Dans l'hypothèse réaliste de la conduction continue chaque groupe transistor diode, assemblés en parallèle, forme un interrupteur bicommandable à l'ouverture et à la fermeture dont l'état apparaît complémentaire de celui qui lui est associé pour former ainsi un bras de commutation (Figure 2.9).

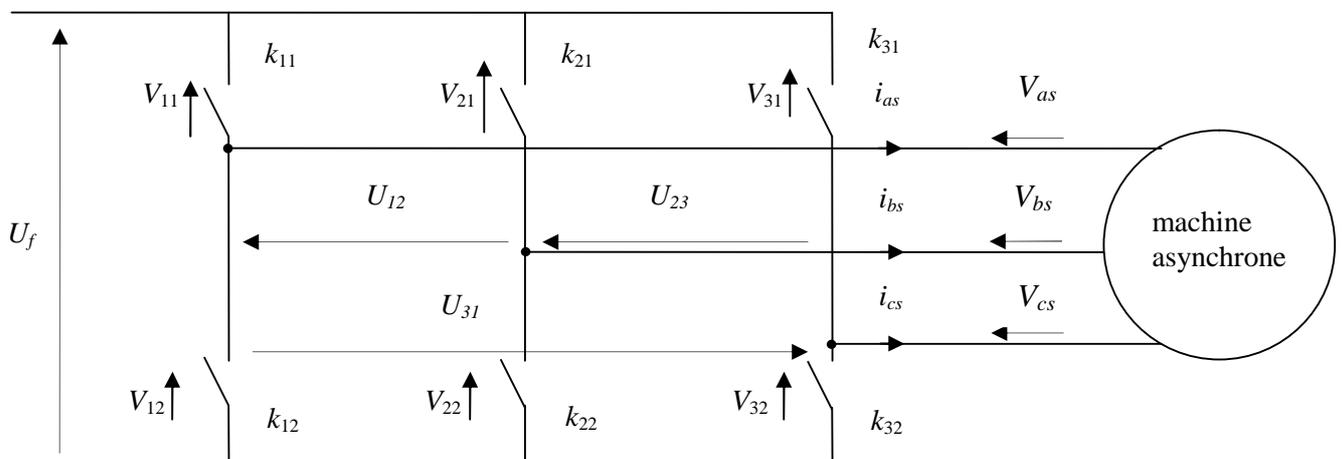


Figure 1.9. Onduleur de tension.

1.3.7.4 Fonction de connexion

La fonction de connexion définit totalement les relations de modulation des grandeurs caractérisant la puissance transmise en régime de conduction permanente. Plus généralement cette fonction de modulation est la grandeur de réglage du processus.

Chaque interrupteur k_{ci} ($c \in \{1, 2, 3\}$; $i \in \{1, 2, 3\}$), supposé idéalisé introduit une fonction de connexion f_{ci} .

Le courant i_{ci} qui le traverse et la tension V_{ci} à ses bornes ont respectivement pour expressions :

$$i_{ci} = f_{ci} i_c \text{ et } V_{ci} = (1 - f_{ci}) V_c,$$

avec :

$f_{ci} = 0$: interrupteur ouvert,

$f_{ci} = 1$: interrupteur fermé,

Le courant i_c correspond aux courants dans la charge, et V_c à la tension d'alimentation.

Chaque cellule est formée de deux interrupteurs. Comme la conduction est considérée toujours continue, à un instant donné un seul de ces deux interrupteurs est fermé de sorte qu'il en résulte une liaison rigide entre leurs fonctions de connexion, soit : $f_{c1} + f_{c2} = 1$.

A partir des notations de la Figure 1.9, donnant la tension aux bornes de chaque interrupteur, on déduit les expressions des tensions composées :

$$U_{12} = V_{as} - V_{bs} = V_{21} - V_{11}.$$

$$U_{23} = V_{bs} - V_{cs} = V_{31} - V_{21}.$$

$$U_{31} = V_{cs} - V_{as} = V_{11} - V_{31}.$$

En introduisant les fonctions de connexion relatives à chacun d'entre eux, il vient :

$$\begin{bmatrix} U_{12} \\ U_{23} \\ U_{31} \end{bmatrix} = U_f \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{11} \\ f_{21} \\ f_{31} \end{bmatrix}. \quad (1.46)$$

Si on admet que les tensions simples du récepteur forment un système triphasé équilibré, il en découle :

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = \frac{1}{3} U_f \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{11} \\ f_{21} \\ f_{31} \end{bmatrix}. \quad (1.47)$$

La matrice des fonctions de connexion est l'interprétation mathématique directe de la structure de la partie opérative discontinue.

1.3.7.5 Loi de Commande de l'onduleur

La conversion continu-alternative est assurée par les commutations des interrupteurs de l'onduleur qui vont ainsi effectuer des connexions temporaires entre les bornes de la source d'alimentation continue et les lignes de la charge triphasée alternative.

Le transfert d'énergie est contrôlé par le rapport entre intervalles d'ouverture et la fermeture (rapport cyclique) de chaque interrupteur donc par la modulation des impulsions de contrôle de ces interrupteurs (MLI, en Anglais : PWM). Les objectifs principaux d'une MLI sont les suivants :

- obtenir dans la charge électrique des courants dont la variation est proche de la sinusoïde par le contrôle de l'évolution des rapports cycliques et grâce à une fréquence élevée des commutations des interrupteurs par rapport à la fréquence des tensions de sortie ;
- imposer à l'entrée de l'onduleur un courant de type continu avec des composantes alternatives d'amplitudes réduites et de fréquence élevée ;
- permettre un contrôle fin de l'amplitude du fondamental des tensions de sortie généralement sur la plus grande plage possible et pour une fréquence de sortie largement variable.

Les paramètres essentiels de la MLI sont par conséquent :

- la fréquence de modulation : f_m ;
- l'indice de modulation : $m = f_m/f_s$;
où f_s est la fréquence des fondamentaux des grandeurs de sortie de l'onduleur ;
- le coefficient de réglage :

$$r = \frac{\text{valeur crête du fondamental de la tension de charge souhaitée}}{\text{amplitude des créneaux de la tension de sortie}}$$

On cherche généralement à obtenir une valeur maximale de r la plus élevée possible. Par ailleurs, les pertes supplémentaires pendant les commutations d'un état à l'autre provoquent une contrainte au désir de travailler à fréquence de modulation élevée.

Il existe une grande variété des techniques MLI ; les plus répandues sont la MLI avec porteuse et MLI vectorielle. Quoique la supériorité de la technique MLI vectorielle soit actuellement contestée [25], elle est la méthode la plus adaptée pour le contrôle de la machine asynchrone [26].

Contrairement à d'autres méthodes, la MLI vectorielle ne s'appuie pas sur des calculs séparés des modulations pour chacun des bras de l'onduleur. Un vecteur tension de contrôle est calculé globalement et approximé sur une période de modulation T_m par un vecteur tension moyen.

1.3.7.6 Définition du vecteur tension de contrôle (vecteur de référence)

Le vecteur tension de contrôle \bar{V}_{ref} peut être défini de plusieurs manières (Figure 1.10) dans le plan des tensions :

- en coordonnées polaires:

$$\bar{V}_{ref} = r \sqrt{\frac{3}{2}} \frac{U_c}{2} e^{j\theta_s} ; \quad (1.48)$$

- en coordonnées cartésiennes (référentiel correspondant à la transformation de Park) :

$$\bar{V}_{ref} = V_{\alpha n} + V_{\beta n} , \quad (1.49)$$

avec :

$$\begin{cases} V_{\alpha k} = r \sqrt{\frac{3}{2}} \frac{U_c}{2} \cos \theta_s \\ V_{\beta k} = r \sqrt{\frac{3}{2}} \frac{U_c}{2} \sin \theta_s \end{cases} \quad (1.50)$$

- en coordonnées triphasées :

$$\begin{cases} V_{ak} = r \frac{U_c}{2} \cos \theta_s \\ V_{bk} = r \frac{U_c}{2} \cos \left(\theta_s - \frac{2\pi}{3} \right) \\ V_{ck} = r \frac{U_c}{2} \cos \left(\theta_s - \frac{4\pi}{3} \right) \end{cases} \quad (1.51)$$

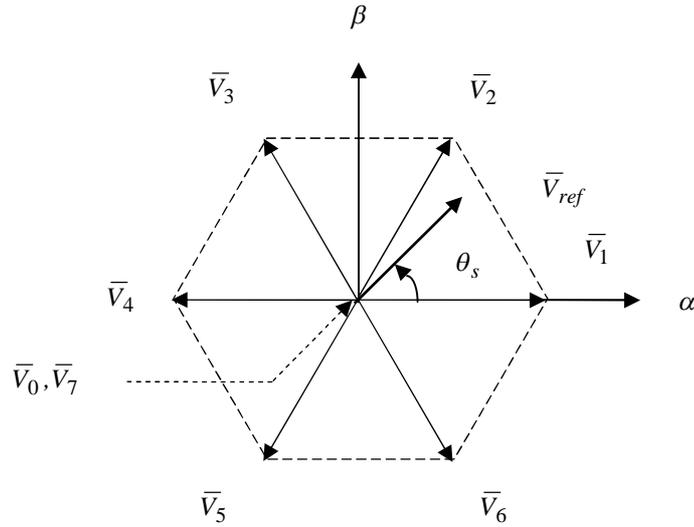


Figure 1.10. Définition du vecteur de contrôle.

1.3.7.7 Approximation du vecteur tension de contrôle

Le vecteur tension de contrôle \bar{v}_{ref} est approché, sur la période de modulation T_m , par la génération d'un vecteur de tension moyen $\langle \bar{v} \rangle$ élaboré par application des vecteurs d'état de l'onduleur \bar{v}_i et \bar{v}_{i+1} adjacents et des vecteurs nuls \bar{v}_0 et \bar{v}_7 . Pour cela, le vecteur tension de référence \bar{v}_{ref} est échantillonné à la fréquence $f_m = 1/T_m$. La valeur échantillonnée $\langle \bar{v}_{ref} \rangle_k$ est utilisée ensuite pour résoudre les équations suivantes :

$$\langle \bar{v}_{ref} \rangle_k = \langle \bar{v} \rangle_k = \frac{1}{T_m} (T_i \bar{v}_i + T_{i+1} \bar{v}_{i+1}), \quad (1.52)$$

$$T_0 = T_m - (T_i + T_{i+1}); \quad (1.53)$$

où T_0 est le temps d'application du ou des vecteurs nuls. \bar{v}_i et \bar{v}_{i+1} sont les deux vecteurs d'état qui délimitent le secteur (i) du plan des tensions où est situé $\langle \bar{v}_{ref} \rangle_k$.

D'après ce qui a été vu :

$$\bar{v}_i = \sqrt{\frac{2}{3}} U_c e^{j(i-1)\frac{\pi}{3}}, i = 1, 2, 3, j^2 = -1; \quad (1.54)$$

Donc :

$$\langle \bar{v} \rangle_k = \sqrt{\frac{2}{3}} U_c \left[\frac{T_i}{T_m} e^{j(i-1)\frac{\pi}{3}} + \frac{T_{i+1}}{T_m} e^{j(i)\frac{\pi}{3}} \right]. \quad (1.55)$$

Par ailleurs :

$$\langle \bar{v} \rangle_k = (\bar{v}_{ref})_k = r \sqrt{\frac{3}{2}} \frac{U_c}{2} e^{j\theta_s} = V_{\alpha k} + V_{\beta k}. \quad (1.56)$$

1.3.7.8 Définition de la séquence temporelle de vecteurs d'état

La séquence temporelle de vecteurs d'état est celle montrée sur la figure 1.11 avec un choix *à priori* dans la répartition des vecteurs nuls, choix illustré par le paramètre k_0 . Ces choix permettent de répondre aux contraintes :

- *sur les harmoniques* : On peut écrire, avec une charge inductive, que les vecteurs harmoniques de tension et de courant sont liés par :

$$\Delta \bar{I} \approx \frac{1}{L} \int_{kT_m}^{(k+1)T_m} \Delta \bar{V} dt = \frac{1}{L} \int_{kT_m}^{(k+1)T_m} (\bar{V}_i - (\bar{V}_{ref})_k) dt . \quad (1.57)$$

Cette expression montre que l'on a intérêt à mettre en œuvre des vecteurs d'état \bar{V}_i proches de $(\bar{V}_{ref})_k$ pour diminuer les harmoniques de courant.

- *sur la fréquence de commutation* : Il est intéressant de réduire, si possible, le nombre de commutations de chaque bras. Parmi les 2 vecteurs adjacents, il y a toujours :

1 vecteur d'état <<impair>>:

1 vecteur d'état <<pair>>:

$$\bar{V}_1 \Leftrightarrow (1 \ 0 \ 0)$$

$$\bar{V}_2 \Leftrightarrow (1 \ 1 \ 0)$$

$$\bar{V}_3 \Leftrightarrow (0 \ 1 \ 0)$$

$$\bar{V}_4 \Leftrightarrow (0 \ 1 \ 1)$$

$$\bar{V}_5 \Leftrightarrow (0 \ 0 \ 1)$$

$$\bar{V}_6 \Leftrightarrow (1 \ 0 \ 1)$$

Comme il y a le choix pour la réalisation d'un vecteur nul, celui-ci est sélectionné de la manière suivante :

$\bar{V}_0 \Leftrightarrow (0 \ 0 \ 0)$ est utilisé avant et après $\bar{V}_1, \bar{V}_3, \bar{V}_5$ (vecteurs d'état impairs).

$\bar{V}_7 \Leftrightarrow (1 \ 1 \ 1)$ est utilisé avant et après $\bar{V}_2, \bar{V}_4, \bar{V}_6$ (vecteurs d'état pairs).

Dans ce cas, un bras ne commute que 2 fois pendant la période T_m . La fréquence de commutation est donc égale à f_m . Chaque période de modulation T_m est décomposée en deux demi-périodes $T_m/2$ symétriques.

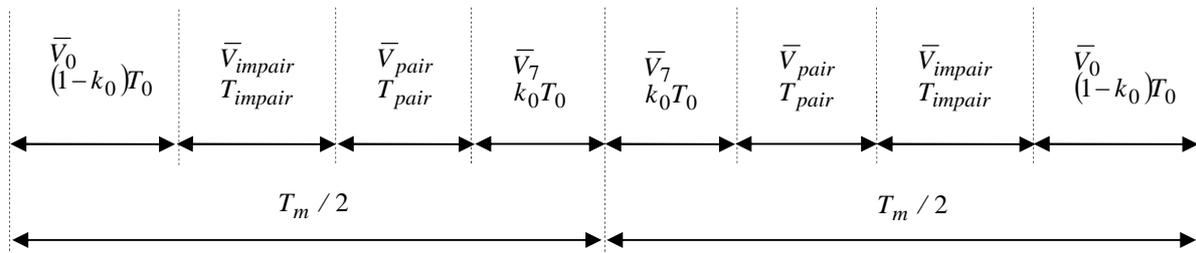


Figure 1.11. Séquence d'application des vecteurs.

1.5 Cas de l'étude

Dans ce travail nous avons utilisé deux machines asynchrones triphasées :

Machine 1 [27] :

Machine-1 possède les caractéristiques suivantes:

puissance utile $P = 0.63$ kW,
 tension d'alimentation nominale $V_s = 380$ V,
 vitesse angulaire nominale $\Omega_r = 2900$ tr/min,
 facteur de puissance pour la charge nominale $\cos\varphi_n = 0.737$,
 fréquence $f = 50$ Hz,
 nombre de paires de pôles $p = 1$.
 La machine est alimentée par un système équilibré de tensions sinusoïdales réduites de $V_{seff} = 88$ V ,
 temps de début d'identification $t_0 = 0.71$ s,
 couple de charge $C_{res} = 0$.

Les valeurs préliminaires des paramètres électriques sont obtenues par la méthode de la plaque signalétique [28] :

$$\sigma = \frac{L_e}{L_s} = \frac{1 - \cos\varphi_n}{1 + \cos\varphi_n}, \quad w_{gs} = w_{ns} - \frac{2\pi p \Omega_r}{60}, \quad \tau_r = \frac{1}{\sqrt{\sigma} w_{gs}}, \quad (1.58)$$

$$L_f = \frac{\sqrt{\sigma} V_s}{I_{sn} w_{ns}}, \quad L_r = L_f \frac{1 - \sigma}{\sigma}, \quad L_s = L_f + L_r.$$

En considérant la supposition $R_s = R_r$, la combinaison des Equations (1.37, 1.58) conduit aux valeurs préliminaires des paramètres électriques :

$$R_{ep} = 8.612 \, \Omega, \quad L_{ep} = 39.2 \, \text{mH}, \quad \tau_{rp} = 25.7 \, \text{ms}, \quad L_{sp} = 259.2 \, \text{mH}.$$

Les valeurs préliminaires des paramètres mécaniques sont déterminées séparément, principalement par la méthode de ralentissement.

Donc, les intervalles de recherche sont déterminés de telle sorte que les variables obtenues par simulation soient limitées dans la région de recherché faisable :

$$\Delta R_e = [8.2 \quad 3R_{ep}], \quad \Delta L_e = [L_{ep}/3 \quad 3L_{ep}], \quad \Delta \tau_r = [\tau_{rp}/3 \quad 3\tau_{rp}], \quad \Delta L_s = [L_{sp}/3 \quad 0.264],$$

$$\Delta f_v = [0 \quad 0.002], \quad \Delta f_d = [0 \quad 0.1], \quad \Delta J_m = [0.01 \quad 0.02].$$

Machine 2 [45] :

Machine-2 possède les caractéristiques suivantes :

puissance utile $P = 3.73$ kW,
 tension d'alimentation nominale $V_s = 220$ V,
 vitesse angulaire nominale $\Omega_r = 1750$ tr/min,
 fréquence $f = 60$ Hz,
 nombre de paires de pôles $p = 2$,
 la machine est alimentée par un système équilibré de tensions sinusoïdales de $V_s = 380$ V ,
 temps de début d'identification $t_0 = 0.05$ s,
 couple de charge $C_{res} = 0$.

Les valeurs préliminaires des paramètres électriques sont obtenues par les tests classiques (alimentation en continu) [29] :

$$R_{ep} = 0.626 \Omega, L_{ep} = 13.6 \text{ mH}, \tau_{rp} = 321 \text{ ms}, L_{sp} = 72.1 \text{ mH}.$$

Les intervalles de recherche faisable sont :

$$\Delta R_e = [11.5 \quad 17.877658], \Delta L_e = [0.01 \quad 0.023897], \Delta \tau_r = [\tau_{rp}/3 \quad 3\tau_{rp}], \Delta L_s = [0.55 \quad 1.4163], \\ \Delta f_v = [0 \quad 0.0045], \Delta f_d = [0 \quad 0.2872], \Delta J_m = [0.001 \quad 0.01].$$

On remarque que les tests classiques ne donnent pas une bonne approximation des paramètres électriques, à l'exception de la constante de temps rotorique.

1.6 Critère de performance

Dans [15], les auteurs ont testés deux critères de performance, le critère quadratique et le critère absolu. Cependant, les résultats obtenus avec le critère quadratique sont légèrement meilleurs que ceux obtenus avec le critère absolu.

Lors de notre étude, on a remarqué que les résultats obtenus en appliquant les deux critères de performance sont identiques. Pour alléger la représentation en terme du nombre des chiffres, les résultats qu'on représente sont référés au critère absolu :

$$C = \sum_j [k_a |(i_{aj} - i_{asj})| + k_b |(i_{bj} - i_{bsj})| + k_w |(w_j - w_{rj})|], \quad (1.59)$$

où i_{aj} , i_{bj} , et w_j sont les valeurs des courants statoriques et la vitesse de rotation acquises expérimentalement ; i_{asj} , i_{bsj} , et w_{rj} sont les valeurs des courants statoriques et la vitesse de rotation calculées par simulation. k_a , k_b , k_w sont des poids.

Dans [15] les poids $k_a = 1$, $k_b = 1$, $k_w = 0.5, 1, 2$ sont testés ; les meilleurs résultats sont obtenus avec $k_w = 0.5$. En examinant les valeurs absolues des variables mesurées, cette valeur semble une pondération équitable des courants et de la vitesse.

Donc on choisit les valeurs des poids : $k_a = 1$, $k_b = 1$, $k_w = 0.5$.

1.7 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter la méthode d'identification du modèle de référence.

Cette méthode est la plus utilisée actuellement pour l'identification de la machine asynchrone.

Un des modèles de la machine asynchrone triphasée alimentée en tension est décrit.

La représentation en modèle de Park permet l'indépendance au sens affine du vecteur de tensions d'alimentation ainsi qu'une étude orientée vers le problème étudié : analyse, identification ou commande. En régime permanent, les grandeurs suivant l'axe homopolaire o sont nulles. Elles ne sont pas figurées dans le système d'équations lié au référentiel dq ; le nombre d'équations est donc diminué.

La machine peut être alimentée par une alimentation sinusoïdale parfaite ou par un onduleur de tension.

Le choix de la loi de commande de l'onduleur est facultatif. Cependant, la technique MLI vectorielle est choisie pour ce travail.

A ce stade, la méthode du modèle de référence n'est que partiellement définie ; la méthode d'optimisation doit être spécifiée. Les techniques d'optimisation utilisées dans ce travail vont être décrites dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

Techniques d'optimisation

2.1 Introduction

Les heuristiques sont le fruit d'une idée ingénieuse généralement inspirée du monde réel : la biologie végétale, le comportement des animaux et insectes à la recherche de nourriture, la lutte du corps humain contre les microbes, ou le changement de phase de la matière.

Ceci est fait, les fondements mathématiques de certaines techniques sont bien élaborées (l'approximation parcimonieuse pour les réseaux de neurones, la théorie de schème pour les algorithmes génétiques, la chaîne de Markov pour les techniques Monté Carlo, comme le recuit simulé) ; certaines autres sont en court d'élaboration (l'algorithme de la colonie de fourmis).

Contrairement aux techniques analytiques, les heuristiques ne cherchent pas la solution exacte mais une *bonne* solution dans un temps d'exécution raisonnable. C'est cette souplesse qui a donné la nomination 'softcomputing' à cette classe de techniques d'optimisation. Les heuristiques qu'on utilise sont souvent considérées comme des métaheuristiques ; c'est-à-dire pouvant inclure des techniques classiques ou hybridées avec d'autres heuristiques. Dans ce travail, l'hybridation n'est pas considérée ; l'inclusion d'une technique classique n'est effectuée que si l'heuristique de base l'exige.

Pour s'initier, deux techniques classiques, l'une des deux n'utilisant pas les dérivés des variables de la machine, sont décrites. Ensuite, les techniques heuristiques sont présentées.

2.2 Techniques classiques

Sans perdre la généralité, le problème d'optimisation peut être posé comme la minimisation d'une fonction objectif, d'habitude une fonction coût, f . Mathématiquement ce problème revient à trouver le minimum:

minimum $f : D \rightarrow \mathfrak{R}$, $D \subseteq \mathfrak{R}^n$,
où

$$f(x) = E(C(x)). \quad (2.1)$$

D est l'espace de recherche faisable, $x \in D$ est le vecteur des n paramètres à identifier. $C(x)$ est la sortie stochastique pour une entrée donnée x , $E(C(x))$ est sa valeur attendue.

2.2.1 Technique du gradient (TG)

Le choix de la direction de f à l'itération $(k+1)$ est tel que f décroît rapidement ; qui est la direction opposée au gradient $g(x_k)$. Le gradient de la fonction f est défini comme suit :

$$g(x_k) = \nabla f(x_k) = \left[\frac{\partial f}{\partial x_1} \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} \quad \dots \quad \frac{\partial f}{\partial x_n} \right]_k. \quad (2.2)$$

La recherche démarre en un point arbitraire x_0 et en descendant le long du gradient jusqu'à une valeur proche de la solution ; comme l'indique l'équation suivante :

$$x_{k+1} = x_k - \lambda_k g(x_k) = x_k - \lambda_k \nabla f(x_k). \quad (2.3)$$

sachant que

$$C(x(k)) = k_a |i_{as} - i_a| + k_b |i_{bs} - i_b| + k_w |w_r - w| = |C_a| + |C_b| + |C_w|, \quad (2.4)$$

on a:

$$\nabla_i C(x(k)) = k_a \frac{\partial i_{as}}{\partial x_i} \text{Sign}(C_a) + k_b \frac{\partial i_{bs}}{\partial x_i} \text{Sign}(C_b) + k_w \frac{\partial w_r}{\partial x_i} \text{Sign}(C_w), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.5)$$

avec

$$i_{as} = \sqrt{\frac{2}{3}} i_{\alpha s}, \quad (2.6)$$

$$i_{bs} = \sqrt{\frac{1}{2}} i_{\beta s} - \sqrt{\frac{1}{6}} i_{\alpha s}, \quad (2.7)$$

et

$$i_{\alpha s} = \frac{-\phi_{\alpha rm} - \tau_r w_r \phi_{\beta rm}}{\tau_r^2 s^2 + \tau_r^2 R_e L_e s + L_s - L_e}, \quad (2.8)$$

$$i_{\beta s} = \frac{-\phi_{\beta rm} + \tau_r w_r \phi_{\alpha rm}}{\tau_r^2 s^2 + \tau_r^2 R_e L_e s + L_s - L_e}, \quad (2.9)$$

$$w_r = (-f_v w_r - p(C_{em} - C_r - C_c)) / J_m s, \quad (2.10)$$

donc

$$\nabla_i C(x(k)) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{(2k_a \text{Sign}(C_a) - k_b \text{Sign}(C_b))}{\sqrt{3}} \frac{\partial i_{\alpha s}}{\partial x_i} + k_b \text{Sign}(C_b) \frac{\partial i_{\beta s}}{\partial x_i} \right) + k_w \text{Sign}(C_w) \frac{\partial w_r}{\partial x_i}, \quad (2.11)$$

$$\nabla_{R_e} C(x(k)) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{(2k_a \text{Sign}(C_a) - k_b \text{Sign}(C_b))(-\phi_{\alpha rm} - \tau_r (V_{\alpha s} + w_r \phi_{\beta rm}))}{\sqrt{3}} + k_b \text{Sign}(C_b) (-\phi_{\beta rm} - \tau_r (V_{\beta s} - w_r \phi_{\alpha rm})) \right) \frac{t e^{-\frac{t}{\tau_e}}}{\tau_r L_e^2}, \quad (2.12)$$

$$\nabla_{L_e} C(x(k)) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{(2k_a \text{Sign}(C_a) - k_b \text{Sign}(C_b))(-\phi_{\alpha rm} - \tau_r (V_{\alpha s} + w_r \phi_{\beta rm}))}{\sqrt{3}} + k_b \text{Sign}(C_b) (-\phi_{\beta rm} - \tau_r (V_{\beta s} - w_r \phi_{\alpha rm})) \right) \frac{(t/\tau_e - 1) e^{-\frac{t}{\tau_e}}}{\tau_r L_e^2}, \quad (2.13)$$

$$\nabla_{\tau_r} C(x(k)) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{(2k_a \text{Sign}(C_a) - k_b \text{Sign}(C_b)) \phi_{\alpha rm}}{\sqrt{3}} - k_b \text{Sign}(C_b) \phi_{\beta rm} \right) \frac{e^{-\frac{t}{\tau_e}}}{\tau_r^2 L_e}, \quad (2.14)$$

$$\nabla_{L_e} C(x(k)) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{(2k_a \text{Sign}(C_a) - k_b \text{Sign}(C_b)) (\phi_{\alpha rm} + \tau_r w_r \phi_{\beta rm})}{\sqrt{3}} + k_b \text{Sign}(C_b) (-\phi_{\beta rm} + \tau_r w_r \phi_{\alpha rm}) \right) \frac{t e^{-\frac{t}{\tau_e}} \cos \left(\sqrt{\frac{(L_e - L_s)^2}{\tau_r^2} - \left(\frac{R_e L_e}{2}\right)^2} t \right)}{2 \tau_r^4 \left(\frac{(L_e - L_s)^2}{\tau_r^2} - \left(\frac{R_e L_e}{2}\right)^2 \right)}, \quad (2.15)$$

$$\nabla_{f_v} C(x(k)) = \frac{p(C_{em} - C_r - f_d)}{J_m^2} t e^{-\frac{t}{\tau_m}}, \quad (2.16)$$

$$\nabla_{f_d} C(x(k)) = \begin{cases} \frac{p}{J_m} e^{-\frac{t}{\tau_m}} & \text{si } w_r \geq 0, \\ -\frac{p}{J_m} e^{-\frac{t}{\tau_m}} & \text{si } w_r < 0, \end{cases} \quad (2.17)$$

$$\nabla_{J_m} C(x(k)) = \frac{p(C_{em} - C_r - f_d)}{J_m^2} (t/\tau_m - 1) e^{-\frac{t}{\tau_m}}, \quad (2.18)$$

où $\tau_e = L_e/R_e$, $\tau_m = J_m/f_v$.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.1.

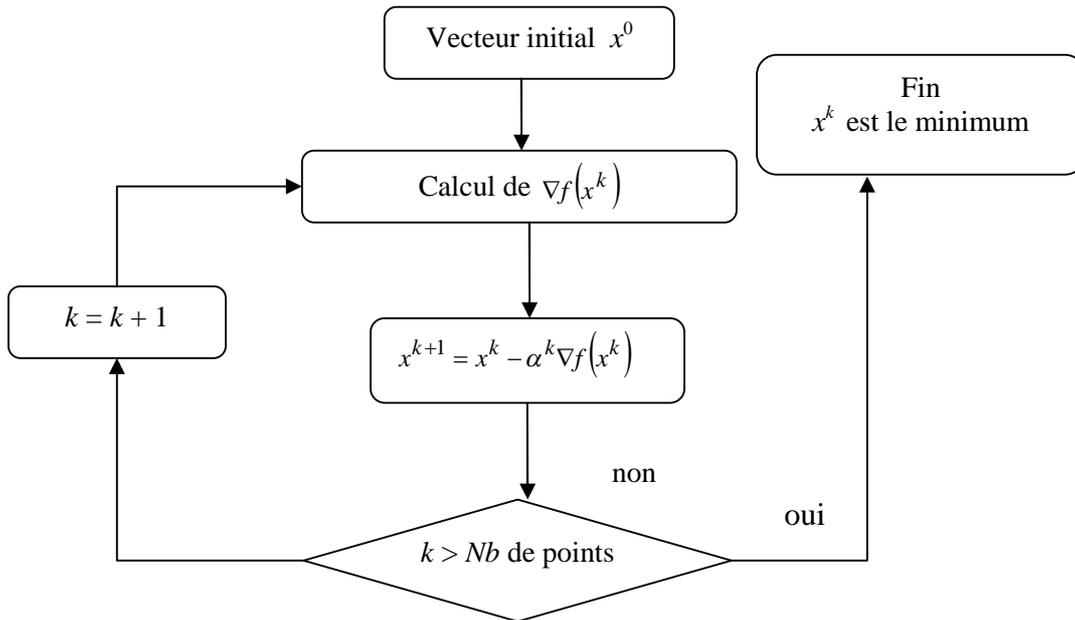


Figure 2.1. Organigramme de la technique du gradient.

2.2.2 Technique du simplexe de Nelder et Mead (NM)

La technique de Nelder et Mead est une technique directe d'optimisation, qui utilise seulement les valeurs de la fonction à optimiser et non pas ses dérivés [30].

Un simplexe à $n-1$ dimensions est l'enveloppe convexe de n vecteurs de \mathfrak{R}^n indépendants au sens affine.

La technique du simplexe repose sur l'idée suivante :

- Maintenir un simplexe S .
 - Soient $\{x_j\}_{j=1, \dots, n}$ les sommets de S .
 - On suppose que : $C(x_{\min}) \leq \dots \leq C(x_{\text{sui-max}}) \leq C(x_{\max})$.
 - Soit le centroïde des n sommets : $x_{\text{cent}} = \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) / n$.
 - A chaque itération, on remplace x_{\max} par : $x(\mu) = (1 + \mu)x_{\text{cent}} - \mu x_{\max}$.
- Les opérations de base sont :
- Réflexion : $\mu = 1$, $x_{\text{refl}} = 2x_{\text{cent}} - x_{\max}$.
 - Expansion : $\mu = 2$, $x_{\text{exp}} = 3x_{\text{cent}} - 2x_{\max}$.
 - Contraction interne : $\mu = -1/2$, $x_{c1} = 1/2 x_{\text{cent}} + 1/2 x_{\max}$.
 - Contraction externe : $\mu = 1/2$, $x_{c2} = 3/2 x_{\text{cent}} - 1/2 x_{\max}$.

En considérant le cas de 2 dimensions, les positions des vecteurs résultants sont données à la figure 2.2.

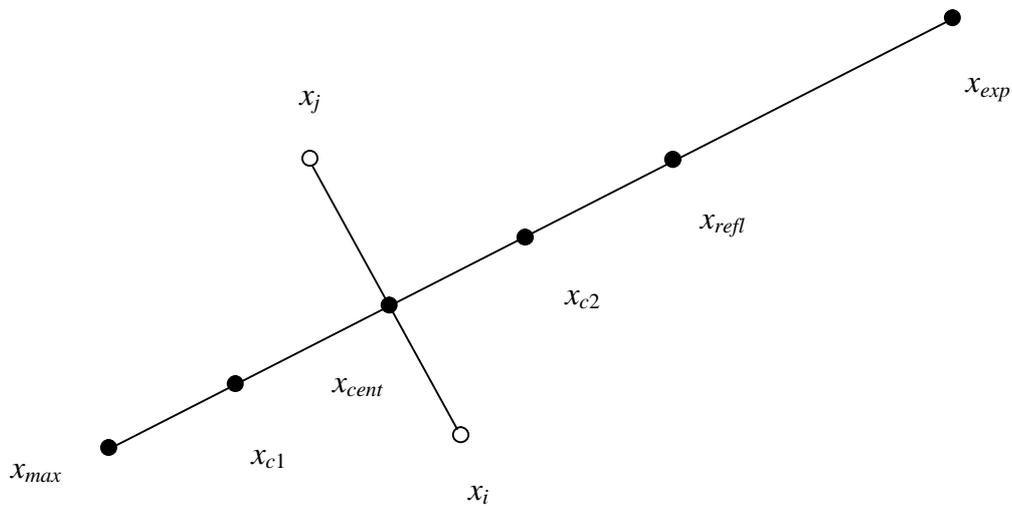


Figure 2.2. Opérations de base de la technique du simplexe.

La technique du simplexe peut être résumée comme suit :

1. Initialisation :

- premièrement un simplexe de base $x_1^0 = (x_{1,1}^0, x_{1,2}^0, \dots, x_{1,n}^0)$ est choisi. Les autres n sommets sont déterminés selon la formule suivante :

$$x_i^0 = (x_{1,1}^0, \dots, x_{1,i}^0 + \mu_i, \dots, x_{1,n}^0), \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Donc, le simplexe constitué par les sommets $\{x_1^0, x_2^0, \dots, x_{n+1}^0\}$, et leurs valeurs de la fonction objectif $\{C(x_1^0), C(x_2^0), \dots, C(x_{n+1}^0)\}$ est construit.

- De la même manière que les sommets dont la valeur de la fonction objectif est la plus faible (x_{min}^0), la valeur la plus élevée (x_{max}^0), et la valeur suivant la plus élevée ($x_{sui-max}^0$) sont déterminées.

2. Itération : Supposons qu'à l'itération k on a le simplexe représenté par les sommets : $\{x_1^k, x_2^k, \dots, x_{n+1}^k\}$ et leurs valeurs de la fonction objectif $\{C(x_1^k), C(x_2^k), \dots, C(x_{n+1}^k)\}$.

- Les valeurs de (x_{min}^k), (x_{max}^k), et ($x_{sui-max}^k$) sont déterminées.
- Le sommet x_{max}^k est reflété à travers le centroïde x_{cent}^k des sommets restants: $x_{cent} = \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \right)$, pour trouver un nouveau sommet x_{refl}^k :

$$x_{refl}^k = (1 + \alpha)x_{cent}^k - \alpha x_{max}^k, \quad \alpha > 0 \tag{2.19}$$

- La fonction objectif est évaluée en x^k_{refl} , et un nouveau simplexe est construit comme suit :
 - a. Si $C(x^k_{refl}) \geq C(x^k_{max})$, donc la fonction objectif est évaluée en un sommet contracté entre x^k_{max} et x^k_{cent} , défini par

$$x^k_{c1} = \beta x^k_{max} + (1 - \beta)x^k_{cent}, \quad 0 < \beta < 1 \quad (2.20)$$

- Si $C(x^k_{c1}) \geq C(x^k_{max})$, donc le nouveau simplexe est construit en remplaçant le sommet x^k_{max} par le sommet x^k_{c1} .
- Autrement, le nouveau simplexe est construit par le rétrécissement du simplexe actuel autour du sommet x^k_{min} , en remplaçant le sommet x^k_i par

$$\delta x^k_i + (1 - \delta)x^k_{min}, \quad i = 1, \dots, n+1, x^k_i \neq x^k_{min}, 0 < \delta < 1. \quad (2.21)$$

- b. Si $C(x^k_{sui-max}) < C(x^k_{refl}) < C(x^k_{max})$, donc la fonction objectif est évaluée en un sommet contracté entre x^k_{refl} et x^k_{cent} , défini par

$$x^k_{c2} = \beta x^k_{refl} + (1 - \beta)x^k_{cent}, \quad 0 < \beta < 1 \quad (2.22)$$

- si $C(x^k_{c2}) \geq C(x^k_{refl})$, donc le nouveau simplexe est construit en remplaçant le sommet x^k_{max} par le sommet x^k_{c2} .
- Autrement, le nouveau simplexe est construit par, premièrement le remplacement du sommet x^k_{max} par x^k_{refl} , et par conséquent le rétrécissement du simplexe résultant autour du sommet x^k_{min} , en remplaçant le sommet x^k_i par

$$\delta x^k_i + (1 - \delta)x^k_{min}, \quad i = 1, \dots, n+1, x^k_i \neq x^k_{min}, 0 < \delta < 1. \quad (2.23)$$

- c. Si $C(x^k_{min}) < C(x^k_{refl}) < C(x^k_{sui-max})$, donc le nouveau simplexe est construit en remplaçant le sommet x^k_{max} par le sommet x^k_{refl} .
- d. Si $C(x^k_{refl}) < C(x^k_{min})$, donc la fonction objectif est évaluée en un sommet étendu défini par

$$x^k_{exp} = \gamma x^k_{refl} + (1 - \gamma)x^k_{cent}, \quad \gamma > 1 \quad (2.24)$$

- Si $C(x^k_{exp}) < C(x^k_{min})$, donc le nouveau simplexe est construit en remplaçant le sommet x^k_{max} par le sommet x^k_{exp} ;
- autrement, le nouveau simplexe est construit par le remplacement du sommet x^k_{max} par le sommet x^k_{refl} .

La prochaine itération démarre avec le nouveau simplexe $\{C(x_1^{k+1}), C(x_2^{k+1}), \dots, C(x_{n+1}^{k+1})\}$. Le sommet x_{min}^{k+1} est pris comme le minimum à l'itération k . Si un sommet est défini en dehors de la région de faisabilité D durant une itération, donc il est projeté à la limite de sa région avant son évaluation.

3. L'étape 2 est répétée jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit satisfait ; généralement un nombre défini d'itérations, ou une valeur donnée de la fonction objectif.

La technique simplexe de Nelder et Mead procède selon l'organigramme donné par la figure 2.3.

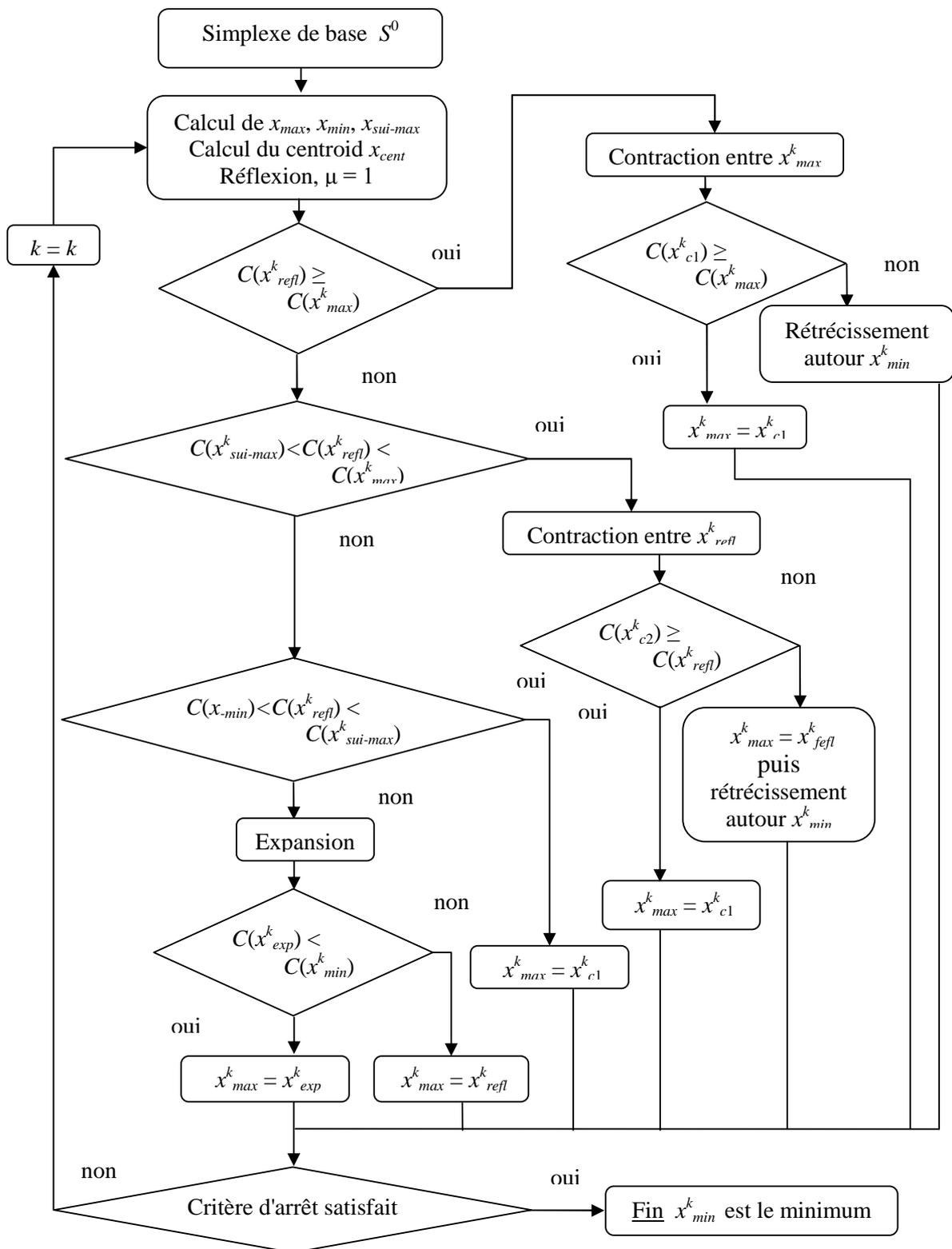


Figure 2.3. Organigramme de la technique du simplexe.

2.3 Techniques heuristiques

Un algorithme de recherche heuristique utilise l'information disponible pour rendre le processus de recherche plus efficace. Pour exploiter cette information, Les heuristiques utilisent souvent les notions d'intensification et de diversification.

L'intensification est basée sur l'idée d'apprentissage des propriétés favorables. Elle peut être exprimée explicitement, comme pour le cas d'utilisation d'une technique de recherche classique, ou implicitement comme l'opérateur de croisement pour l'algorithme génétique et la recombinaison pour la stratégie évolutionniste.

La diversification a un objectif inverse à l'intensification : elle cherche à diriger la recherche vers des zones inexplorées. Elle rejoint la notion de saut dans l'algorithme du kangourou, mémoire à long terme dans la recherche tabou améliorée, la mutation dans les algorithmes évolutionnistes.

La métaphore 'intensification-diversification' pour l'identification est analogue à la métaphore 'exploitation-exploration' pour la théorie de contrôle.

2.3.1 Techniques de voisinage

2.3.1.1 Système de voisinage (V)

Le voisinage d'une solution est défini à l'aide d'une transformation élémentaire. On appelle transformation toute opération permettant de changer une solution x de D en une autre solution x' de D . Une transformation sera considérée comme élémentaire (ou locale) si elle ne modifie que faiblement la structure de la solution à laquelle on l'applique [31].

Notre système de voisinage est basé sur le mécanisme de visite stochastique suivant :

$$V : \begin{cases} x'_i = x_i & \text{si } i \neq rnd \\ x'_i = x_i(1 + \Delta x_i) & \text{si } i = rnd \text{ \& } random \geq 1/2, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ x'_i = x_i(1 - \Delta x_i) & \text{si } i = rnd \text{ \& } random < 1/2 \end{cases} \quad (2.25)$$

où rnd est un nombre entier aléatoire de distribution uniforme dans l'intervalle $[1 \ n]$, et $random$ est un nombre réel aléatoire de distribution uniforme dans l'intervalle $[0 \ 1]$. Δx_i est le pas de la transformation élémentaire pour le paramètre i .

Avec le système de voisinage V un seul paramètre est incrémenté ou décrémenté à la fois.

2.3.1.2 Descente stochastique (DS)

L'algorithme de la descente stochastique est l'une des méthodes de recherche locale les plus anciennes. Elle est connue par sa rapidité et sa simplicité.

Une solution x' est uniformément et aléatoirement choisie dans $V(x)$. Si la valeur de la fonction objectif $C(x')$ est meilleure ou égale à $C(x)$ alors la solution x' est acceptée.

Le critère d'arrêt peut être un nombre maximum d'itérations atteint ou une valeur de la fonction objectif connue.

Généralement, cet algorithme converge vers un optimum local, mais cette convergence n'est pas prouvée.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.4.

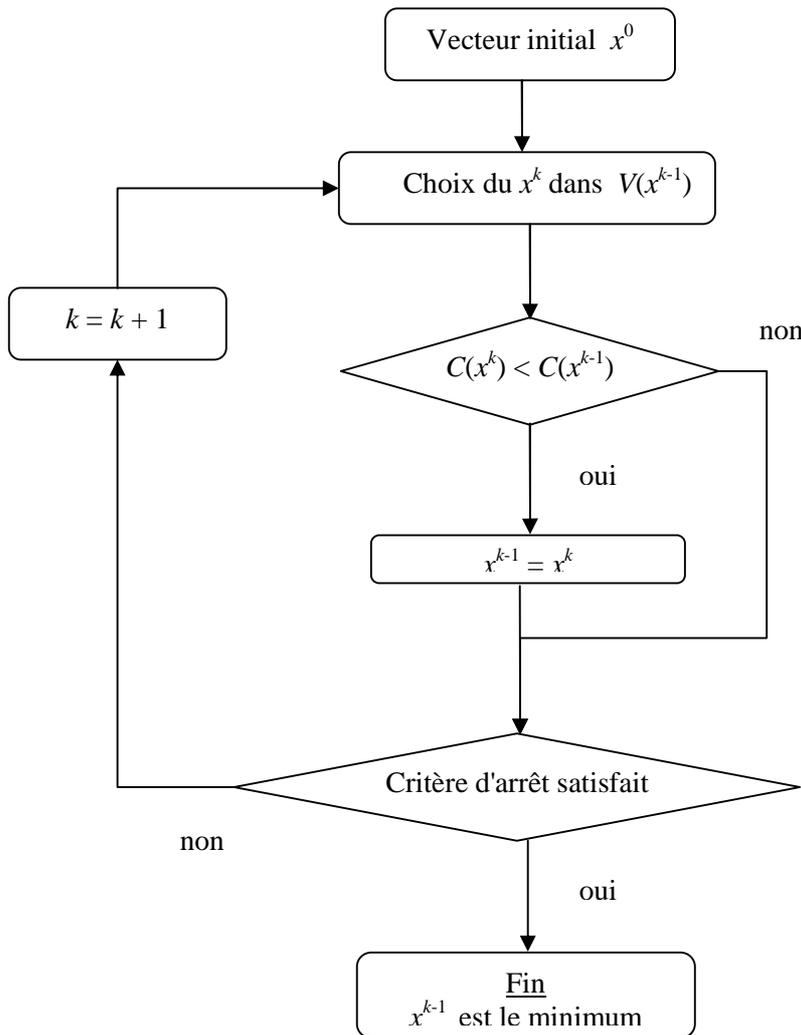


Figure 2.4. Organigramme de la descente stochastique.

2.3.1.3 Algorithme du kangourou (AK)

L'algorithme du kangourou permet, à l'issue d'une descente stochastique, lorsque la fonction objectif a la même valeur depuis un temps trop long, d'accepter une (ou plusieurs) transitions dans le système de voisinage actuel V et quelle que soit la valeur de la fonction objectif puis de repartir pour une descente stochastique. Cet algorithme a l'avantage par rapport aux descentes itérées de ne pas perdre l'information relative aux optimums locaux rencontrés.

Après une descente stochastique, avec un système de voisinage V , si la valeur $C(x)$ de la fonction objectif n'a pas changé depuis S itérations, n'importe quelle transition dans le système de voisinage W de l'état courant est acceptée. Le système de voisinage W n'est pas nécessairement le même que V mais doit respecter la propriété d'accessibilité.

Contrairement aux descentes successives, nous disposons du résultat théorique suivant :

L'algorithme du kangourou converge avec une probabilité 1 vers l'ensemble des minimums globaux si le système de voisinage W respecte la propriété d'accessibilité. La preuve de cette convergence repose sur le fait que l'algorithme du kangourou construit une chaîne de Markov où chaque état conduit à un état absorbant et l'ensemble des états absorbants constitue l'ensemble des optimums globaux [32].

On choisit le système de saut comme suit :

$$W : \begin{cases} x'_i = x_i & \text{si } i \neq \text{rnd} \\ x'_i = x_i(1 + r\Delta x_i) & \text{si } i = \text{rnd} & \& \text{ random} \geq 1/2, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ x'_i = x_i(1 - r\Delta x_i) & \text{si } i = \text{rnd} & \& \text{ random} < 1/2 \end{cases} \quad (2.26)$$

où r est un paramètre dont la valeur est ajustée par tâtonnement.

La transition vers un voisin dans le système de voisinage W est appelée un saut.

Fleury [32] a proposé la formule suivante pour calculer S , le nombre d'itérations sans amélioration avant un saut :

$$S = \frac{\ln(1 - \rho)}{\ln\left(1 - \frac{1}{\text{card}(V)}\right)}, \quad (2.27)$$

où ρ est la probabilité qu'il n'existe pas, au moment du saut, de configuration meilleure que la configuration courante et $\text{card}(V)$ est la cardinal du système de voisinage, c'est à dire le nombre de voisins de n'importe quelle solution selon V .

Lorsque le cardinal de V est grand (ce qui est généralement le cas) la formule (1.12) peut s'écrire

$$S \approx -\text{card}(V) \ln(1 - \rho). \quad (2.28)$$

Avec : $\text{card}(V) = 2n = 14$.

En pratique, la formule (2.28) est simplifiée en :

$$S \approx 0.7 \text{card}(V) = 9.8 \approx 10.$$

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.5.

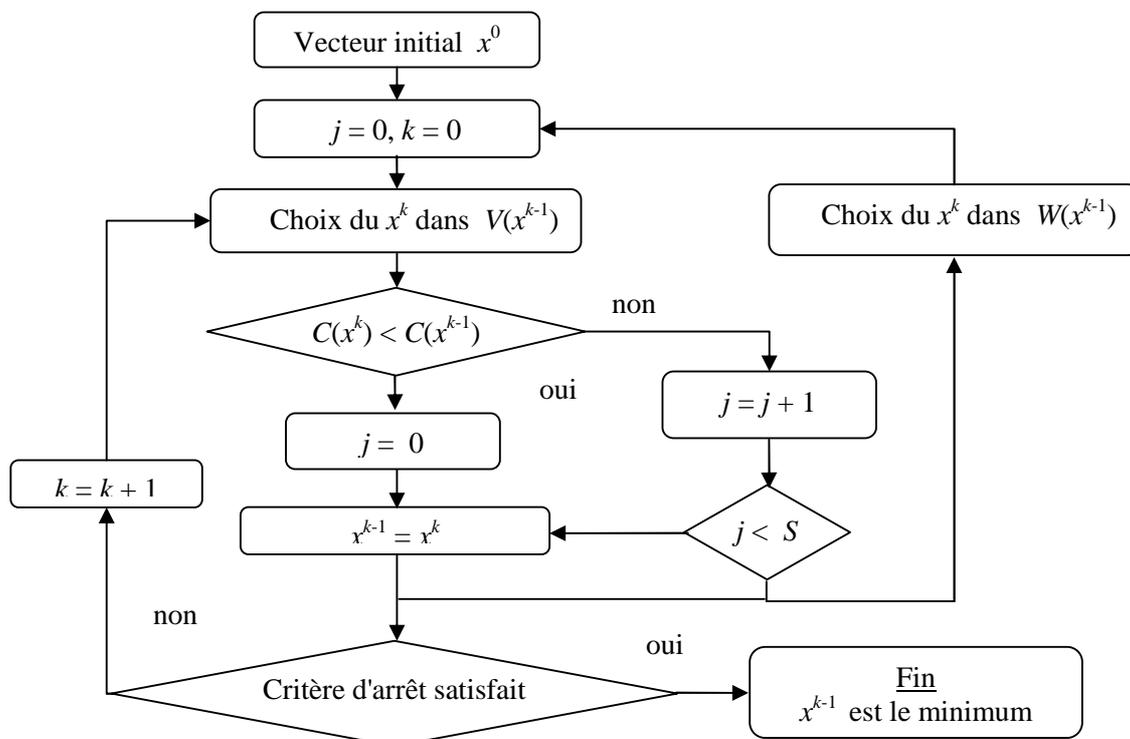


Figure 2.5. Organigramme de l'algorithme du kangourou.

2.3.1.4 Recuit simulé (RS)

Le recuit simulé est inspiré du processus de recuit des métaux doux qui, pour améliorer la qualité d'un métal, cherche un état d'énergie minimale qui correspond à une structure stable du solide. Un métal, chauffé à une température très haute, devient liquide. Une phase de refroidissement conduit la matière liquide à retrouver sa forme solide par une diminution progressive de la température. Chaque température est maintenue jusqu'à ce que la matière trouve un équilibre thermodynamique.

A l'échelle microscopique le processus consiste dans la génération d'une suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné. Tout nouvel état est obtenu en faisant subir une perturbation aléatoire à un atome quelconque. Aux hautes températures, le degré de liberté des atomes est grand, ce qui permet de purger les impuretés. Aux températures basses le degré de liberté des atomes est réduit, conduisant à une forme cristalline homogène.

La technique du recuit simulé a été proposée en 1983 par Kirkpatrick [33] pour contourner l'inconvénient majeur de la descente (convergence vers un optimum local), grâce à la possibilité d'accepter parfois une moins bonne solution.

L'algorithme du recuit simulé peut être résumée aux étapes suivantes :

1) Un vecteur initial de paramètres x_0 , se trouvant à une température initiale T_i , est généré. La fonction objectif C est évaluée en x_0 .

2) Supposons qu'on est à la température T_k , le vecteur de paramètres est x_{Lk} .

Le vecteur de paramètres x_{Lk+1} , voisin de x_{Lk} , est généré selon le système de voisinage V .

La fonction objectif est évaluée en x_{Lk+1} :

- Si $C(x_{Lk+1}) < C(x_{Lk})$, alors x_{Lk} est remplacé par x_{Lk+1} .
- Sinon, x_{Lk+1} est accepté avec une probabilité égale à :

$$p(\Delta C, T_k) = e^{-\frac{\Delta C}{KT_k}}, \quad (2.29)$$

où K est connue sous le nom de constante de Boltzmann.

3) L'étape 2 est répétée un nombre L_k de fois égal à la longueur du palier à la température T_k .

Si les paliers de température sont choisis d'une valeur égale à 1, l'algorithme est appelé recuit simulé inhomogène.

Afin d'affiner l'optimisation aux générations ultérieures, la longueur du palier est choisie linéairement croissante de L_{min} jusqu'à L_{max} .

La température est contrôlée par une fonction décroissante qui définit un schéma de refroidissement:

$$T_{k+1} = \alpha T_k, \quad (2.30)$$

α est appelé coefficient de température.

4) L'étape 3 est répétée jusqu'à ce que la température finale T_f soit atteinte.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.6.

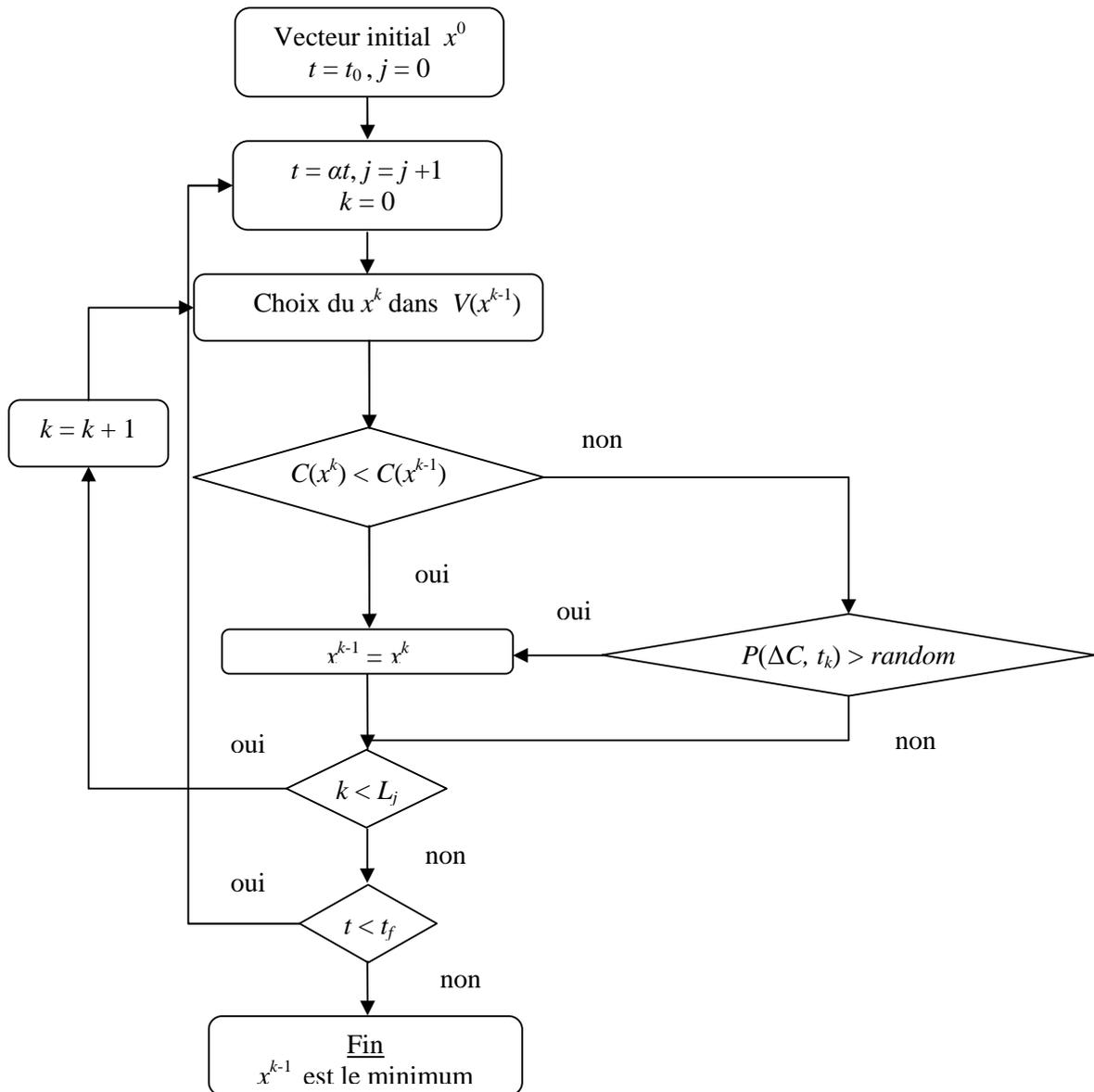


Figure 2.6. Organigramme du recuit simulé.

2.3.1.4.1 Convergence de l'algorithme (chaînes de Markov)

L'algorithme du recuit simulé converge avec une probabilité 1 vers l'ensemble des minimums globaux si les conditions suivantes sont satisfaites:

- la séquence T_k des valeurs de la température converge vers 0,
- les paliers générés pour chaque valeur de T_k sont de longueur L_{T_k} infinie,
- le système de voisinage respecte les propriétés suivantes :
 - Accessibilité : pour chaque paire de configurations (x, x') , il existe une séquence finie d'états (u_0, u_1, \dots, u_K) avec $u_0 = x$, $u_K = x'$ et $u_k \in V(u_{k-1})$, $k = 1, 2, \dots, K$.
 - Réversibilité: $x' \in V(x) \Leftrightarrow x \in V(x')$, $\forall x, \forall x'$.

2.3.1.5 Recherche tabou

2.3.1.5.1 Recherche tabou simple (RT)

Cette technique, proposée par F. Glover [34], peut être vue comme une technique basée sur un concept de l'intelligence artificielle (la mémoire). Elle est définie comme une stratégie pour la résolution du problème de l'optimum local de la descente déterministe.

L'une des caractéristiques principales de cette technique réside dans le fait que les mouvements élémentaires effectués pour passer d'une solution à la suivante sont autorisés à détériorer la valeur courante de la fonction objectif. La procédure ne s'arrête pas lorsqu'elle arrive dans un optimum local mais peut s'en extraire en effectuant alors le moins mauvais mouvement (c'est-à-dire le moins dégradant dans la valeur de la fonction objectif).

Cette démarche pouvant induire des phénomènes de cycle (parcours répétitif du même ensemble de solutions) ; la seconde caractéristique de la méthode vient donc au secours. Elle réside dans l'introduction de restrictions tabou qui interdisent les mouvements antérieurs pendant un certain nombre d'itérations. Ces mouvements sont mémorisés dans une liste constamment tenue à jour dite liste tabou (mémoire à court terme).

Souvent, le nombre de mouvements est très grand, il est préférable donc de les substituer par leurs attributs. La stratégie de sélection des attributs est facultative. Nous choisissons le signe du mouvement d'un paramètre (incrémentaire ou décrétoire) comme attribut de mouvement.

Afin de ne pas rendre la méthode trop zélée, le critère d'aspiration (ou encore la fonction de repêchage) est introduit. Notre critère d'aspiration est choisi tel que le mouvement réalisant la meilleure valeur de la fonction objectif est accepté même si la règle de la liste tabou est violée. La recherche tabou simple peut être résumée aux étapes suivantes [35]:

1. Initialisation :
 - un vecteur initial de paramètres x_0 est généré,
 - la fonction objectif C est évaluée en x_0 ,
 - le meilleur vecteur précédemment parcouru x_{glob} égal à x_0 ,
 - la liste tabou est vide. La taille de la liste tabou T peut être choisie entre 1 et $2n-1$.
2. Descente déterministe : Supposons qu'à l'itération k , le vecteur de paramètres est x_k . La liste tabou contient les attributs liés aux T derniers mouvements.
 - a. Les $2n$ vecteurs voisins de x_k sont générés :

$$\{x'_1, x'_2, \dots, x'_n, x''_1, x''_2, \dots, x''_n\}_{k+1},$$
 avec

$$x'_{i,k+1} = \{x_{1,k}, \dots, x_{i,k} + \Delta x_i, \dots, x_{n,k}\},$$
 l'attribut donc est un signe positif à la position i , et

$$x''_{i,k+1} = \{x_{1,k}, \dots, x_{i,k} - \Delta x_i, \dots, x_{n,k}\},$$
 dont l'attribut est un signe négatif à la position i , et Δx_i est le pas de mouvement du paramètre i .
 - b. Les $2n$ vecteurs voisins de x_k sont évalués puis triés par ordre croissant de la valeur de la fonction objectif :
 - Si la valeur de la fonction objectif du meilleur vecteur des paramètres voisins de x_k est inférieure à celle du meilleur vecteur précédemment parcouru, alors :
 - $x_{glob} = x_{k+1} = x_k$, même si l'attribut lié au mouvement effectué est contenu dans la liste tabou (critère d'aspiration).
 - les éléments de la liste tabou sont incrémentés, l'attribut lié au dernier mouvement occupe la dernière position dans la liste.
 - Sinon :
 - le meilleur individu, en terme de la valeur de la fonction objectif, dont l'attribut n'est pas tabou est choisi : $x_{k+1} = x_k$.
 - la liste tabou est mise à jour.
3. L'étape 2 est répétée un nombre défini de fois.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.7.

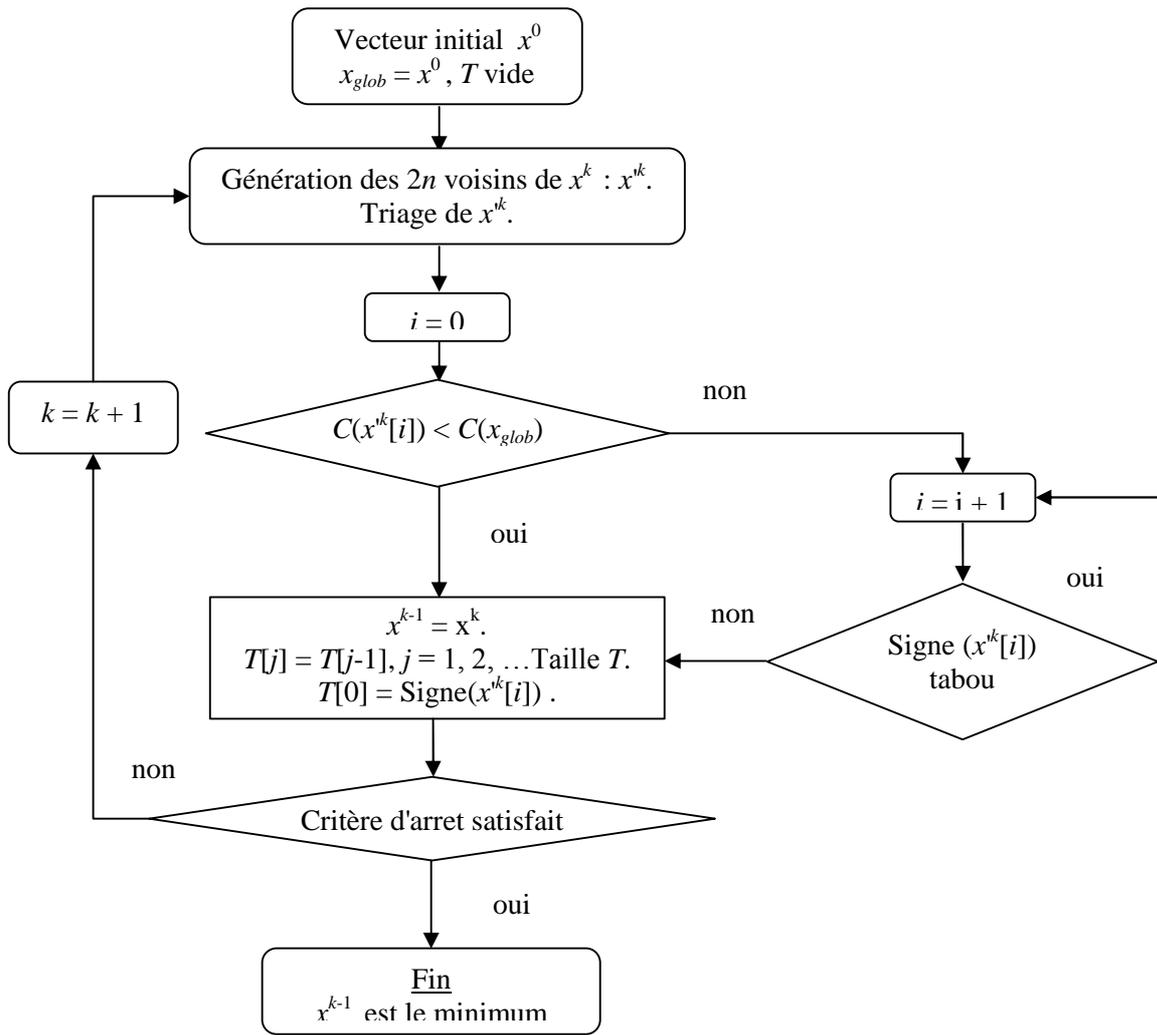


Figure 2.7. Organigramme de la recherche tabou.

2.3.1.5.2 Recherche tabou améliorée (RTDI)

Comme la recherche tabou est un méta heuristique, elle peut supporter des techniques classiques.

Afin d'illustrer le principe d'intensification-diversification avec une technique à solution unique, avant de lui revoir avec les techniques à base de population, nous choisissons un algorithme dont la boucle de diversification est incluse dans la boucle d'intensification (RTDI) [36].

L'intensification est effectuée par l'application de la méthode simplex de Nelder et Mead.

La diversification est réalisée en introduisant une mémoire à long terme à base des fréquences des attributs des mouvements effectués, dont La taille est égale à $2n$. Cette stratégie peut être réalisée à travers les étapes suivantes:

1. Initialisation:

- Un vecteur initial de paramètres x_0 est généré,
- La fonction objectif C est évaluée en x_0 ,
- Le meilleur vecteur précédemment parcouru x_{glob} est égal à x_0 ,
- La liste tabou est vide,
- Les éléments de la mémoire à long terme sont nuls : $T'_i = 0, i = 1, 2, \dots, 2n$,
- Le nombre de descentes consécutives sans amélioration $i_méliore$ est initialisé à 0.

2. Supposons qu'à l'itération k , le vecteur des paramètres est x_k . La liste tabou contient les attributs liés aux T derniers mouvements. La mémoire à long terme contient les nombres de fois où chaque attribut est parcouru, pour les n paramètres.

a. Les $2n$ vecteurs voisins de x_k sont générés:

$$\{x'_1, x'_2, \dots, x'_n, x''_1, x''_2, \dots, x''_n\}_{k+1},$$

avec

$$x'_{i,k+1} = \{x_{1,k}, \dots, x_{i,k} + \Delta x_i, \dots, x_{n,k}\}, \text{ l'attribut est donc un signe positif à la position } i, \text{ et}$$

$$x''_{i,k+1} = \{x_{1,k}, \dots, x_{i,k} - \Delta x_i, \dots, x_{n,k}\}, \text{ dont l'attribut est un signe négatif à la position } i.$$

b. Les $2n$ vecteurs voisins de x_k sont évalués ; puis pénalisés selon la formule suivante :

$$C'(x'_{i,k+1}) = (1 + \alpha T'_i) C(x'_{i,k+1})$$

$$C'(x''_{i,k+1}) = (1 + \alpha T'_{i+n}) C(x''_{i,k+1}), i = 1, 2, \dots, n.$$

α est un paramètre à ajuster.

Les $2n$ vecteurs voisins sont triés par ordre croissant de la valeur de la fonction objectif modifiée :

- Si la valeur de la fonction objectif du meilleur vecteur des paramètres voisins de x_k est inférieure à celle du meilleur vecteur précédemment parcouru, alors :
 - $x_{glob} = x_{k+1} = x_k$, même si l'attribut lié au mouvement effectué est contenu dans la liste tabou (critère d'aspiration),
 - Les éléments de la liste tabou sont incrémentés, l'attribut du dernier mouvement occupe la dernière position dans la liste,
 - La valeur 1 est ajoutée au élément de la mémoire à long terme correspondant au mouvement effectué,
 - La valeur 1 est ajoutée à $i_méliore$.
- Sinon,
 - Le meilleur individu, en terme de la valeur de la fonction objectif modifiée, dont l'attribut n'est pas tabou est choisi: $x_{k+1} = x_k$,
 - Les mémoires à court et long terme sont mises à jour. De cette façon une diversification est achevée.

Cette procédure est répétée un nombre défini de fois.

3. Boucle de diversification : L'étape 2 est répétée jusqu'à ce que la valeur prédéfinie $n_méliore$ de $i_méliore$ soit atteinte. A ce moment, la stratégie d'intensification est appliquée :
 - Le meilleur vecteur précédemment parcouru x_{glob} est amélioré par la méthode de Nelder et Mead,
 - $i_méliore = 0$.
4. Boucle d'intensification : L'étape 3 est répétée un nombre défini de fois.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.8.

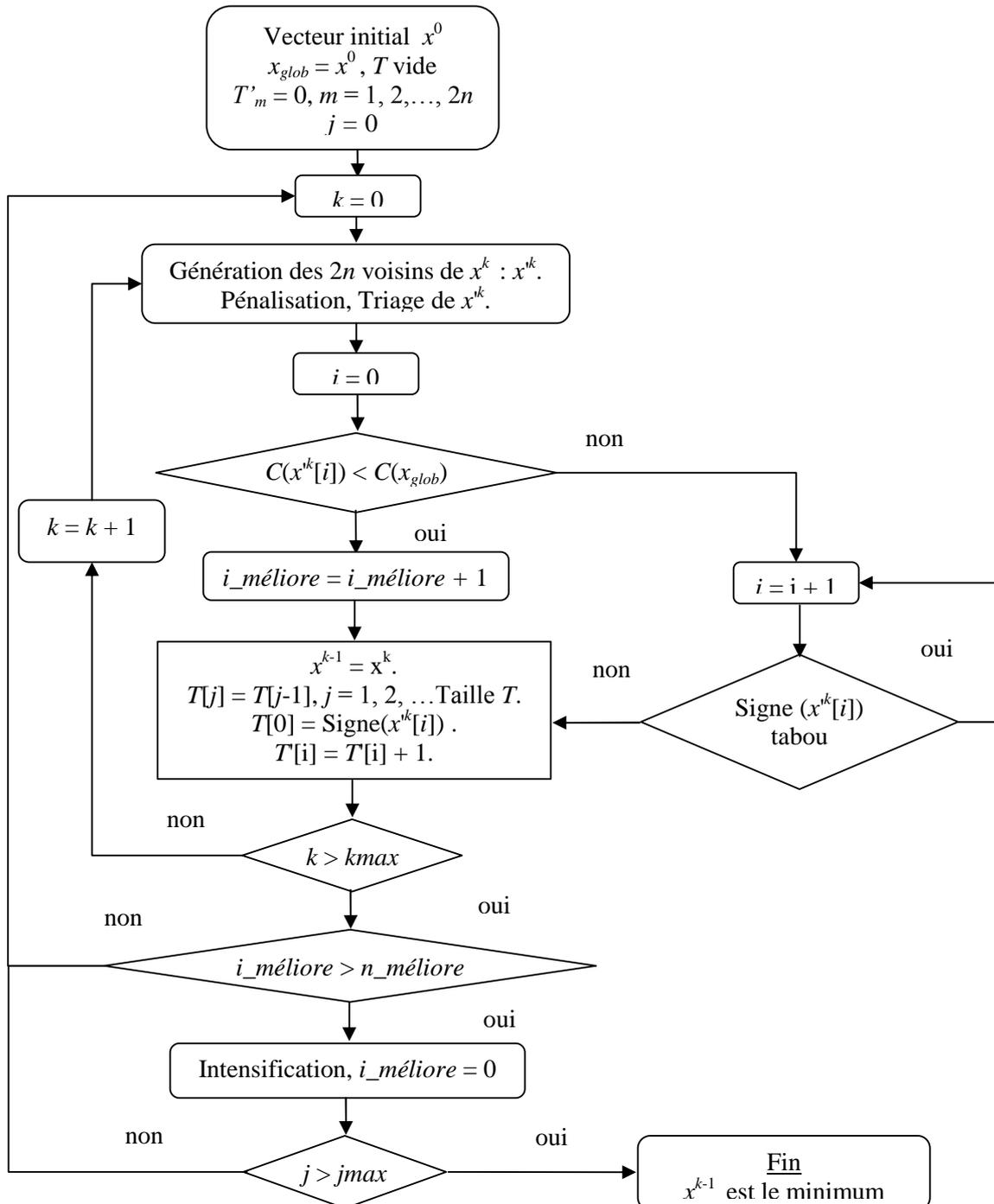


Figure 2.8. Organigramme de la recherche tabou améliorée.

2.3.2 Recherche distribuée (RD)

La recherche distribuée, développée par F.Glover [37], est basée sur l'interpolation dans les régions convexes et la combinaison des règles de décision en alternant les stratégies d'intensification et de diversification.

En mettant en œuvre d'une façon explicite les principes d'intensification et de diversification, elle peut être considérée comme plate forme pour les techniques à base de population.

La recherche distribuée peut être résumée par les étapes suivantes :

1. Génération diversifiée, pour générer une collection diversifiée de solutions d'essai x_i de taille m .
2. Amélioration, transforme la solution d'essai en une ou plusieurs solutions d'essai améliorées. On utilise la technique simplexe de Nelder et Mead comme méthode d'amélioration.
3. Actualisation de l'ensemble de référence, dont le but est de constituer et maintenir un ensemble de référence, d'une longueur b , qui consiste en b_1 meilleures solutions, en terme de valeur de la fonction objectif, et b_2 solutions diversifiées, en terme de la distance Euclidienne la plus petite aux éléments de ensemble de référence des meilleures solutions :

$$E_{b_2} = \left\{ x_i / x_k \in E_{b_1}, \forall x_j \in E_m : \min \left(\sqrt{\sum_{l=1}^n (x_i^l - x_k^l)^2} \right) > \min \left(\sqrt{\sum_{l=1}^n (x_j^l - x_k^l)^2} \right) \right\}. \quad (2.31)$$

4. Génération des sous ensembles, qui consiste à générer les sous ensembles qui vont être utilisés pour la création de nouvelles solutions par la méthode de combinaison des solutions. Nous sommes satisfaits par construire $(b^2 - b)/2$ sous ensembles composés de 2 éléments de l'ensemble de référence.
5. Combinaison des solutions, qui utilise les éléments de chaque sous ensemble, générées par la méthode de génération des sous ensembles, afin de créer de nouvelles solutions d'essai. Elle consiste à trouver des combinaisons linéaires des éléments des sous ensembles par l'application des règles suivantes :

En posant x' et x'' des solutions de référence :

$$C_1 : x = x' - d, \quad C_2 : x = x' + d, \quad C_3 : x = x'' + d, \quad (2.32)$$

où: $d = rand \cdot (x'' - x')/2$, $rand$ est un nombre aléatoire réel dans l'intervalle $[0, 1]$.

- Si x' et x'' sont des éléments de b_1 donc générer 4 solutions par l'application de C_1 et C_3 une fois et C_2 deux fois : y_1, y_2, y_3, y_4 .
 - Si seulement une parmi x' et x'' est un membre de b_1 donc générer 3 solutions par l'application de C_1, C_2 , et C_3 une fois : y_1, y_2, y_3 .
 - Si ni x' ni x'' est un membre de b_2 donc générer 2 solutions par l'application de C_2 une fois et choisir aléatoirement entre C_1 et C_3 : y_1, y_2 .
- Si $C(y_i) < C(E_b^{b_1})$ alors : met $E_b^{b_1} = y_i$, puis triage selon la valeur de la fonction objectif, la solution est déclarée nouvelle.
 - Si $\text{dist} \{y_i, E_b^j, j = 1, 2, \dots, b_1\} > \text{dist} \{E_b^b, E_b^j, j = 1, 2, \dots, b_1\}$: met $E_b^b = y_i$, puis triage selon la distance, la solution est déclarée nouvelle.
6. La recherche continue dans une boucle qui consiste à appliquer la méthode de combinaison des solutions suivie par les méthodes d'amélioration et l'actualisation de l'ensemble de référence.

Cette boucle termine quand l'ensemble de référence ne change pas et tous les sous ensembles ont déjà subi la méthode de combinaison des solutions. A ce point, la méthode de la génération diversifiée est utilisée pour construire un nouvel ensemble de référence.

L'algorithme s'arrête quand il n'y a pas d'amélioration de la meilleure solution dans la liste de référence.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.9.

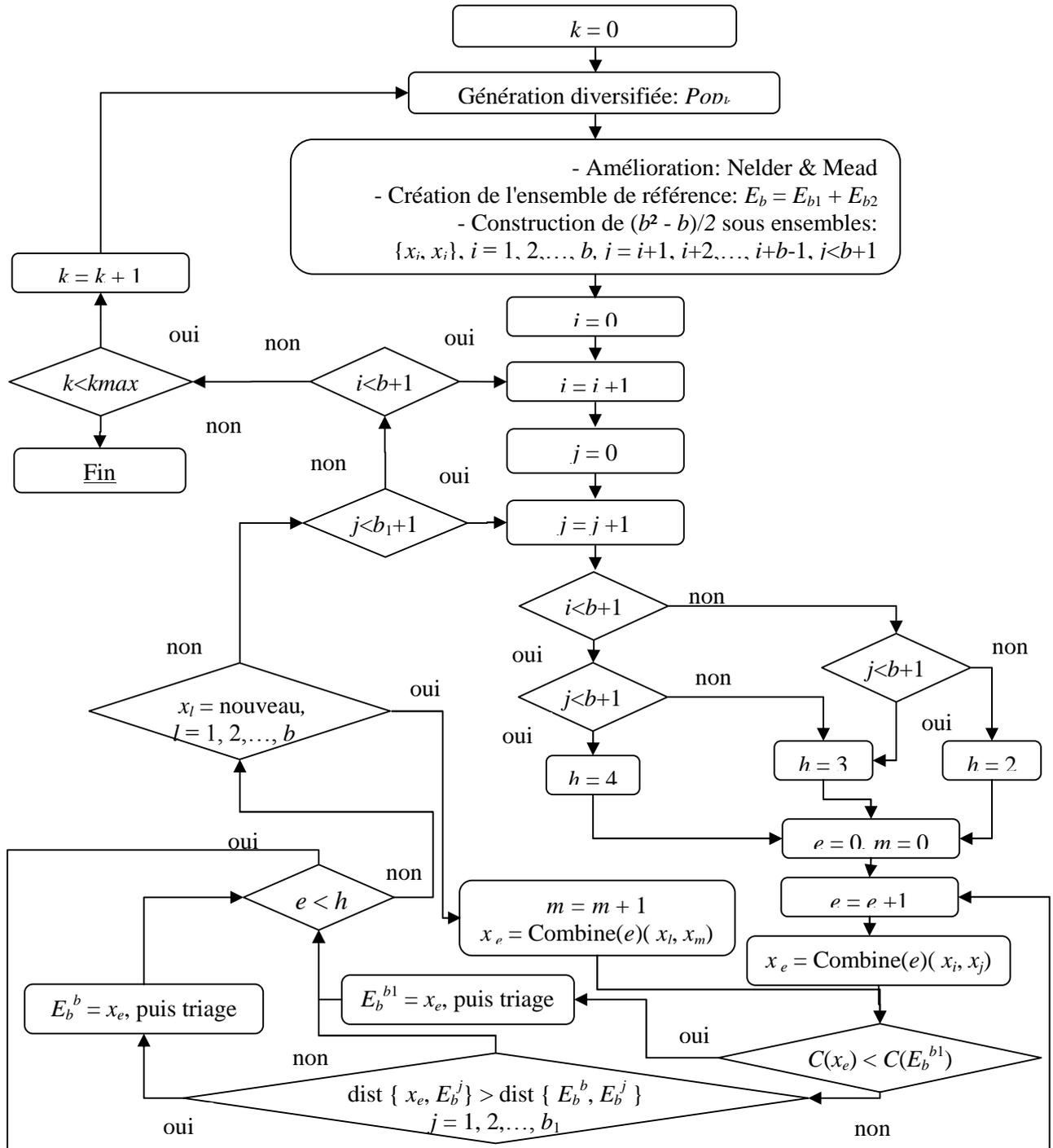


Figure 2.9. Organigramme de la recherche distribuée.

2.3.3 Techniques évolutionnistes

A partir d'une population initiale, générée aléatoirement, un algorithme évolutionniste réalise un processus itératif qui consiste à évaluer l'adaptabilité de chaque individu à l'égard de son environnement, sélectionner une partie des individus et produire de nouveaux individus par le mécanisme d'évolution.

2.3.3.1 Algorithme génétique (AG)

L'algorithme génétique, développé par J. Holland, est une technique d'optimisation stochastique qui tente d'imiter les processus d'évolution naturelle des espèces et de la génétique [38].

Il agit sur une population d'individus assujettis à une sélection darwinienne : les individus les plus adaptés à leur environnement survivent et peuvent se reproduire, ils sont alors soumis à des mécanismes de recombinaison analogues à ceux de la génétique.

Des échanges de gènes entre parents engendrent la création de nouveaux individus (enfants), qui permettent de tester d'autres configurations de l'espace de recherche.

Pour un codage binaire, la précision des paramètres est :

$$\Delta x_i = \frac{x_{i \max} - x_{i \min}}{2^{l_i} - 1} . \quad (2.33)$$

Le codage en virgule flottante permet l'exploration des régions que l'algorithme à codage binaire ne peut pas accéder. L'algorithme génétique simple codé en des nombres en virgule flottante peut être résumé aux étapes suivantes:

1. Initialisation : Une population de m individus est générée aléatoirement et uniformément. Chaque individu x_i ($i = 1, 2, \dots, m$) est composé de g chaînes concaténées décrivant les génotypes (chromosomes). Chaque chaîne est composée de l_i ($i = 1, 2, \dots, g$) allèles. Un allèle est un nombre réel limité dans l'intervalle $[0 \ 1]$.
2. Décodage : Les phénotypes (variables de décision ; qui sont les paramètres à identifier) sont obtenus par le décodage.

Premièrement, on associe à chaque chaîne des nombres réels codés en virgule flottante $r_0 r_1 \dots r_{l_i-1}$ de longueur l_i , la valeur réelle :

$$y_i = \sum_{j=0}^{l_i-1} r_j 10^{l_i-j-1} . \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.34)$$

En suite, le paramètre x_i , situé dans un intervalle de recherche faisable $[x_{i \min}, x_{i \max}]$ est obtenu par interpolation linéaire :

$$x_i = x_{i \min} + \frac{x_{i \max} - x_{i \min}}{10^{l_i} - 1} y_i . \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.35)$$

3. Evaluation :

- Tous les individus sont évalués par la fonction objectif C .
- L'adaptation de chaque individu est dérivée des la fonction objectif comme suit :

$$f = \frac{1}{1+C} . \quad (2.36)$$

4. Statistiques :

- Le meilleur individu x_{min} est déterminé tel que :

$$f(x_{min}) = \max \{f_1, f_2, \dots, f_m\}. \quad (2.37)$$

- La somme des valeurs de la fonction objectif est déterminée:

$$C_s = \sum_{i=1}^m C(x_i). \quad (2.38)$$

- La moyenne des valeurs de la fonction objectif est calculée comme suit :

$$C_{moy} = C_s / m. \quad (2.39)$$

5. Application des opérateurs génétiques :

- a. Sélection : Lors de cette phase, les individus les plus adaptés sont généralement dupliqués et inclus dans la nouvelle génération; alors que les moins adaptés disparaissent sans avoir la possibilité de se reproduire. La sélection peut être déterministe ou stochastique :

- Sélection proportionnelle : Ce mode de sélection des parents consiste à dupliquer chaque individu de la population proportionnellement à son adaptation dans son milieu.

Soit C_j , la valeur de la fonction objectif associée au j^{eme} individu, C_s , la somme des valeurs de la fonction objectif des individus de la population.

La sélection pouvant être faite en utilisant le rapport (C_j/C_s) pour réaliser une roue de loterie biaisée où chaque individu occupe une surface proportionnelle au rapport précédent.

Des tirages aléatoires sur cette roue donneront les chaînes qui participeront à la prochaine population. De cette façon, les chaînes bien adaptées ont un plus grand nombre de descendants dans les générations suivantes.

- Sélection à reste stochastique : Avec ce mode de sélection, les individus les plus adaptés ont plus de chance d'être reproduits que les autres individus.

Soit C_{moy} la moyenne des valeurs de la fonction objectif des individus de la population.

Dans un premier temps, on reproduit chaque individu j ($j = 1, 2, \dots, m$) N_j fois, tel que:
 $N_j = \text{partie entière}(C_j/C_{moy})$.

Puis, la population est complétée par tirages au sort en associant à chaque individu j une probabilité p_j :

$$p_j = C_j/C_{moy} - \text{partie entière}(C_j/C_{moy}).$$

- b. Croisement : Après avoir sélectionner les chaînes les mieux adaptées en vue de leur reproduction dans l'étape précédente, la population est soumise au processus de croisement ; où des couples de chaînes choisies aléatoirement échangent des portions de leurs structures pour former de nouvelles chaînes. La position du croisement est déterminée d'une façon aléatoire. Le processus de croisement est caractérisé par la probabilité de croisement p_c qui représente statistiquement le taux d'individus qui subissent cette opération parmi le nombre total des individus de la population.
- c. Mutation : Un allèle parmi les allèles constituant une chaîne de la nouvelle population est aléatoirement sélectionné, selon une probabilité définie p_m , et sa valeur est complétée par rapport à 1.
- d. Sélection finale : A la fin de la recombinaison génétique, la population compte $2m$ individus des parents et des enfants. En conséquent, m individus devraient être exclus ; c'est le rôle de la sélection finale, qui peut être:

- Sélection par descendance : Les enfants remplacent automatiquement leurs parents quelles que soit leurs adaptations.
- Sélection par compétition : Une compétition tient lieu entre parents et enfants pour déterminer les survivants de la génération. Donc, un enfant peut être inséré dans la population si et seulement si sa performance est supérieure à celle de son parent à rang équivalent.
- Sélection en état permanent : Cette technique consiste à effectuer une compétition après chaque recombinaison génétique entre parents et enfants en retenant les deux meilleurs individus parmi les quatre.
- Elevage sélectif : Dans cette méthode, on garde les m meilleurs individus parmi ceux de la population intermédiaire de parents et d'enfants pour former la nouvelle population.

6. Les étapes 2 à 5 sont répétées jusqu'à ce qu'il n'y a pas d'amélioration du meilleur individu dans la population.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.10.

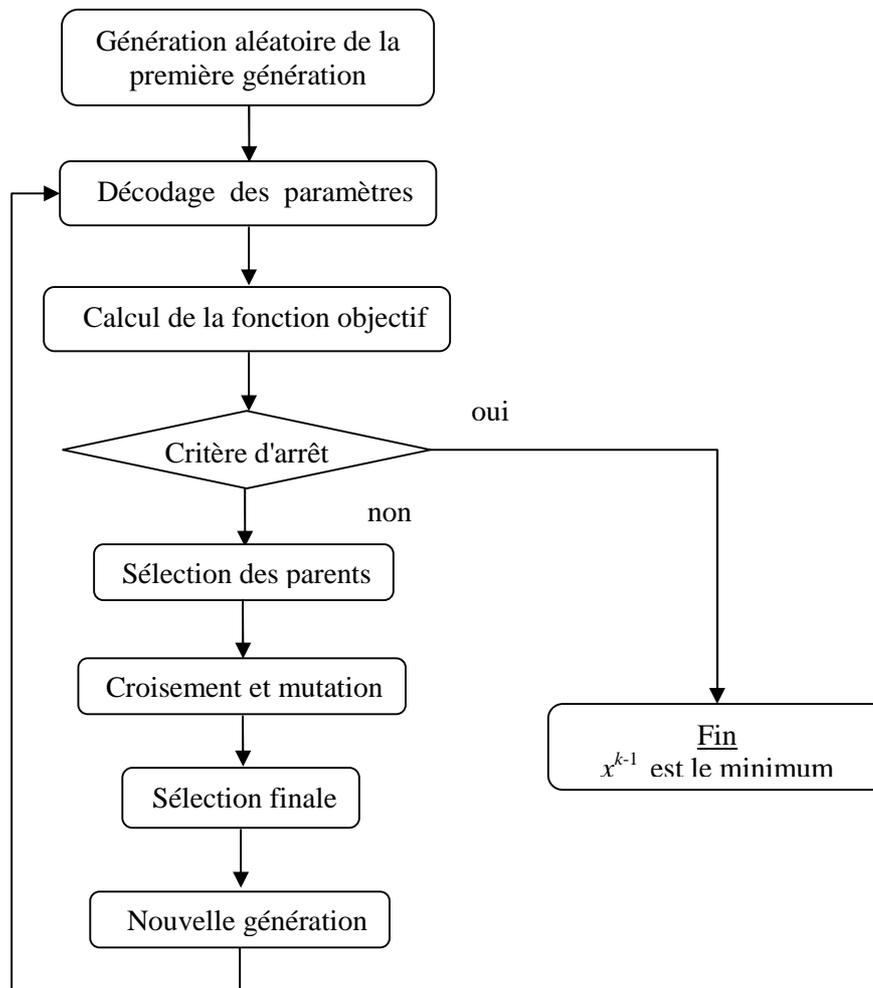


Figure 2.10. Organigramme de l'algorithme génétique.

2.3.3.2 Programmation évolutionniste (PE)

La programmation évolutionniste est la première qui avait été développée parmi les techniques évolutionnistes, c'était en 1962 [39]. Elle peut être résumée aux étapes suivantes :

1. Initialisation : Une population de m individus est sélectionnée aléatoirement parmi l'ensemble des variables uniformément distribuées et échantillonnées entre les limites inférieure X_{min} et supérieure X_{max} , indiquant la région de recherche faisable.

La fonction d'adaptation peut être dérivée de l'environnement et de la fonction objectif selon la règle suivante :

$$f = \frac{1}{1 + C} \quad (2.40)$$

2. Statistiques : L'adaptation maximale f_{max} , ainsi que la somme des adaptations de la population sont calculées.
3. Mutation : Chaque parent sélectionné P_i est muté et ajouté à sa population selon la règle suivante :

$$x_{i+m,j} = x_{i,j} + N\left(0, \beta(x_{max} - x_{min}) \frac{f_i}{f_{max}}\right), j = 1, 2, \dots, n. \quad (2.41)$$

où n indique le nombre de variables de décision d'un individu, correspondant au nombre des paramètres de la machine. $N(\mu, \sigma^2)$ représente une variable aléatoire Gaussienne de moyenne μ et variance σ^2 . β est l'échelle de mutation qui pourrait décroître d'une façon adaptative durant les générations.

Si l'individu $x_{i+m,j}$ dépasse la limite inférieure ou la limite supérieure, la valeur de la limite lui serait attribuée.

4. Compétition : k individus élitistes ayant les meilleures adaptations sont retenus comme parents à la prochaine génération. Les $(2m-k)$ individus restants de la population combinée rentrent dans une compétition pour garder leurs chances à survivre à la génération prochaine :

- Le poids w_i du i^{eme} individu est calculé :

$$w_i = \sum_{t=1}^N w_{i,t}, \quad (2.42)$$

où N représente le nombre de compétition généré aléatoirement, et

$$w_{i,t} = \begin{cases} 1 & \text{si } rand < \frac{f_i}{f_r + f_i} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.43)$$

f_r est l'adaptation de l' r^{eme} individu.

$rand$: nombre aléatoire échantillonné dans l'intervalle $[0, 1]$.

- Les $(2m)$ individus sont rangés selon leurs poids w_i . Les $(m - k)$ premiers individus sont sélectionnés pour constituer la base de la prochaine génération.
5. Les étapes 1 à 4 sont répétées jusqu'à ce qu'aucune amélioration de l'adaptation f_{max} ne soit aperçue.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.11.

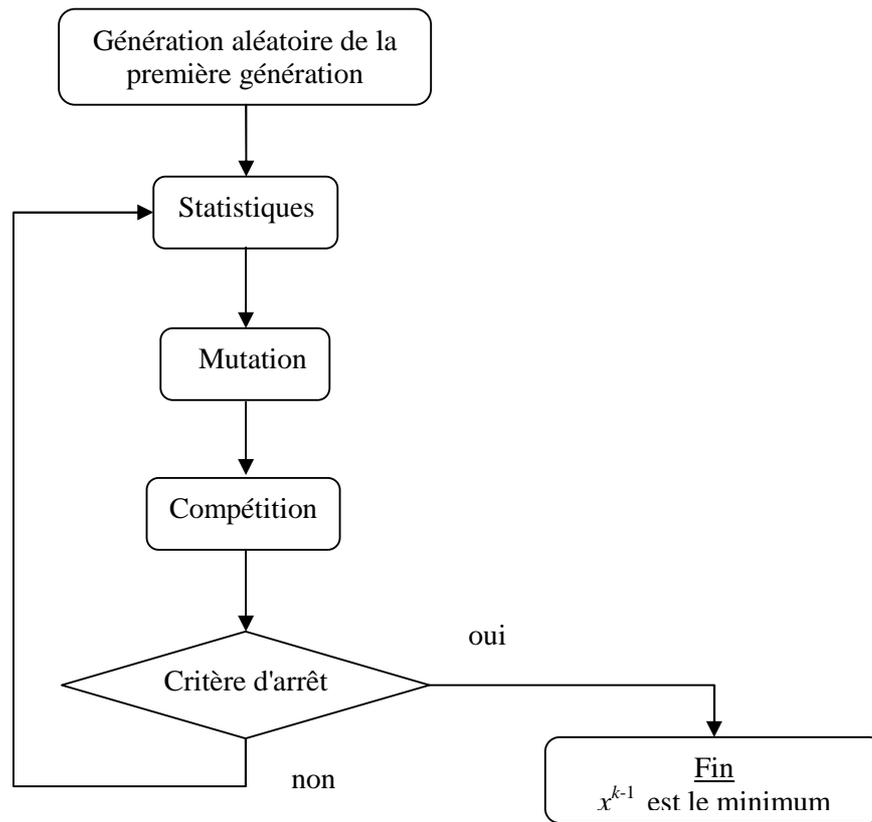


Figure 2.11. Organigramme de la programmation évolutionniste.

2.3.3.2 Stratégie évolutionniste (SE)

La notation standard pour la stratégie évolutionniste est $(\mu +, \lambda)$ -SE, où: μ : est le nombre de parents, λ : est le nombre d'enfants.

L'opérateur de sélection virgule “,” signifie que les μ parents (pour la prochaine génération) sont sélectionnés parmi les λ enfants de la génération courante. Ceci implique que $\lambda > \mu$.

L'opérateur de sélection plus “+” signifie que les μ parents (pour la prochaine génération) sont sélectionnés parmi les λ enfants plus les μ parents constituant la population de la génération courante.

La Stratégie évolutionniste dite $(\mu + \lambda)$ -SE [40] peut être décrite par les étapes suivantes :

1. Population initiale : La population initiale peut être synthétisée par l'échantillonnage aléatoire et uniforme de μ individus dans l'espace de recherche D , délimité par les limites inférieures $X_{min,i}$ et supérieures $X_{max,i}$ ($i = 1, 2, \dots, n$).

La population parentale initiale $\{a^k\} = \{(x, \sigma)^k\}$ pour $k = 1, 2, \dots, \mu$ est définie par :

$$x_i^k = X_{min,i} + random(X_{max,i} - X_{min,i}), \tag{2.44}$$

$$\sigma_i^k = \left| x_i^k - \left(X_{min,i} + \frac{X_{max,i} - X_{min,i}}{2} \right) \right| \frac{1}{\sqrt{n}}, \tag{2.45}$$

où *random* indique une variable aléatoire de distribution uniforme dans l'intervalle [0, 1].

2. Recombinaison : La recombinaison s'occupe de l'échange de l'information parentale tout en passant à leurs descendants. Elle consiste à prendre un individu de la population parentale et lui tenir fixe pendant que d'autres parents sont choisis pour recombiner avec lui.

Le nombre de parents choisis pour la recombinaison, avec chaque individu, est égal à ρ .

Le processus de recombinaison est exprimé mathématiquement par les équations suivantes :

$$x'_i = x_{R,i} + U_i(0,1)(x_{Q,i} - x_{R,i}), \quad (2.46)$$

$$\sigma'_i = \sigma_{R,i} + U_i(0,1)(\sigma_{Q,i} - \sigma_{R,i}), \quad (2.47)$$

où R et Q indiquent deux individus aléatoirement choisis du bassin parental. L'astérisque '*' dans Q_{i^*} indique que le parent Q est à échantillonner pour chaque paramètre individuellement. Le nombre de parents candidats pour la prochaine génération est donc : $\lambda = \rho \cdot \mu$.

3. Mutation : Selon l'observation biologique indiquant que les enfants et leurs parents sont similaires et que seulement de petits changements apparaissent le plus souvent au lieu des grands changements, l'opérateur de mutation pour le i^{eme} paramètre exprimé mathématiquement est défini comme suit :

$$\sigma'_i = \sigma_i \exp[\tau N(0,1) + \tau N_i(0,1)], \quad (2.48)$$

$$x'_i = x_i + \sigma'_i N_i(0,1), \quad (2.49)$$

où $N(0,1)$ indique une variable aléatoire d'une distribution normale de moyenne zéro et déviation standard 1, échantillonnée seulement une fois par procédure de recombinaison.

D'une façon analogue, $N_i(0,1)$ représente une variable aléatoire d'une distribution normale de moyenne zéro et déviation standard 1, à échantillonner pour chaque paramètre individuellement. Les valeurs de τ et τ' apparaissent plutôt robustes, et peuvent être choisies comme suit :

$$\begin{cases} \tau \propto (\sqrt{2\sqrt{n}})^{-1} \\ \tau' \propto (\sqrt{2n})^{-1} \end{cases}, \quad (2.50)$$

où les constantes de proportionnalité sont d'ordinaire égales à 1.

Pour garantir une variation minimum dans la mutation des paramètres, il est exigé que toutes les déviations standards σ_i restent au dessus d'une certaine perturbation. Cette déviation minimale devrait être exprimée en pourcentage de la valeur du paramètre, soit,

$$\sigma \geq \varepsilon |x_i|. \quad (2.51)$$

4. Sélection : Sachant que la population des enfants est plus large que la population parentale ($\lambda > \mu$), un mécanisme permettant de choisir l'enfant adéquat pour la nouvelle population est nécessaire.

Contrairement au cas de l'algorithme génétique, pour la stratégie évolutionniste la sélection est uniquement déterministe.

D'une façon générale, on distingue entre les opérateurs de sélection élitistes et non élitistes.

L'élitisme indique que les individus parents sont groupés avec les enfants, et l'ensemble de $(\mu + \lambda)$ des individus résultants sont rangés selon leurs adaptations. Les μ individus les plus adaptés constituent l'ancienne population parentale. Cette méthode garantit la survie des individus les mieux adaptés ; mais l'arrangement de l'évolution de ces individus bien adaptés en apparence conduit à un optimum local au lieu du global. Au contraire, le non élitisme signifie que l'arrangement concerne seulement les λ individus de la population des enfants et les μ mieux adaptés constituent complètement l'ancienne population parentale. Ainsi, cette procédure de sélection peut perdre des individus bien adaptés ; mais offre aussi la possibilité de s'en extraire des optimums locaux pour la recherche de l'optimum global.

Cependant, une méthode de sélection plus fine, qu'on l'utilise, est introduite ; selon laquelle l'insertion à base de l'adaptation combinée avec la sélection élitiste est recommandée. Dans cette méthode, les λ enfants générés à travers la recombinaison et la mutation des parents sont rangés selon leurs adaptations et les $\mu - \gamma$ ($\gamma < \mu$) meilleurs sont sélectionnés pour constituer une portion des parents pour la prochaine génération. Les γ places vacantes sont remplies par les meilleurs parents retenus de la génération précédente ; de telle façon à ce que l'information précédente ne soit pas complètement perdue en une étape évolutive. Cette technique présente un scénario intermédiaire entre la sélection élitiste et non élitiste ; elle vise à capturer le meilleur des deux mondes, permettant aux nouveaux enfants de substituer la plupart des anciens parents mais en retenant le meilleur des anciens pour enrichir le groupe.

5. Terminaison : les étapes 2 à 4 sont répétées jusqu'à ce qu'il n'y a pas d'amélioration du meilleur individu de la population.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.12.

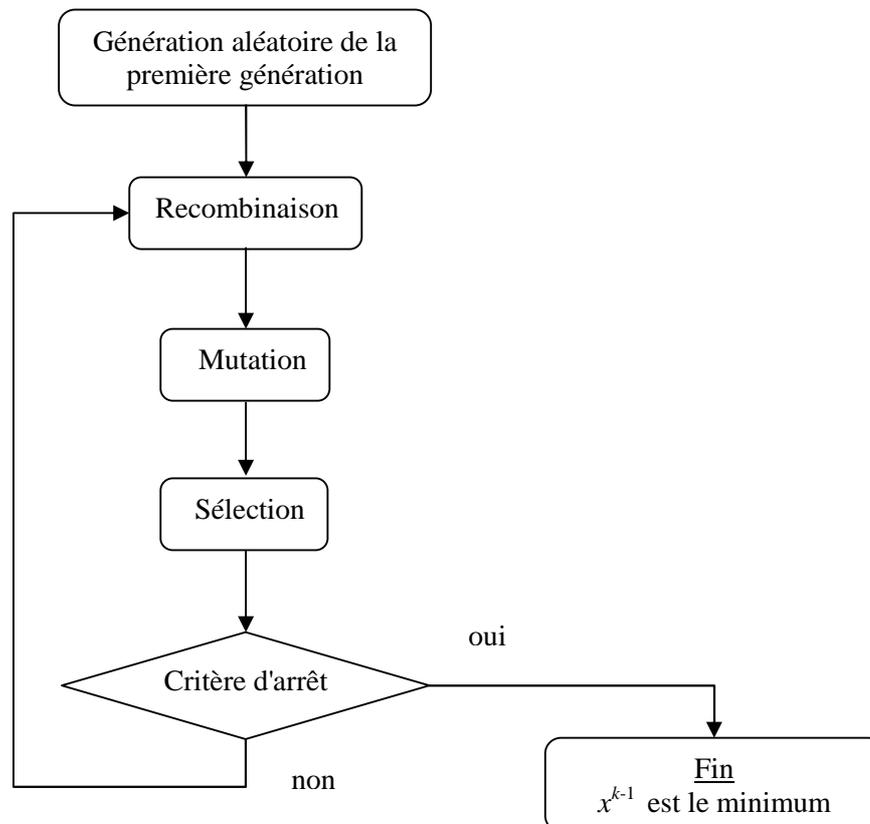


Figure 2.12. Organigramme de la stratégie évolutionniste.

2.3.4 Techniques biomimétiques

D'une façon générale, les techniques d'optimisation biomimétiques ont pour rôle de réaliser une optimisation inspirée du comportement des créatures à la recherche de nourriture.

2.3.4.1 Algorithme de la colonie de fourmis (ACF)

Les ethnologistes ont montrés que les fourmis aveugles étaient capables de sélectionner le chemin le plus court pour aller du nid à une source de nourriture grâce au leur mécanisme de communication stigmergique (stigma : piqûre, ergon: travail, œuvre = œuvre stimulante).

Initialement, les fourmis choisissent n'importe quel chemin avec la même probabilité. Néanmoins, les fourmis ayant choisie le court chemin vont être les premiers qui aboutissent à la source de nourriture et retournent bientôt au nid. Les nouvelles fourmis vont trouver quelques traces au chemin le plus court et vont le choisir avec une plus grande probabilité que le chemin long. La phéromone au chemin choisi va être mise à jour, mettant ce chemin plus attractif pour les générations successives. On assiste, ainsi, à la mise en place d'une boucle de rétroaction positive (effet boule de neige).

Cependant, si l'on considère que l'environnement est non parfait, et que les traces de la phéromone s'évaporent assez rapidement une fois que la nourriture sera épuisée, de moins en moins de fourmis auront tendance à suivre la trace qui va finir par disparaître.

Ce comportement a induit M. Dorigo à proposer l'algorithme dit (Système de Fourmi, en anglais Ant System), qui a été appliqué aux problèmes de l'optimisation combinatoire [41].

Dans le but de trouver des fondements mathématiques à cette technique, une analogie entre la descente stochastique et l'algorithme de la colonie de fourmis est présentée dans [42]. Cette étude a montré la similarité des deux techniques. En l'occurrence, le problème d'identification des paramètres du modèle continu de la machine asynchrone peut être assimilé comme suit :

1. Initialisation : Une population de m fourmis est aléatoirement générée dans l'espace de recherche faisable. Toutes les fourmis ayant la même quantité de phéromone: $\tau_i = \tau_0, i = 1, 2, \dots, m$.
2. Processus autocatalytique : Chaque fourmi f examine son voisinage immédiat et dirige vers la fourmi choisie j selon la probabilité :

$$p_j = \frac{[\tau_j]^\alpha [C_j]^\beta}{\sum_{i=1}^N [\tau_i]^\alpha [C_i]^\beta}, \quad (2.52)$$

où τ_k indique la quantité de la phéromone de la fourmi k , C_k indique la valeur de la fonction objectif de la fourmi k , α est le coefficient d'aléa, β est le coefficient de glotonnerie.

Les variables de décision deviennent :

$$\begin{cases} x_j^i(k+1) = x_j^i(k) + \Delta x^i & \text{si } x_f^i > x_j^i \\ x_j^i(k+1) = x_j^i(k) - \Delta x^i & \text{si } x_f^i < x_j^i \\ x_j^i(k+1) = x_j^i(k) & \text{si } x_f^i = x_j^i \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.53)$$

où Δx^i est le pas de mouvement du paramètre x^i .

3. Evaporation de la phéromone : La phéromone de la fourmi j est actualisée comme suit :

$$\tau_j(k+1) = \rho\tau_j(k) + \Delta\tau_j(k), \quad (2.54)$$

où ρ est le coefficient d'évaporation.

$\Delta\tau_j(k)$ représente la contribution de la fourmi j au renforcement du mouvement de la fourmi f :

$$\Delta\tau_j(k) = QC_j(k), \quad (2.55)$$

où Q est le coefficient d'intensification.

4. Déplacement du nid : Jusqu'à cette étape, toutes les fourmis sont évaluées et les traces de phéromone calculées. Les anciennes fourmis meurent dont l'information acquise est héritée par les nouvelles fourmis.

A chaque étape, chaque agent laisse un signe de ses activités qui modifie la probabilité avec laquelle la décision va être prise dans le futur de telle sorte que, non seulement la valeur de la fonction objectif mais aussi, la somme des valeurs de la fonction objectif : $\sum_{i=1}^{N-1} C(x^i)$,

$N \leq \prod_{j=1}^n \left(\frac{L_j}{\Delta x_j} \right)$, sont minimisées.

L_j est l'intervalle de recherche du paramètre j , Δx_j est le pas de mouvement du paramètre j . Le processus continue jusqu'à ce qu'il n'y a pas d'amélioration de la fonction objectif.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.13.

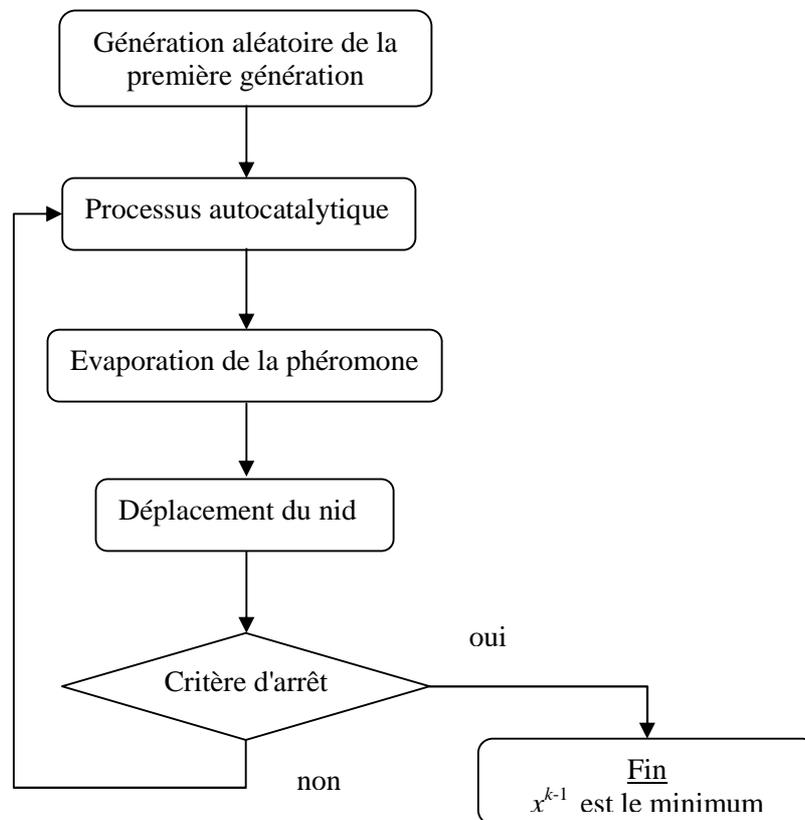


Figure 2.13. Organigramme de l'algorithme de la colonie de fourmis.

2.3.4.2 Algorithme du chimiotactisme (ACT)

Dans la terminologie biologique, le chimiotactisme est défini comme étant le mouvement d'une cellule, de tout ou d'une partie d'un organisme, vers, ou loin de, une augmentation de la concentration d'une substance particulière.

L'algorithme du chimiotactisme est proposé par analogie à la façon dont les bactéries réagissent face aux chimioattractifs dans les gradients de concentration dans le milieu nutritif.

Il y a une grande diversité de stratégies de forageage et de survie au niveau bactériale. Particulièrement, la bactérie *Escherichia-Coli* est distinguée par ses capacités thermotactiques et phototactiques [43].

Le principe de Grunbaum du forageage social visant à surmonter les gradients bruités est vérifié pour la bactérie *Escherichia-Coli* dans [44].

Le forageage d'essaim de bactéries peut être modélisé pour l'optimisation par les étapes suivantes :

1. Initialisation : Une population de m bactéries est aléatoirement créée. Chaque bactérie est définie par sa position (vecteur des paramètres de la machine) x^i et sa surface nutritive (valeur de la fonction objectif C).
2. Chimiotactique : L'étape chimiotactique peut être définie comme un renversement suivi d'un renversement ou suivi d'une rampe. Le nouvel endroit de la cellule bactériale est donc :

$$x^i(k+1) = x^i(k) + c(k)\Phi^i(k), \quad i=1,2,\dots,m, \quad (2.56)$$

où $c(k)$ est le pas de mouvement en une direction aléatoire spécifiée par la direction aléatoire en unité de longueurs $\Phi(k)$.

Le signal cellule-à-cellule, pour la i^{eme} cellule, est représenté comme suit :

$$C_{cc}(x, x^i) = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^m \left[-d_{attract} \exp \left[-w_{attract} \sum_{j=1}^n (x_j^k - x_j^i)^2 \right] \right] + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^m \left[-h_{repell} \exp \left[-w_{repell} \sum_{j=1}^n (x_j^k - x_j^i)^2 \right] \right], \quad (2.57)$$

où $d_{attract}$ et $w_{attract}$ indiquent la profondeur et l'épaisseur du signal attractif, respectivement, h_{repell} et w_{repell} indiquent la hauteur et l'épaisseur du répulsif.

L'effet d'essaim est donc exprimé par la fonction de santé C_s (au lieu de la fonction objectif C) :

$$C_s(x^i) = C(x^i) + C_{cc}(x, x^i). \quad (2.58)$$

La cellule bactériale effectue N_s rampes avant le renversement. Le renversement est anticipé exactement quand une dégradation de la fonction objectif est observée.

De cette façon, les cellules essaient de trouver les substances nutritives, éviter les substances nocives, et en même temps essaient de se déplacer vers les autres cellules, mais pas trop proche d'elles.

3. Reproduction : Après N_c opérations chimiotactiques, une opération de reproduction aurait lieu.

Soit N_r le nombre d'opérations de reproduction à effectuer. En raison de convenance, on suppose que m est un nombre entier pair positif. Soit : $m_r = m/2$, le nombre des membres de la population ayant fréquenté une substance nutritive suffisante pour se reproduire (partage en deux) sans mutations.

Pour la reproduction, la population est classée en ordre ascendant de la santé accumulée (une santé accumulée élevée représente une bactérie n'ayant pas fréquenté assez de nutritifs durant la durée de son forageage et donc n'est pas assez saine et il est peu probable qu'elle soit reproduite), il en suit que les m_r bactéries moins saines meurent et les autres m_r bactéries saines chacune se divise en deux bactéries, qui sont placées à la même place.

4. Evènement d'élimination dispersion : Soit N_{ed} le nombre des évènements d'élimination dispersion et, pour chaque évènement d'élimination-dispersion, chaque bactérie de la population meurt puis se déplace à une position aléatoire du domaine d'optimisation avec une probabilité p_{ed} .

5. Terminaison : Les étapes 2 à 4 sont répétées jusqu'à ce qu'il n'y a pas d'amélioration appréciable de la valeur de la fonction objectif.

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.14.

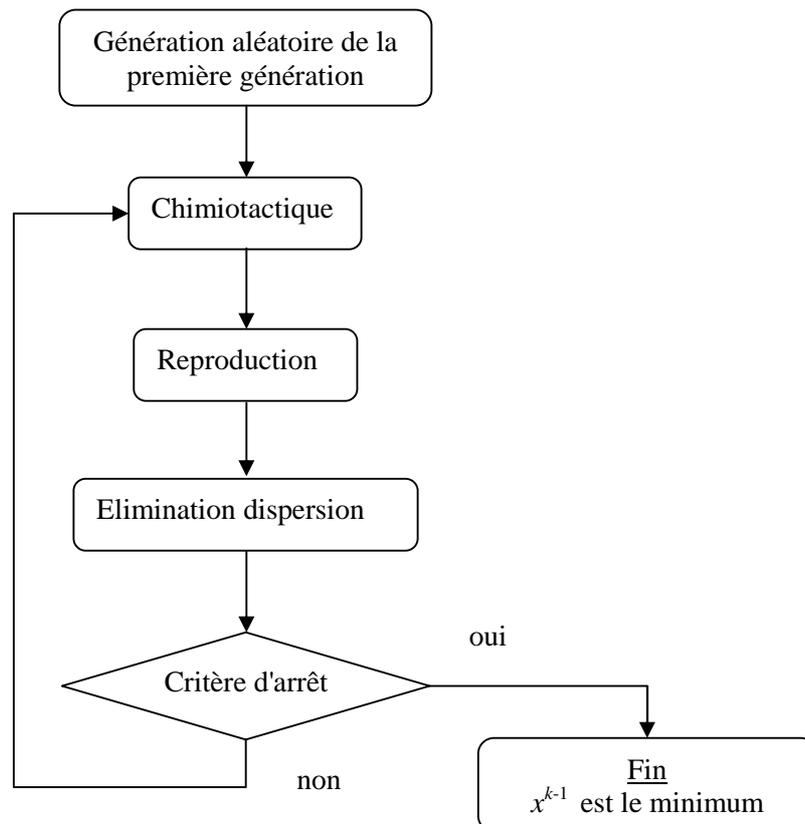


Figure 2.14. Organigramme de l'algorithme du chimiotactisme.

2.3.4.2 Essaim des particules (EP)

L'essaim des particules a été inventé d'origine par J. Kennedy en 1995 [45]. Il imite la chorographie et le comportement social de certaines créatures à la recherche de la nourriture. Ainsi, l'harmonie du mouvement des oiseaux dans leur escadrille, la danse d'une abeille indiquant au groupe le sens de l'endroit où se trouve la nourriture, ont été des ressources d'inspiration des scientifiques.

- Premièrement, m particules $x_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, de vitesse initiale v_i et position initiale s_i , sont aléatoirement et uniformément créées. La position des particules est déterminée par les vecteurs des paramètres de la machine.
- A chaque itération, chaque particule garde en mémoire sa meilleure position antérieure s_{meil} et la meilleure position antérieure du groupe g_{meil} . Les positions combinées servent à ajuster la vitesse le long de chaque dimension:

$$v_i(k+1) = w_i v_i(k) + c_1 + c_2, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.59)$$

avec: w_i : poids.

$c_1 = C_1 \cdot rand.(s_{meil} - s_i(k))$, indique la composante cognitive,

$c_2 = C_2 \cdot rand.(g_{meil} - s_i(k))$, indique la composante sociale,

$rand$: nombre aléatoire dans l'intervalle $[0, 1]$.

$s_i(k)$ est la position du particule i à l'itération k .

La nouvelle position est donc :

$$s_i(k+1) = s_i(k) + v_i(k+1). \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.60)$$

La fonction objectif est donc évaluée avec le nouveau paramètre s_i .

- L'étape précédente est répétée jusqu'à ce qu'il n'y a pas d'amélioration dans g_{meil} .

La technique du gradient procède selon l'organigramme donné par la figure 2.15.

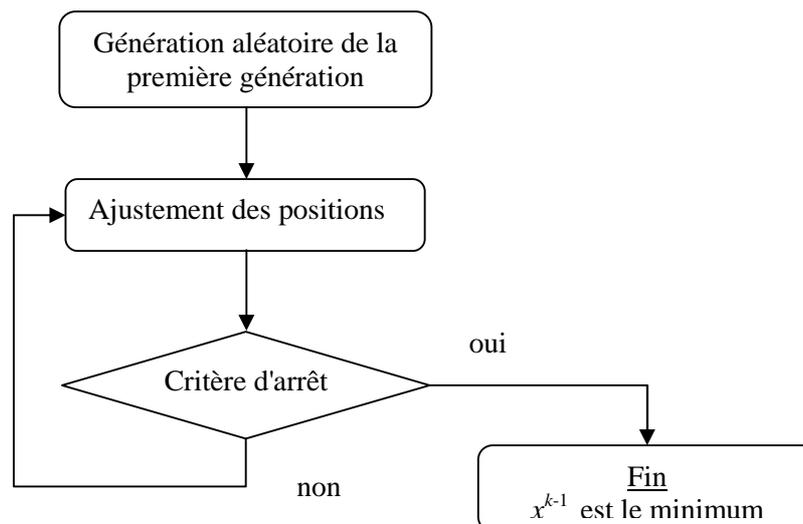


Figure 2.15. Organigramme de l'essaim des particules.

2.4 Conclusion

Une information heuristique est une règle ou une méthode qui presque toujours améliore le processus de recherche. Une technique heuristique peut fournir une solution par itération, la technique est dite locale, ou une population par génération, la technique est appelée alors à base de population.

Les techniques de voisinage sont soit des améliorations de la descente stochastique, comme pour l'algorithme du kangourou et le recuit simulé ; ou une amélioration de la descente déterministe, comme pour la recherche tabou.

Les techniques à base de population sont généralement le fruit de l'inspiration de la biologie végétale, animale ou du corps humain.

La famille des techniques évolutionnistes, qui englobe la programmation évolutionniste, la stratégie évolutionniste, et l'algorithme génétique, est basée sur les mécanismes de la sélection naturelle, comme la sélection, la reproduction, la recombinaison, et la mutation. La sélection chasse les mauvais candidats de la population, la reproduction duplique les bonnes solutions, la recombinaison fait un mixage aléatoire entre les individus de la population, tandis que le rôle de la mutation est de provoquer une perturbation aléatoire dans la solution candidat. La mutation est l'opérateur unique utilisé par la programmation évolutionniste. La stratégie évolutionniste utilise la sélection, la recombinaison et la mutation. La recombinaison est l'opérateur dominant de l'algorithme génétique.

Les techniques biomimétiques sont des techniques inspirées du comportement des créatures, comme les oiseaux, les insectes, et les créatures primitives, à la recherche de nourriture.

Quoi de plus élémentaire qu'une fourmi, cet être qui dispose d'un répertoire comportemental si limité (d'une dizaine à une quarantaine de comportements différents au maximum). Pourtant, quoi de plus complexe qu'une fourmilière ? On peut y trouver des maternités, des entrepôts ou même des jardins potagers. Une telle complexité suppose l'existence de mécanismes de supervision, de coordination des tâches. Aucune fourmi —et certainement pas la reine— ne dispose de telles capacités qui supposent une vision globale de la tâche en cours. Pourtant cette coordination existe nécessairement. Elle est ici le résultat d'un processus dit «d'auto-organisation». Particulièrement, le mécanisme de recueil de ressources est caractérisé par l'existence d'interactions multiples, l'amplification par la rétroaction positive, la rétroaction négative, et l'amplification des fluctuations. En un niveau plus bas, les bactéries *Escherichia-Coli* sont bien adaptées pour les problèmes d'optimisation des modèles continus grâce à leur capacité de surmonter les gradients bruités ; puisque la cellule bactériale tente à maximiser l'énergie acquise pendant le temps nécessaire au faurageage. Ceci est effectué en alternant le processus chimiotactique, la reproduction aux milieux nutritifs et l'événement d'élimination-dispersion aux milieux nocifs.

Retournons aux insectes nobles. La danse des abeilles dont le sens et direction de rotation, ainsi que la position des oiseaux d'une escadrille, indiquent toujours le sens où se trouve la nourriture, sont à l'origine de l'algorithme de l'essaim des particules.

Par la description des techniques d'optimisation, tous les composants de la méthode du modèle de référence sont définis. La méthode est donc prête pour l'identification de la machine asynchrone. Le chapitre suivant traite l'identification des deux machines dont les caractéristiques sont décrites dans le chapitre précédent.

Chapitre 3

Identification paramétrique de la machine asynchrone

3.3 Résultats d'identification des machines asynchrones

L'identification est exécutée par le compilateur visual C++6 opérant sur un PC à base de Pentium 1.7-GH. La fréquence d'échantillonnage est 2 KHz. Les résultats d'identification sont représentés aux Tableaux 1 et 2 pour les machines 1 et 2 respectivement.

Pour machine 1, où la valeur du temps de début d'identification est élevée, correspondant au régime permanent, la valeur la plus faible de la fonction objectif est donnée par l'algorithme de la colonie de fourmis.

La granularité des paramètres résultant avec l'algorithme de la colonie de fourmis est la plus affinée. Les techniques à base de population inspirées de la biologie (techniques évolutionnistes et biomimétiques) donnent des valeurs de la fonction objectif plus faibles que les techniques à base d'une solution unique. La recherche distribuée présente des performances intermédiaires.

L'algorithme du kangourou donne une bonne valeur de la fonction objectif. Tenant en compte le fait que la valeur retenue pour la descente stochastique est plus faible que celle obtenue en essayant différents vecteurs initiaux de la machine 1, on conclut que l'algorithme du kangourou donne des résultats meilleurs que la descente stochastique réitérée. Cependant, le mécanisme de saut semble en quelque sorte une procédure naïve (seulement la valeur de la fonction objectif est utilisée), d'où un temps d'exécution très long.

Tableau 1.a. Résultats d'identification, paramètres électriques, machine 1

	Résistance équivalente $R_e (\Omega)$	Inductance équivalente $L_e (H)$	Constante de temps rotorique $\tau_r (s)$	Inductance statorique $L_s (H)$
Technique du gradient	12.5907	0.04708	0.06648	0.02748
Technique du implexe	18.2537	0.04009	0.02473	0.15097
Descente stochastique	8.32115	0.10075	0.03414	0.24104
Algorithme du kangourou	8.20000	0.03900	0.02895	0.26400
Recuit simulé	10.0255	0.03900	0.02400	0.26400
Recherche tabou	8.20000	0.04685	0.05564	0.05373
Recherche tabou améliorée	8.20000	0.03900	0.02453	0.03796
Recherche distribuée	8.25229	0.06500	0.02602	0.26400
Algorithme génétique	8.20000	0.03996	0.02429	0.23114
Programmation évolutionniste	8.20000	0.03900	0.02462	0.23100
Stratégie évolutionniste	8.20000	0.03900	0.02400	0.22876
Algorithme de la colonie de fourmis	8.20000	0.03900	0.02897	0.26400
Algorithme du chimiotactisme	8.20000	0.03900	0.02435	0.22900
Essaim des particules	8.20000	0.03900	0.02900	0.26400

Tableau 1.b. Résultats d'identification, paramètres mécaniques et critères de performance, machine 1

	Coefficient de frottement visqueux f_v (Nms)	Coefficient de frottement sec f_d (Nm)	Moment d'inertie J_m (Nms ²)	Valeur de la fonction objectif C	Temps t (s)
Technique du gradient	0.000000	0.00000	0.02000	471.494	<1
Technique du implexe	0.000876	0.00160	0.01570	470.781	2
Descente stochastique	0.001200	0.02945	0.01183	468.787	4
Algorithme du kangourou	0.000136	0.00006	0.01000	375.104	21469
Recuit simulé	0.000000	0.00000	0.01000	454.437	81
Recherche tabou	0.001600	0.03996	0.01597	470.269	<1
Recherche tabou améliorée	0.000000	0.02881	0.01002	469.573	407
Recherche distribuée	0.000041	0.00067	0.01000	408.808	64
Algorithme génétique	0.000067	0.00020	0.01009	379.879	16
Programmation évolutionniste	0.000000	0.00000	0.01000	375.831	72
Stratégie évolutionniste	0.000000	0.00000	0.01000	376.480	10
Algorithme de la colonie de fourmis	3985.10^{-12}	17.10^{-8}	0.01000	374.175	345
Algorithme du chimiotactisme	0.000010	0.00001	0.01000	376.027	81
Essaim des particules	0.000000	0.00000	0.01000	374.178	22

Tableau 2.a. Résultats d'identification, paramètres électriques, machine 2

	Résistance équivalente R_e (Ω)	Inductance équivalente L_e (H)	Constante de temps rotorique τ_r (s)	Inductance statorique L_s (H)
Technique du gradient	14.051	0.01000	0.10700	0.55000
Technique du implexe	12.777	0.01001	0.28284	0.90048
Descente stochastique	11.500	0.01100	0.53063	0.67430
Algorithme du kangourou	11.500	0.01000	0.96299	0.55000
Recuit simulé	11.500	0.01000	0.66922	0.69007
Recherche tabou	11.500	0.01000	0.96300	1.03293
Recherche tabou améliorée	11.500	0.01000	0.48251	0.80948
Recherche distribuée	11.502	0.01000	0.63359	0.55203
Algorithme génétique	11.500	0.01000	0.62503	0.55074
Programmation évolutionniste	11.500	0.01000	0.96300	0.55000
Stratégie évolutionniste	11.50	0.01000	0.34411	0.80795
Algorithme de la colonie de fourmis	11.50	0.0100	0.96300	0.550000
Algorithme du chimiotactisme	11.500	0.01000	0.96300	0.55000
Essaim des particules	11.500	0.01000	0.96300	0.56579

Tableau 2.b. Résultats d'identification, paramètres mécaniques et critères de performance, machine 2

	Coefficient de frottement visqueux f_v (Nms)	Coefficient de frottement sec f_d (Nm)	Moment d'inertie J_m (Nms ²)	Valeur de la fonction objectif C	Temps $t(s)$
Technique du gradient	0.00090	0.28720	0.00100	2314.86	<1
Technique du implexe	0.00380	0.23270	0.00692	2362.48	<1
Descente stochastique	0.00180	0.13523	0.00818	2368.39	1
Algorithme du kangourou	0.00000	0.00227	0.00158	2372.29	1481
Recuit simulé	0.00270	0.01789	0.00281	2370.04	17
Recherche tabou	0.00270	0.08627	0.00280	2373.88	20
Recherche tabou améliorée	0.00090	0.02872	0.00460	2368.11	13
Recherche distribuée	0.00004	0.00163	0.00340	2340.82	176
Algorithme génétique	0.00000	0.00006	0.00246	2368.93	1
Programmation évolutionniste	0.00000	0.00000	0.00160	2370.12	224
Stratégie évolutionniste	0.00073	0.06993	0.00607	2376.20	1
Algorithme de la colonie de fourmis	0.000001	0.000000	0.001600	2369.95	368
Algorithme du chimiotactisme	0.00000	0.00000	0.00165	2370.64	8
Essaim des particules	0.00000	0.11002	0.00142	2382.64	2

Pour machine 2, où la valeur du temps de début d'identification est faible, correspondant au régime transitoire, la valeur la plus faible de la fonction objectif est donnée par la technique du gradient.

La recherche distribuée présente un cas intermédiaire.

Cependant, la restriction d'une bonne solution en des faibles valeurs de la fonction objectif et du temps d'exécution semble illusoire.

Examinons la progression des paramètres de la machine 2 durant la procédure d'identification pour chaque technique d'optimisation utilisée.

La progression des paramètres de la machine 2 pendant l'identification par la technique du gradient est représentée dans la Figure 3.1 ; où il est facile de remarquer que la progression des paramètres électriques est en quelque sorte spasmodique.

En se souvenant que la progression, dans le temps et donc la progression, relative des paramètres de la machine est due aux phénomènes physiques (saturation magnétique, effet de la température,...), selon l'approche causale [46], la progression des paramètres obtenue par l'identification par la technique du gradient est loin de la réalité.

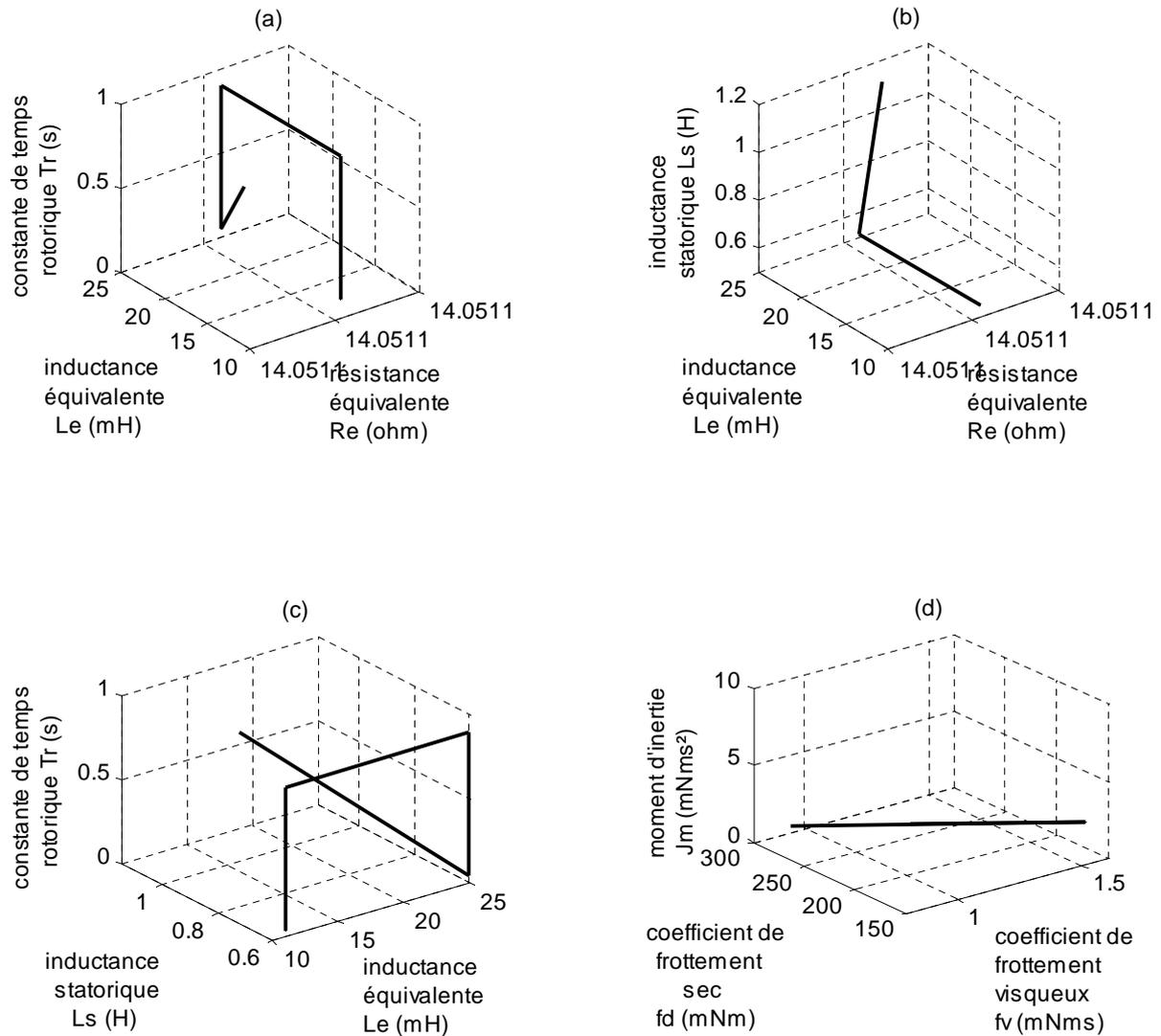


Figure 3.1. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique du gradient : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

La progression des paramètres de la machine 2 pendant l'identification par la technique du Nelder et Mead est représentée dans la Figure 3.2. La convergence des paramètres est apparente ; l'aspect spasmodique reste dominant.

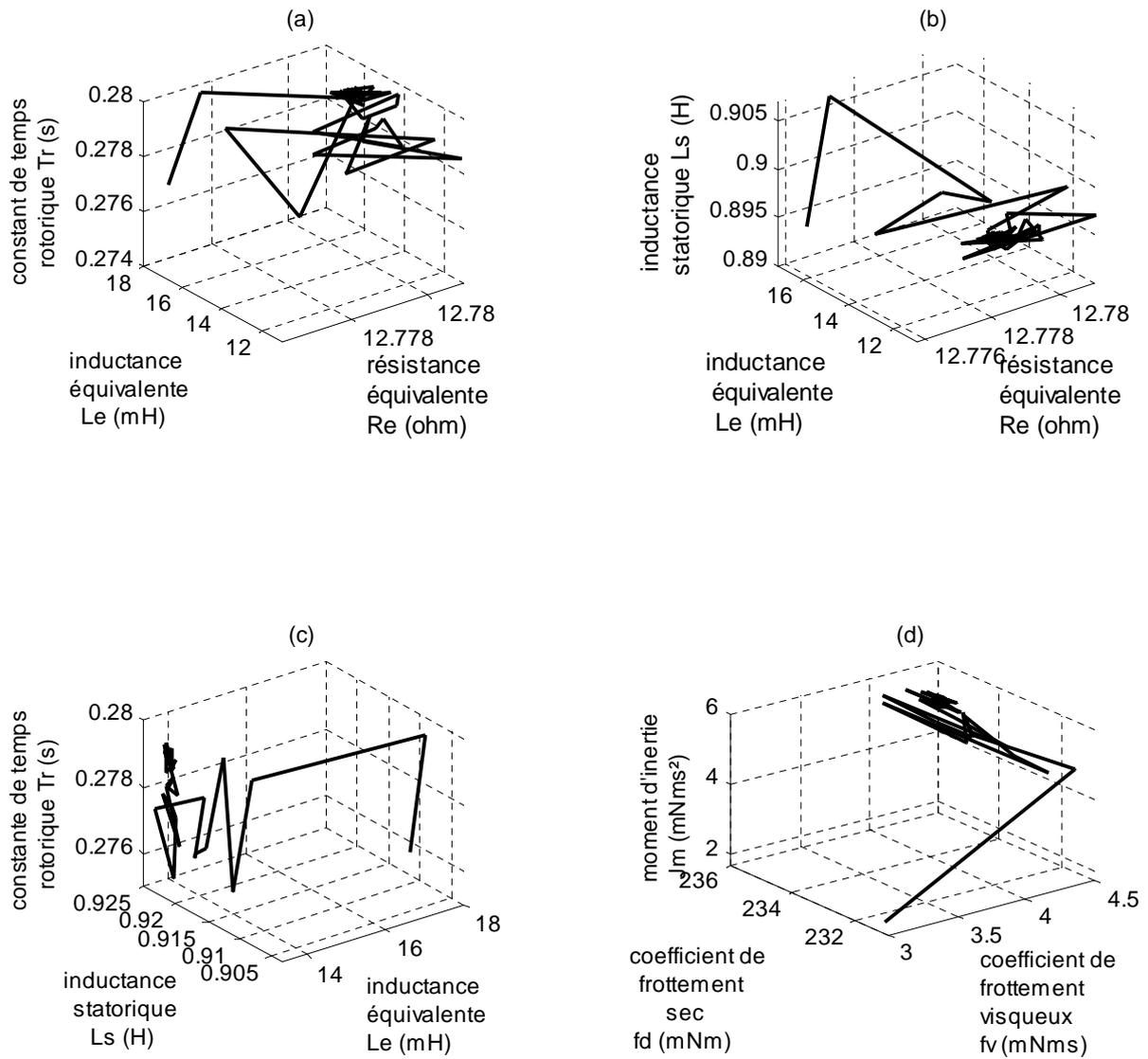


Figure 3.2. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique simplex de Nelder et Mead : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

La définition du système de voisinage (un paramètre seulement est perturbé à la fois) argumente pour la résolution affinée des courbes résultant de l'identification par la descente stochastique (Figure 3.3).

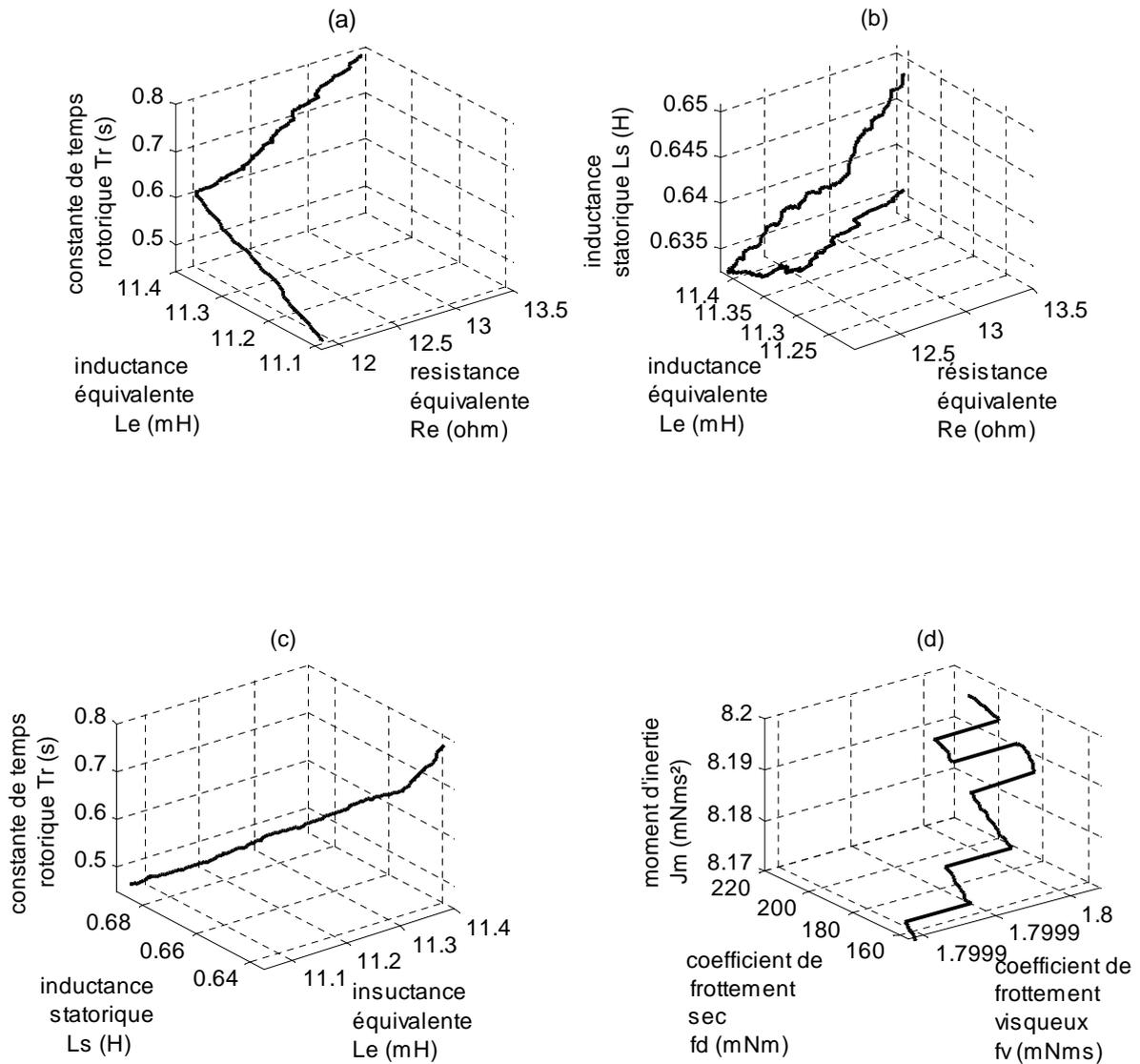


Figure 3.3. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, technique de la descente stochastique : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

L'algorithme du kangourou ne présente ni des collisions ni de changement de direction de la recherche après un saut (Figure 3.4).

En dépit de sa classification comme un algorithme multi-départant [47], le mécanisme de saut ne permet pas à l'algorithme du kangourou de tenir profit de l'information riche offerte par le régime transitoire, résultant en de mauvaises performances en terme des valeurs de la fonction objectif et du temps d'exécution.

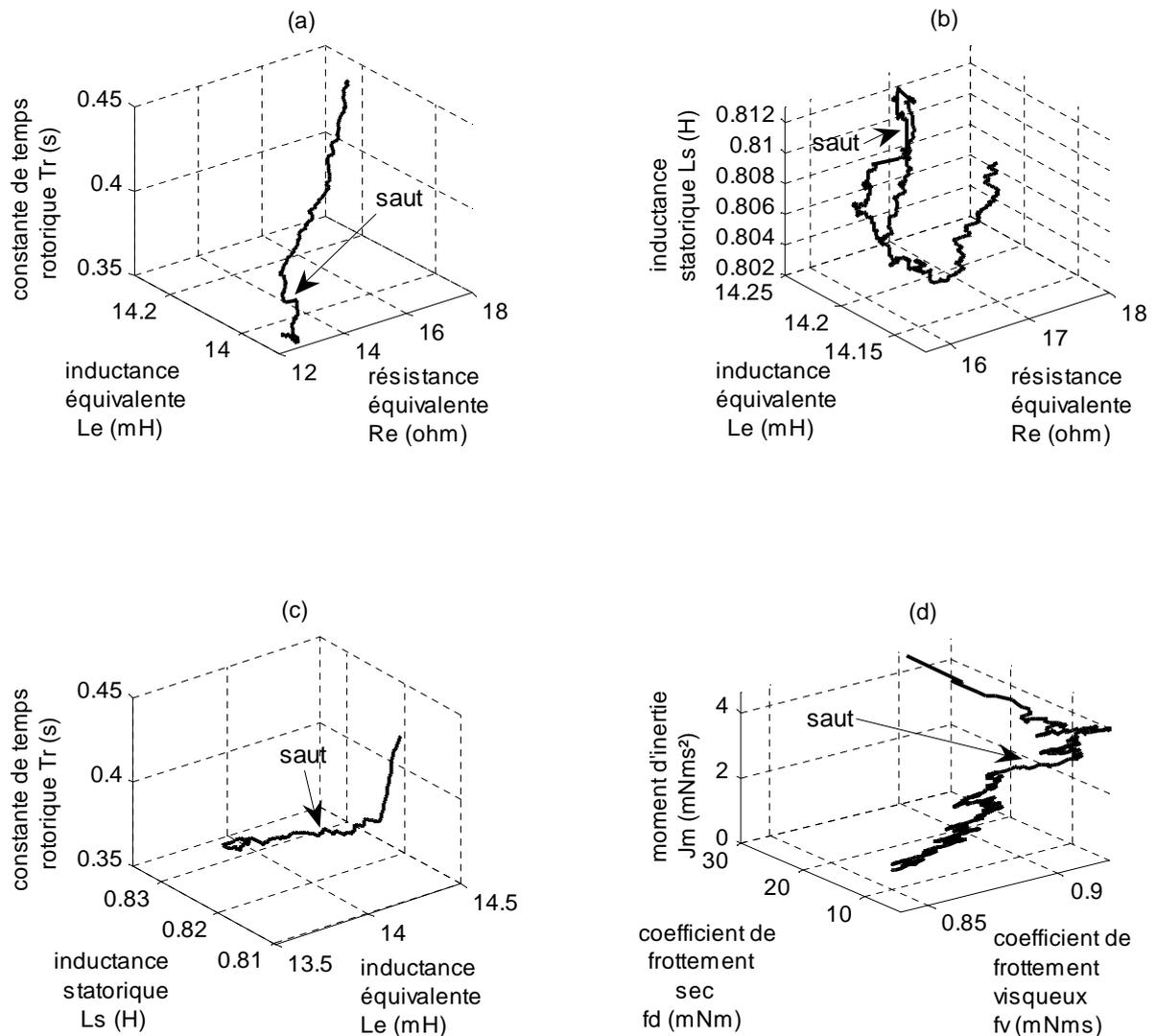


Figure 3.4. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme du kangourou : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Comme une partie des configurations est rejetée, principalement pour les itérations ultérieures, les courbes résultant de l'identification par le recuit simulé sont moins compactes pour certaines régions que pour des autres (Figure 3.5).

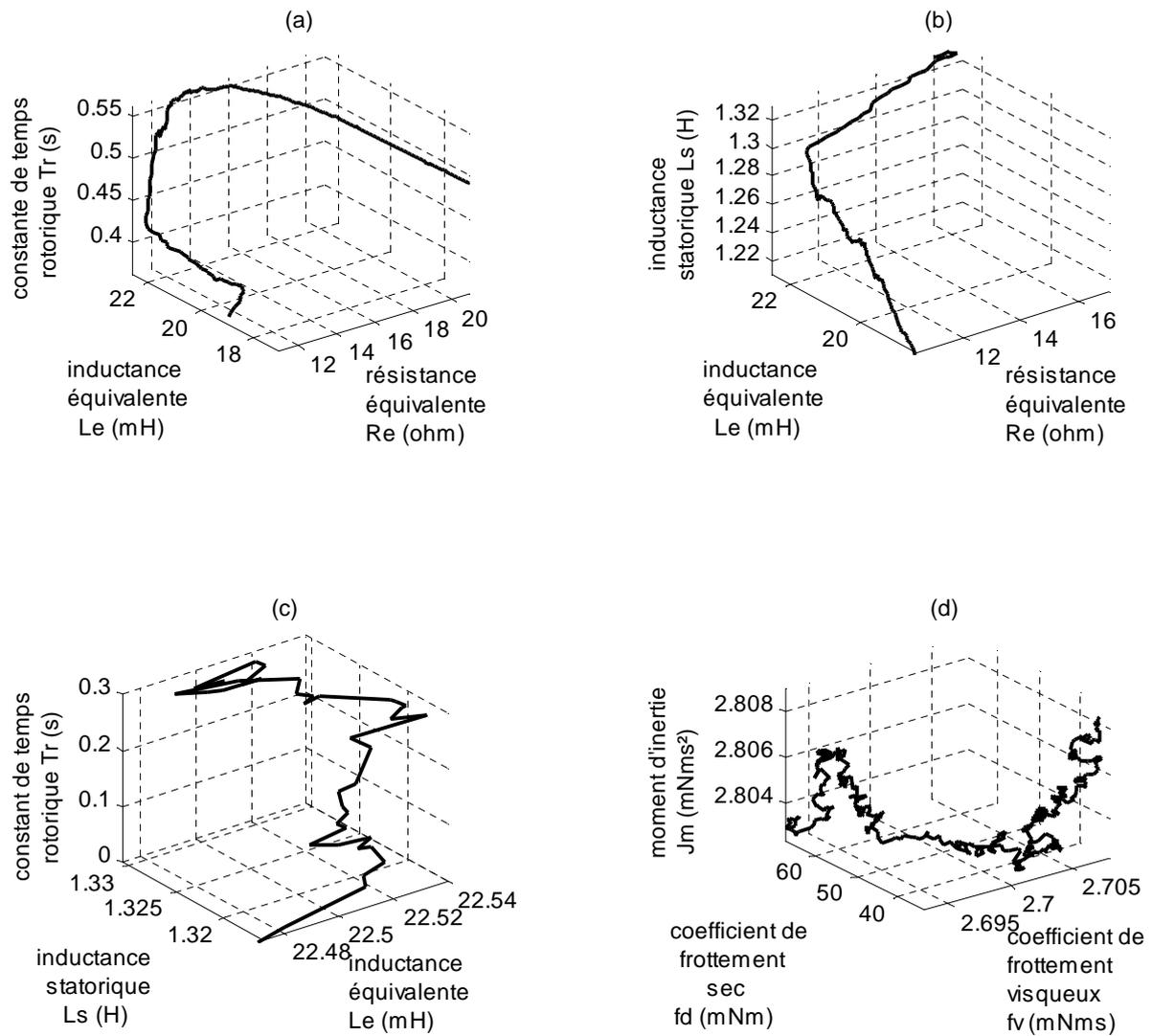


Figure 3.5. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recuit simulé : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

L'interdiction de la marche en arrière pour la recherche tabou simple est à l'origine du suppression du broutement, d'où les trajectoires lisses dans la Figure 3.6.

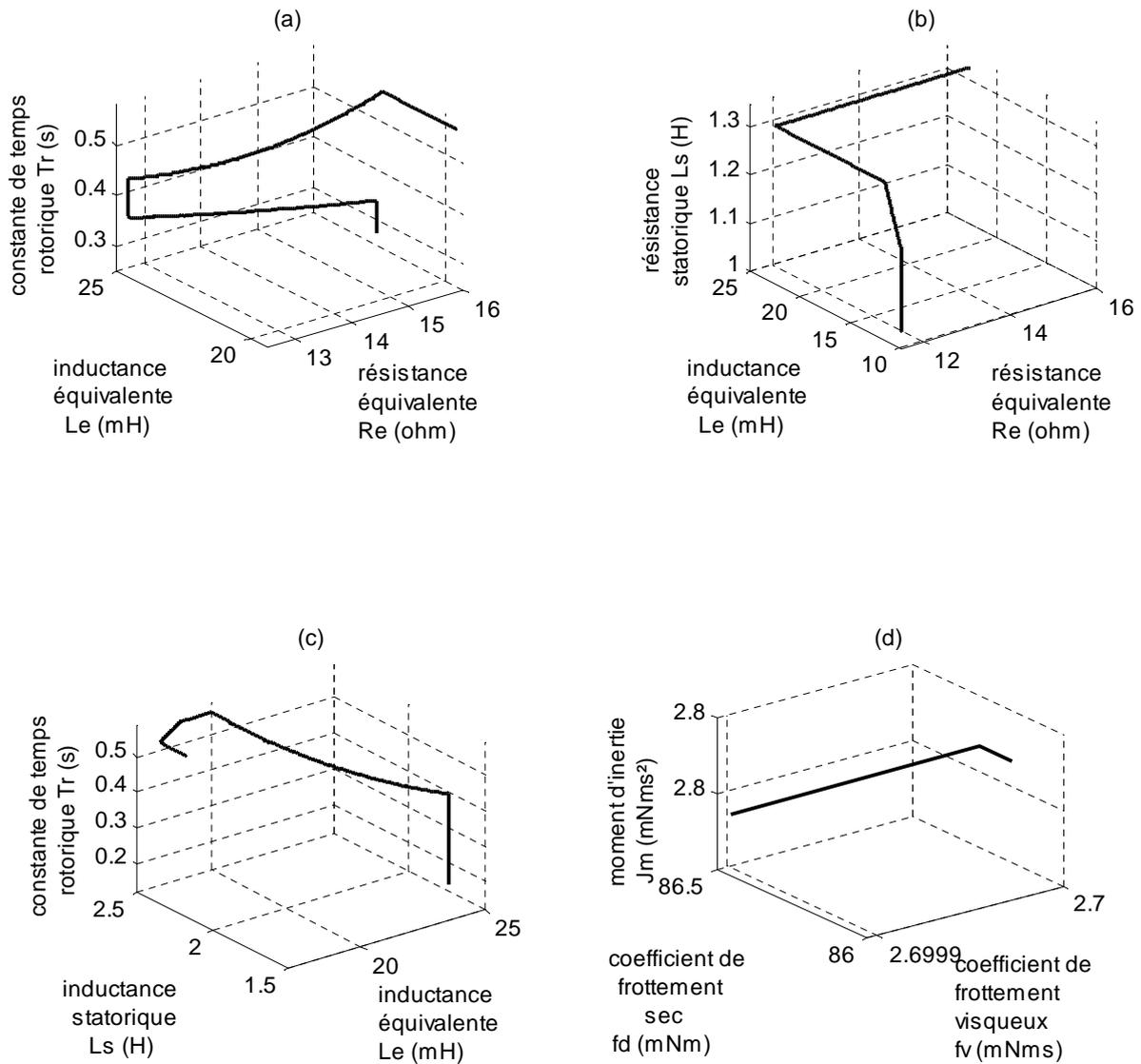


Figure 3.6. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recherche tabou simple : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Au même temps où l'effet de la procédure d'intensification est apparent à travers le broitement dans les caractéristiques rotorique et statorique, les ramifications apparentes dans la caractéristique mécanique sont occasionnées par la procédure d'intensification utilisée par la recherche tabou améliorée (Figure 3.7).

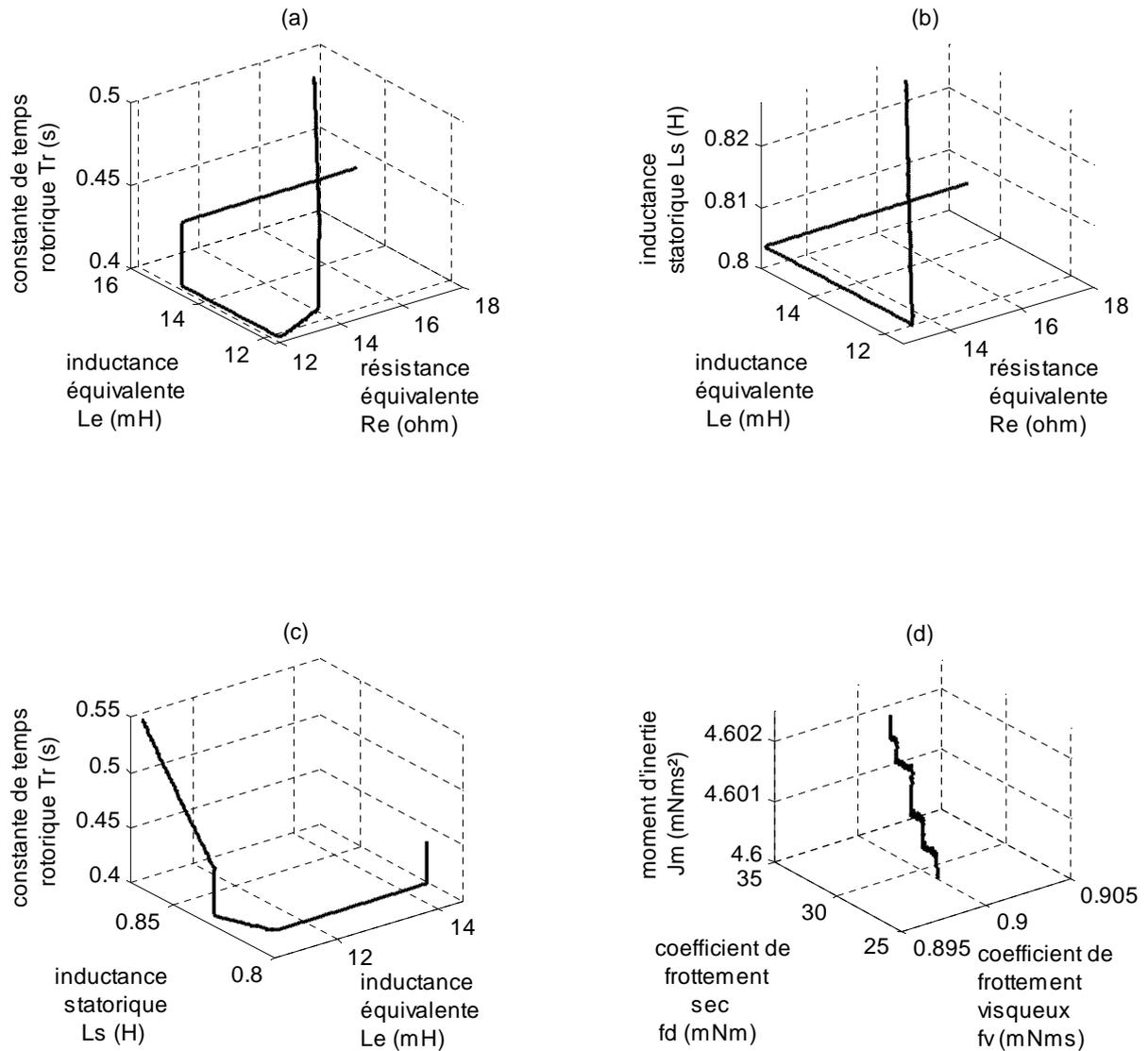


Figure 3.7. Progression des paramètres pour le vecteur initial donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recherche tabou améliorée : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Le mécanisme de mise à jour de la liste de référence ne permet pas une progression lisse des paramètres de la machine 2 lors de l'identification par la recherche distribuée (Figure 3.8).

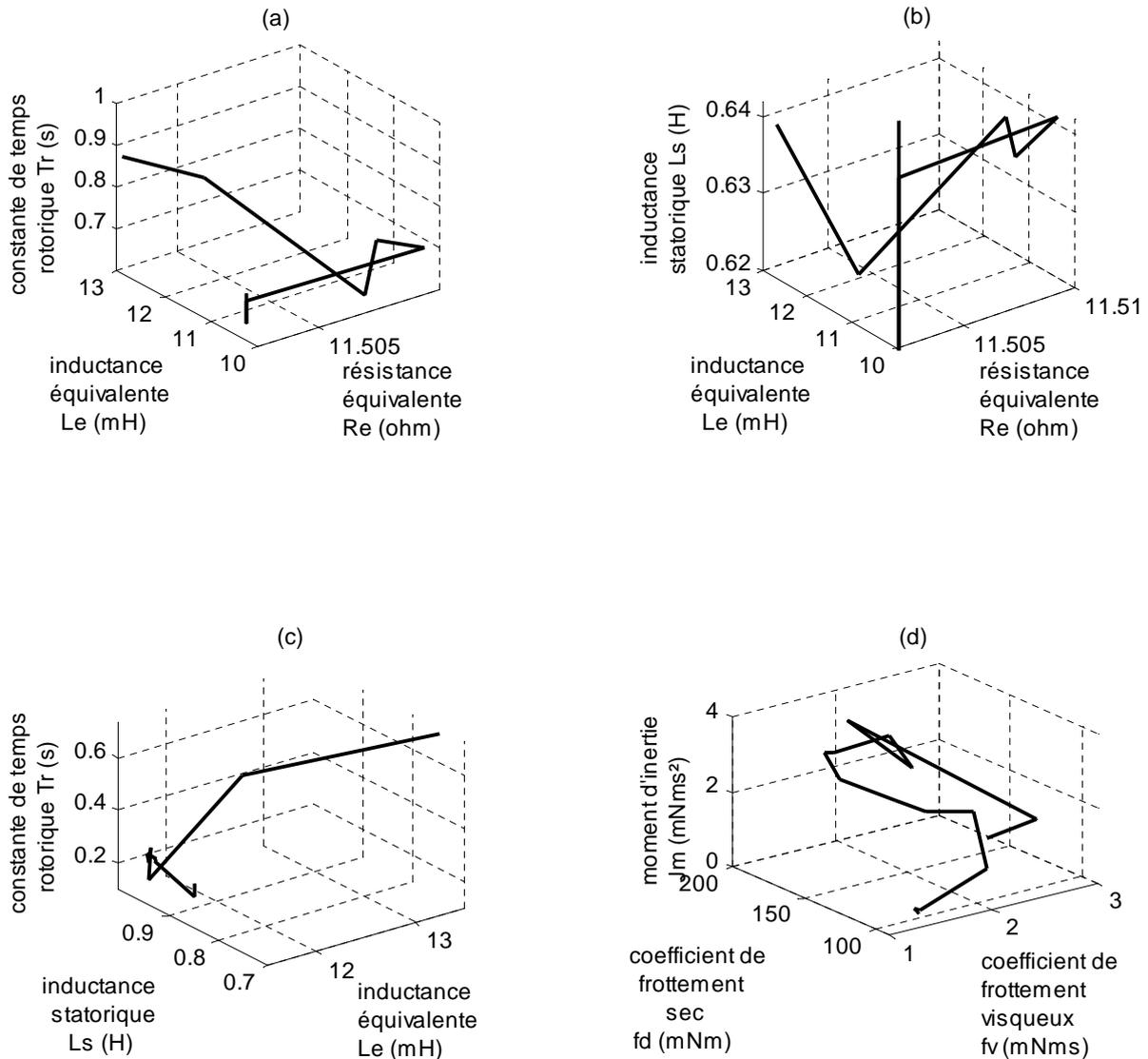


Figure 3.8. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, recherche distribuée : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Par analogie à la recherche tabou améliorée, les troncs apparents dans la figure 3.9 sont engendrés par l'opérateur de mutation ; tandis que les ramifications sont le résultat de l'opérateur de croisement de l'algorithme génétique.

Il n'est pas sans intérêt de signaler la patience caractérisant un individu de la population lors de l'identification par l'algorithme génétique. Cependant, avec quelques configurations, un large espace de recherche est examiné.

En tout cas, l'algorithme génétique à sa forme canonique peut bien opérer avec la disponibilité de quelques informations concernant les non linéarités dans le problème, mais la façon par laquelle l'algorithme utilise cette information reste inconnue même au niveau des schèmes [48].

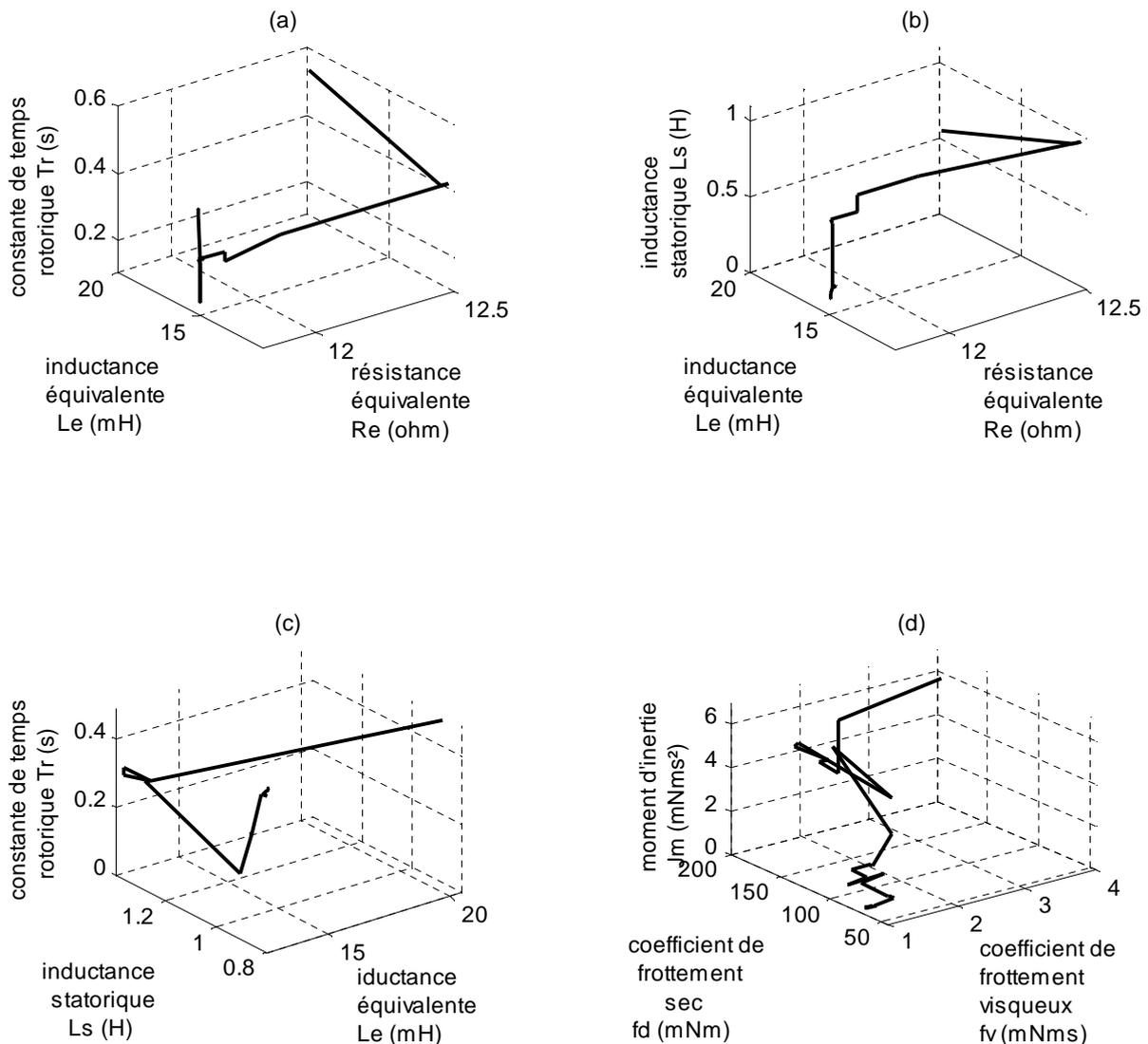


Figure 3.9. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithm génétique : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

La progression des paramètres résultant de l'opérateur de mutation de la programmation évolutionniste est quasi-indépendante les uns des autres ; ce qui ressemble au cas du gradient (Figure 3.10).

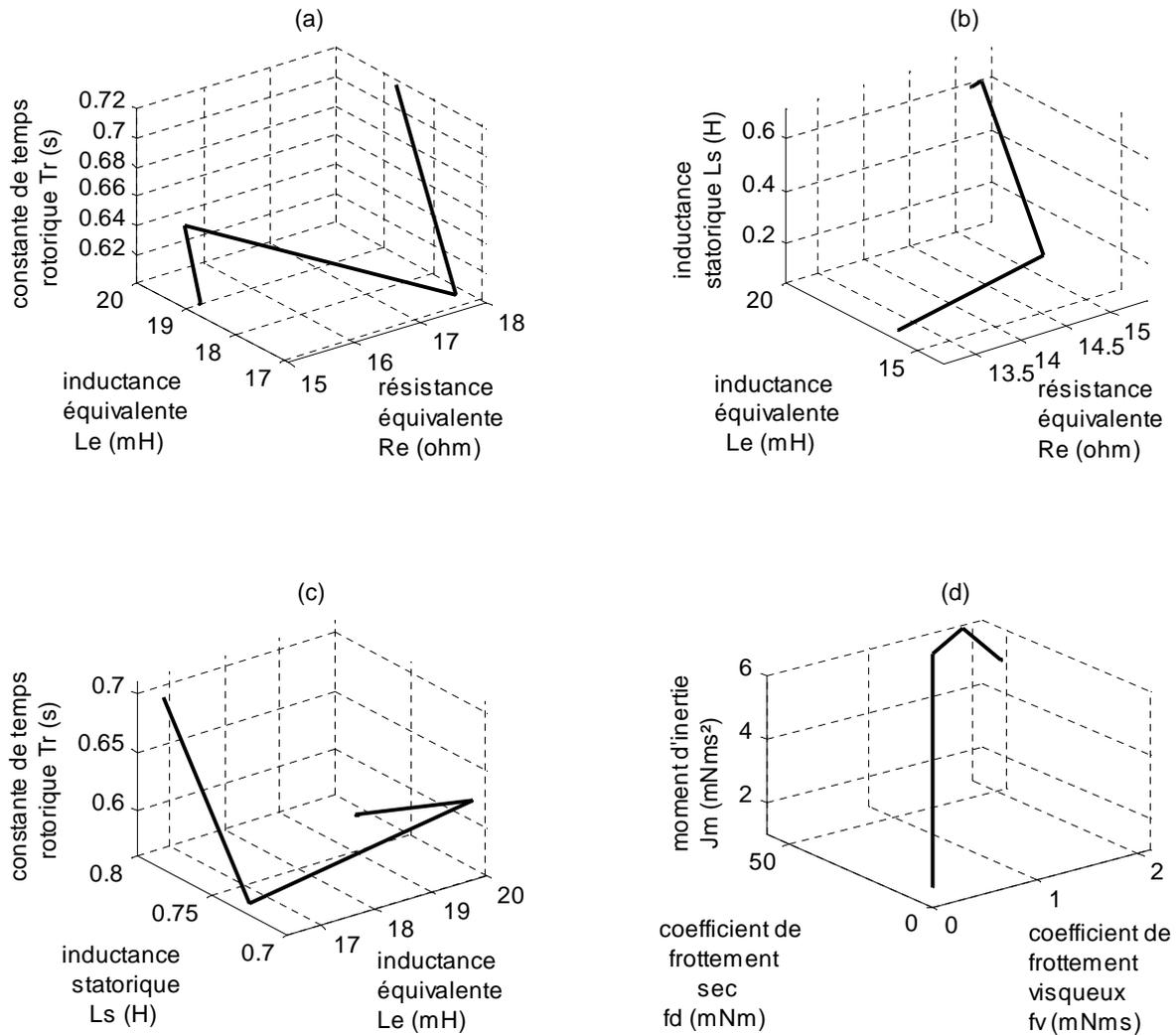


Figure 3.10. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, programmation évolutionniste : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Le mécanisme de recombinaison distinguant la stratégie évolutionniste de la programmation évolutionniste ne permet pas une exploitation optimale de l'information riche offerte par le régime transitoire ; d'où la forme de l'étoile d'araignée dans la figure 3.11.

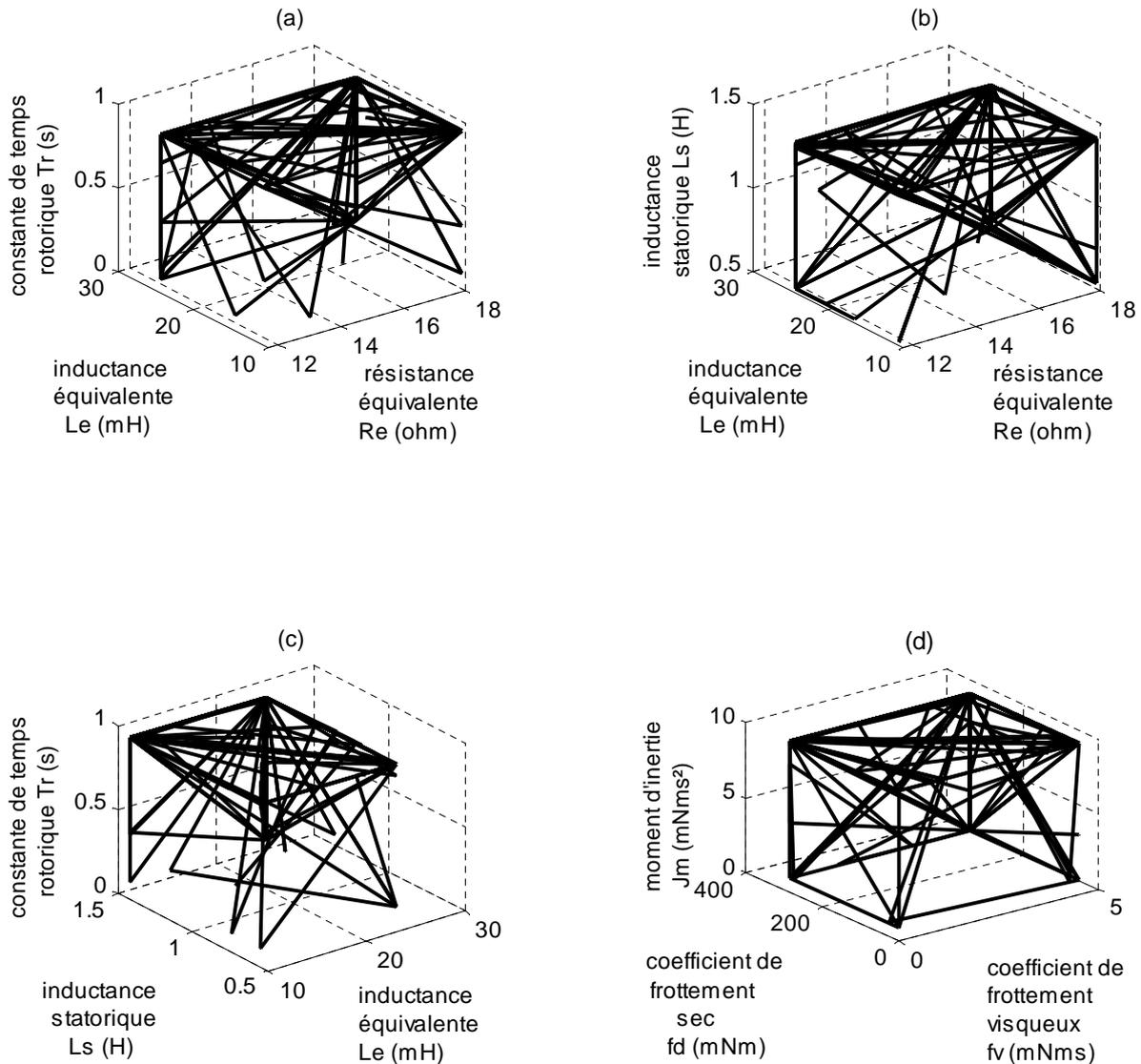


Figure 3.11. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, stratégie évolutionniste : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Lors de l'application de l'algorithme de la colonie de fourmis, il a été observé que pour la machine 1 les quantités de phéromone des fourmis sont proportionnelles à leurs coûts (Figure 3.12 (a)) ; rendant les probabilités sur lesquelles les décisions vont être prises au future moins significatives ; et donc l'algorithme de la colonie de fourmis est réduit en une pure descente stochastique.

Pour le cas de la machine 2, les quantités de phéromone des fourmis sont des fonctions non linéaires de leurs coûts (Figure 3.12 (b), (c)). En effet, la progression des différents paramètres de la machine est cohérente (comme le mouvement des pattes des fourmis [49]). Donc, on conclut que l'information riche offerte par le régime transitoire est incluse dans le processus autocatalytique pour le guidage de la recherche. La trajectoire résultante est donc lisse (Figure 3.13).

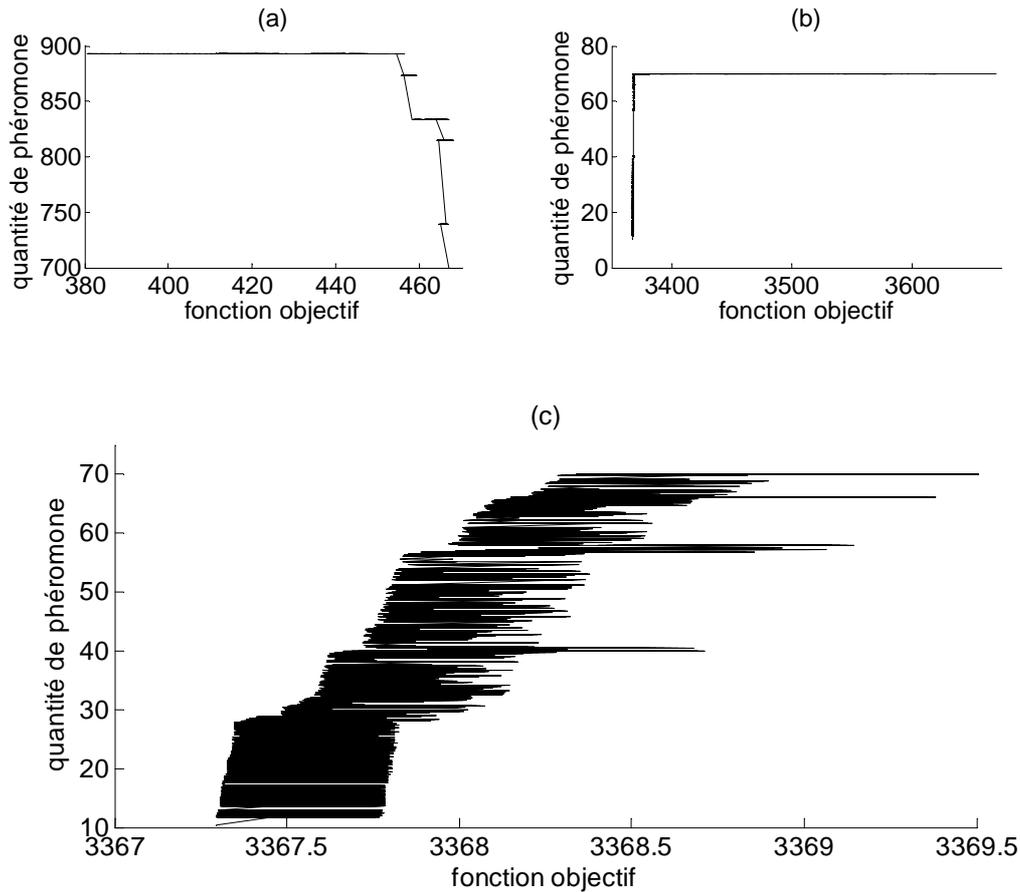


Figure 3.12. Trajectoire de recherche de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif parmi les fourmis de la colonie : (a) correspondance quantité de phéromone- fonction objectif pour la machine 1, (b) correspondance quantité de phéromone- fonction objectif pour la machine 2, (c) zoom-in de la correspondance quantité de phéromone- fonction objectif pour la machine 2 au temps de convergence.

Il est à noter qu'en première étape, pour les techniques à base de population, tous les paramètres évoluaient pour réduire la valeur de la fonction objectif (pour l'algorithme de la colonie de fourmis, par exemple, les lignes inclinées de la Figure 3.13 (a), (c), et la ligne suivant l'axe du coefficient de frottement visqueux f_v de la Figure 3.13(d)).

Après quelques générations, les paramètres électriques atteignaient les limites des intervalles de recherche réduisant la valeur de la fonction objectif où ils sont maintenus fixes (les lignes droites de la Figure 3.13 (a), (c)) en cédant la place aux paramètres mécaniques pour exploiter l'information des quantités expérimentales (lignes inclinées de la Figure 3.13 (d)).

Contrairement aux techniques analytiques, où un nombre élevé des quantités expérimentales est indispensable pour obtenir des solutions stables (égal ou supérieur à 200 [50]), un nombre bien inférieur des quantités expérimentales est suffisant pour la convergence des techniques à base de population testées ; ce qui est en accordance avec les résultats de l'application de l'algorithme génétique [51].

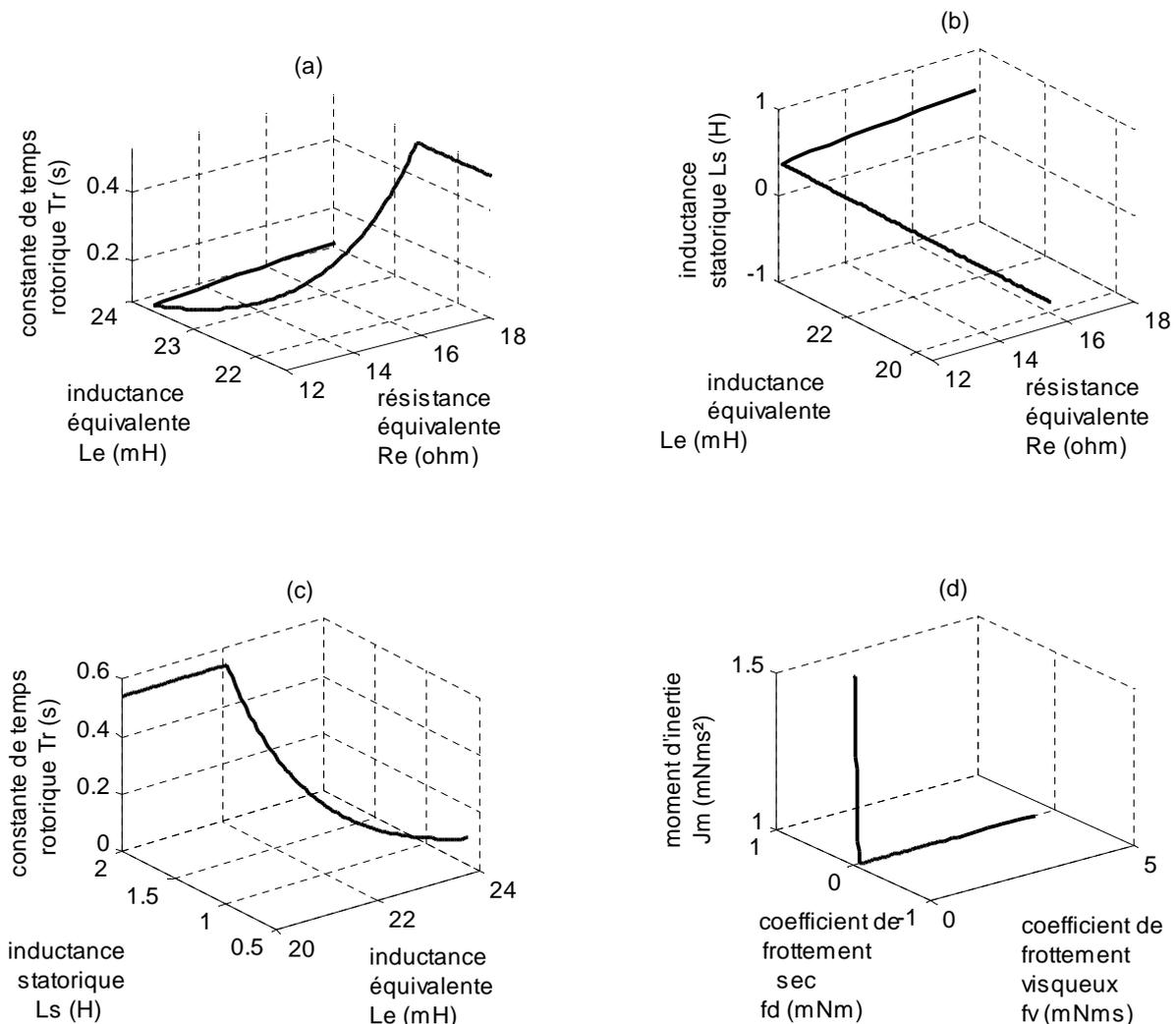


Figure 3.13. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme de la colonie de fourmis : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

Il est bien connu que le mouvement des bactéries est cohérent, robuste, et même fault-tolerant (Une cellule bactériale ayant des membres mutuels peut continuer sa marche [52]), d'où la trajectoire ressemblant à celle de l'algorithme génétique (Figure 3.14).

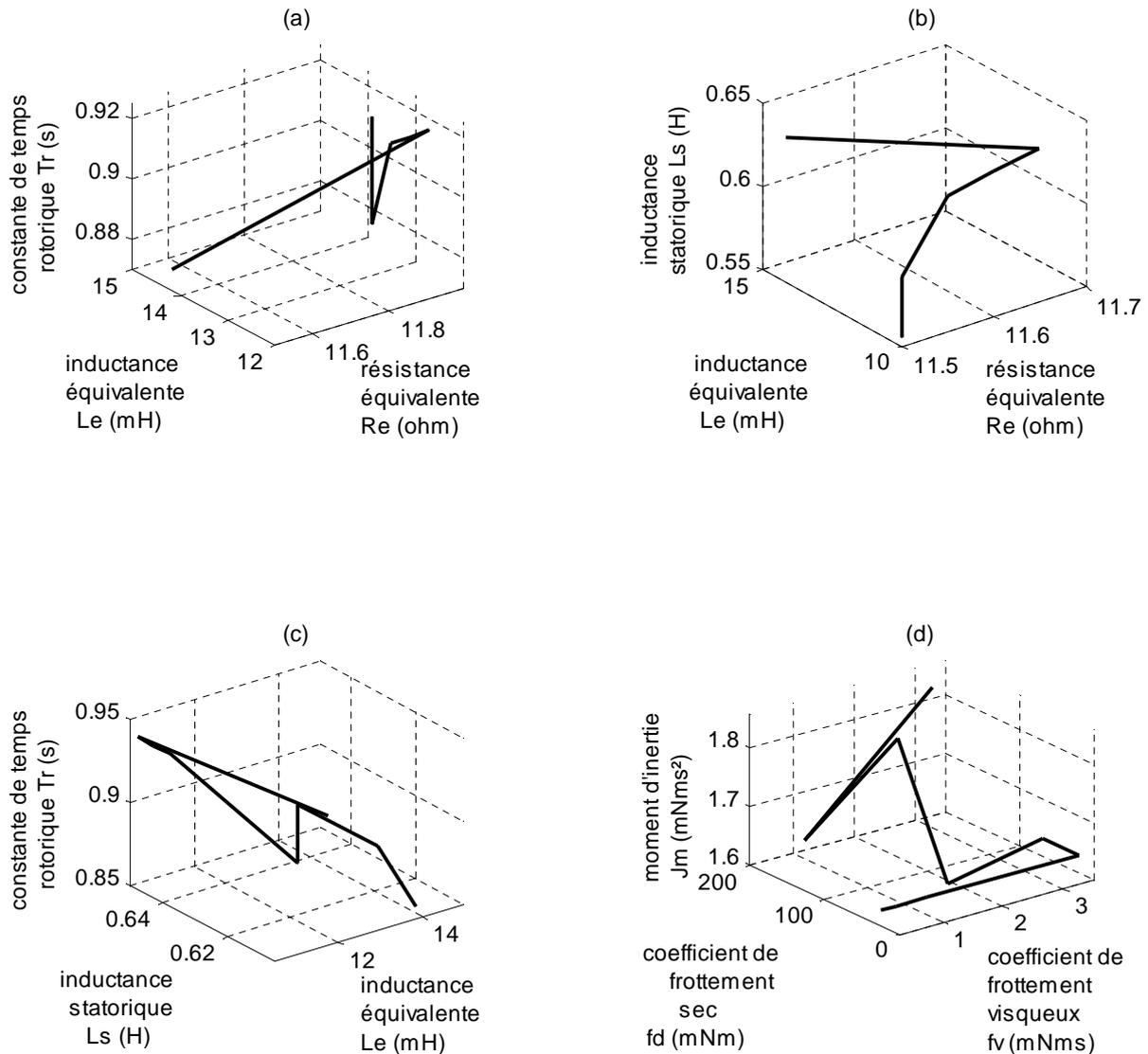


Figure 3.14. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, algorithme du chimiotactisme : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

La correction de la position relative d'un oiseau dans une vole en escadrille (Figure 3.15) est analogue au mécanisme de recombinaison de la stratégie évolutionniste.

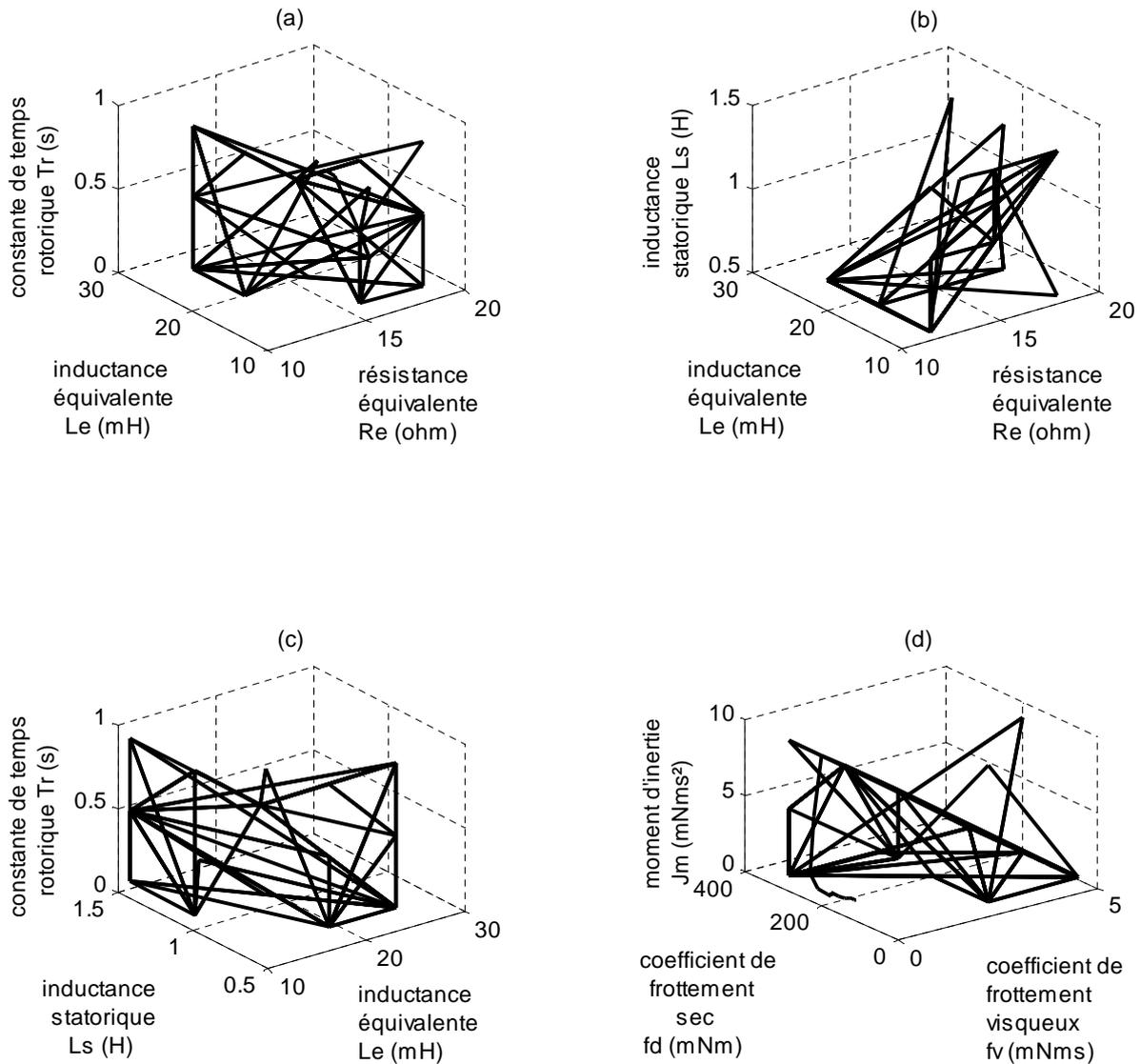


Figure 3.15. Progression des paramètres obtenue par la poursuite de l'individu donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif, essaim des particules : (a) caractéristique rotorique, (b) caractéristique statorique, (c) caractéristique rotor-stator, (d) caractéristique mécanique.

De ce qui a été vu, on peut conclure que les paramètres résultant du régime transitoire sont plus représentatifs que les paramètres résultant du régime permanent. Malheureusement, compte tenu du fait que l'un des deux modes électriques est dominant aux basses vitesses, différents algorithmes résultent en de très différents paramètres mécaniques, notamment les coefficients de frottement visqueux et sec.

3.1.1 Vecteurs initiaux des paramètres des machines asynchrones

Dix différents vecteurs initiaux sont testés pour obtenir la sensibilité des techniques à solution unique vis-à-vis le vecteur initial des paramètres des deux machines. Les variations maximales à partir de chaque paramètre du vecteur donnant la valeur la plus faible de la fonction objectif $x_{i\text{meilleur}}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) sont :

- vers la limite inférieure :

$$dx_i = \frac{x_{i\text{meilleur}} - x_{i\text{min}}}{x_{i\text{meilleur}}} 100, \quad (3.1)$$

- vers la limite supérieure :

$$Dx_i = \frac{x_{i\text{max}} - x_{i\text{meilleur}}}{x_{i\text{meilleur}}} 100. \quad (3.2)$$

Les variations obtenues sont rapportées aux Tableaux 1 et 2 pour les machines 1 et 2 respectivement.

Tableau 3.a. Variations, vers les limites inférieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations de la résistance équivalente	Variations de l'inductance équivalente	Variations de la constante de temps rotorique	Variations de l'inductance statorique
	dR_e	dL_e	$d\tau_r$	dL_s
Technique du gradient	17	10	80	10
Technique du impléxe	47	0	0	46
Descente stochastique	0	78	19	81
Algorithme du kangourou	0	0	36	0
Recuit simulé	10	0	0	90
Recherche tabou	0	10	60	10
Recherche tabou améliorée	0	0	0	8
Recherche distribuée	0	0	2	1
Algorithme génétique	0	1	0	36
Programmation évolutionniste	0	0	1	1
Stratégie évolutionniste	0	0	0	28
Algorithme de la colonie de fourmis	0	0	9	21
Algorithme du chimiotactisme	0	0	1	43
Essaim des particules	0	0	0	0

Tableau 3.b. Variations, vers les limites inférieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations du coefficient de frottement visqueux df_v	Variations du coefficient de frottement sec df_d	Variations du moment d'inertie dJ_m
Technique du gradient	0	0	100
Technique du implexe	19	0	52
Descente stochastique	60	29	18
Algorithme du kangourou	40	27	68
Recuit simulé	0	0	0
Recherche tabou	80	40	60
Recherche tabou améliorée	0	28	0
Recherche distribuée	2	1	0
Algorithme génétique	3	0	1
Programmation évolutionniste	0	0	0
Stratégie évolutionniste	0	0	0
Algorithme de la colonie de fourmis	0	0	0
Algorithme du chimiotactisme	0	0	0
Essaim des particules	0	0	0

Tableau 3.c. Variations, vers les limites supérieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations de la résistance équivalente DR_e	Variations de l'inductance équivalente DL_e	Variations de la constante de temps rotorique $D\tau_r$	Variations de l'inductance statorique DL_s
Technique du gradient	58	90	0	10
Technique du implexe	33	86	84	34
Descente stochastique	79	1	61	9
Algorithme du kangourou	0	0	0	74
Recuit simulé	0	0	81	0
Recherche tabou	8	69	20	80
Recherche tabou améliorée	0	0	59	86
Recherche distribuée	2	0	1	0
Algorithme génétique	35	40	24	11
Programmation évolutionniste	1	0	70	0
Stratégie évolutionniste	29	18	100	13
Algorithme de la colonie de fourmis	2	21	11	0
Algorithme du chimiotactisme	2	0	0	1
Essaim des particules	0	0	0	0

Tableau 3.d. Variations, vers les limites supérieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 1 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations du coefficient de frottement visqueux Df_v	Variations du coefficient de frottement sec Df_d	Variations du moment d'inertie DJ_m
Technique du gradient	100	100	0
Technique du implexe	56	93	35
Descente stochastique	20	51	82
Algorithme du kangourou	36	0	0
Recuit simulé	81	70	14
Recherche tabou	0	40	20
Recherche tabou améliorée	100	11	58
Recherche distribuée	98	4	0
Algorithme génétique	96	47	18
Programmation évolutionniste	21	22	14
Stratégie évolutionniste	72	90	77
Algorithme de la colonie de fourmis	40	4	27
Algorithme du chimiotactisme	50	0	0
Essaim des particules	0	0	0

Tableau 4.a. Variations, vers les limites inférieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations de la résistance équivalente dR_e	Variations de l'inductance équivalente dL_e	Variations de la constante de temps rotorique $d\tau_r$	Variations de l'inductance statorique dL_s
Technique du gradient	30	0	0	0
Technique du implexe	80	100	59	60
Descente stochastique	0	7	49	0
Algorithme du kangourou	0	0	66	0
Recuit simulé	0	0	52	16
Recherche tabou	0	0	89	56
Recherche tabou améliorée	0	0	38	30
Recherche distribuée	0	0	1	0
Algorithme génétique	0	0	38	0
Programmation évolutionniste	0	0	51	0
Stratégie évolutionniste	0	0	50	50
Algorithme de la colonie de fourmis	0	0	79	0
Algorithme du chimiotactisme	0	0	50	1
Essaim des particules	0	0	64	0

Tableau 4.b. Variations, vers les limites inférieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations du coefficient de frottement visqueux df_v	Variations du coefficient de frottement sec df_d	Variations du moment d'inertie dJ_m
Technique du gradient	20	100	0
Technique du implexe	16	9	34
Descente stochastique	40	47	80
Algorithme du kangourou	0	1	0
Recuit simulé	60	6	20
Recherche tabou	60	30	20
Recherche tabou améliorée	0	0	0
Recherche distribuée	0	0	8
Algorithme génétique	0	0	0
Programmation évolutionniste	0	0	6
Stratégie évolutionniste	100	100	50
Algorithme de la colonie de fourmis	0	0	0
Algorithme du chimiotactisme	0	0	2
Essaim des particules	0	25	0

Tableau 4.c. Variations, vers les limites supérieures, des paramètres électriques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations de la résistance équivalente DR_e	Variations de l'inductance équivalente DL_e	Variations de la constante de temps rotorique $D\tau_r$	Variations de l'inductance statorique DL_s
Technique du gradient	60	100	100	0
Technique du implexe	10	0	20	31
Descente stochastique	100	83	31	86
Algorithme du kangourou	0	0	0	0
Recuit simulé	0	0	34	53
Recherche tabou	0	0	0	44
Recherche tabou améliorée	0	0	0	62
Recherche distribuée	0	0	38	62
Algorithme génétique	7	12	28	85
Programmation évolutionniste	0	0	0	54
Stratégie évolutionniste	0	0	25	29
Algorithme de la colonie de fourmis	0	0	0	0
Algorithme du chimiotactisme	0	0	3	1
Essaim des particules	0	0	0	57

Tableau 4.d. Variations, vers les limites supérieures, des paramètres mécaniques résultant de l'identification de la machine 2 par rapport aux vecteurs initiaux

	Variations du coefficient de frottement visqueux Df_v	Variations du coefficient de frottement sec Df_d	Variations du moment d'inertie DJ_m
Technique du gradient	60	0	100
Technique du implexe	80	81	48
Descente stochastique	40	53	20
Algorithme du kangourou	50	0	25
Recuit simulé	20	77	80
Recherche tabou	20	60	80
Recherche tabou améliorée	80	72	60
Recherche distribuée	99	99	0
Algorithme génétique	90	88	78
Programmation évolutionniste	3	100	42
Stratégie évolutionniste	0	0	18
Algorithme de la colonie de fourmis	0	1	42
Algorithme du chimiotactisme	0	17	15
Essaim des particules	96	14	50

On peut noter que l'algorithme du kangourou est le moins sensible au choix des valeurs initiales du vecteur des paramètres.

La stratégie de recherche des algorithmes considérant le cas de la machine 2 diffère de celle pour la machine 1. En effet, pour la machine 2, les paramètres électriques (précisément la résistance équivalente R_e et l'inductance équivalente L_e) sont ajustés dans le sens diminuant la valeur de la fonction objectif (les quatre premières colonnes du Tableau 4) dans une première étape. Ensuite, ces valeurs sont maintenues constantes en cédant la place aux paramètres mécaniques afin d'exploiter l'information offerte par les quantités expérimentales. Pour la machine 1, tous les paramètres changent alternativement.

Dix différentes populations initiales de distribution uniforme des vecteurs initiaux des paramètres des machines 1 et 2 ont été testées pour le cas des techniques d'optimisation à base de population.

Des populations biaisées:

- dix différentes distributions de la population initiale concentrée dans le demi de l'intervalle de recherche de tous les paramètres ($1/2n$ de l'espace de recherche).
- dix différentes distributions de la population initiale concentrée dans le quart de l'intervalle de recherche de tous les paramètres ($1/4n$ de l'espace de recherche),

sont aussi testées.

Il a été constaté que, généralement, la recherche distribuée et les techniques biomimétiques sont moins sensibles au choix de la population initiale que les techniques évolutionnistes.

En conjonction, les variations des paramètres de la machine 1 sont moins importantes et les variations des valeurs de la fonction objectif sont plus importantes que les variations des paramètres et les variations des valeurs de la fonction objectif de la machine 2. Dans ce dernier cas le problème de sensibilité est posé.

Contrairement à ce qui a été peut être attendu, en dépit de son capacité d'extrapolation, la programmation évolutionniste a donné des valeurs de la fonction objectif et du temps d'exécution avec les populations initiales biaisées plus élevées qu'avec les populations initiales uniformément distribuées.

Il a été constaté que, généralement, l'algorithme génétique donne des résultats avec une population initiale biaisée (ou même concentrée) meilleures qu'avec une population initiale uniformément distribuée. On peut conclure qu'une population de race pure donne des résultats meilleurs qu'une population hybride.

Un cas extrême a été testé. En effet, à chaque itération, le meilleur individu et un individu suffisamment distant de lui, généralement d'une performance moyenne, de l'ancienne génération sont assujettis aux croisements en des points aléatoires jusqu'à ce que la nouvelle population soit remplie ; puis, l'opérateur de mutation est appliqué. Cependant, puisque l'opérateur de croisement tient place, généralement, en des points à l'intérieur des sous chaînes, en plus de l'effet de l'opérateur de mutation, l'extension de la nouvelle population sur l'ensemble de l'espace de recherche est assurée.

Cette procédure est similaire au phénomène du croisement réel. En effet, les créatures vivantes possèdent un certain nombre de paires de chromosomes homologues (deux chromosomes de même type dont les gènes contrôlent les mêmes caractéristiques) ; le croisement se produit au sein du même individu pour générer les gamètes (cellules sexuelles) qui n'ont qu'un chromosome de chaque type. Le descendant est généré quand deux gamètes, une de chaque parent, s'unissent et forment une cellule qui n'a à son tour qu'un chromosome de chaque type [53]. Les performances en terme des valeurs de la fonction objectif et le temps d'exécution obtenues avec cette procédure sont meilleurs que celles obtenues avec les populations initiales uniformément distribuées. On conclut, et on vérifie, que le codage en virgule flottante n'apporte pas d'amélioration par rapport au codage binaire.

Une autre similarité avec le monde réel est observée. En effet, en suivant la trace d'évolution d'un individu le long de la procédure de l'algorithme génétique, on a constaté que l'individu n'est apparenté qu'après plusieurs générations. En contrepartie, quelques particularités héritées des créatures vivantes restent dissimulées et n'apparaissent seulement qu'après quelques générations.

L'algorithme de la colonie de fourmis donne la même valeur de la fonction objectif, indépendamment de la distribution et le biais de la population initiale ; à l'exception du cas de la machine 1 où la valeur de la fonction objectif à la convergence apparaît très sensible à la valeur du moment d'inertie J_m . Dans ce cas, une augmentation de la valeur du moment d'inertie de 27% engendre une augmentation de la valeur de la fonction objectif de 14% et une diminution de la valeur du temps d'exécution de 88% à 98% selon les valeurs des autres paramètres de la machine ; une convergence prématurée a surgit donc.

Concernant la machine 2, une augmentation de la valeur du moment d'inertie de 183% a provoqué une augmentation négligeable de la valeur de la fonction objectif, environ 0.03%.

3.1.2 Ajustement des paramètres des techniques d'optimisation

3.1.2.1 Technique du gradient

La procédure itérative de la technique du gradient est :

$$x_i(k+1) = x_i(k) - \lambda_i(k) \nabla_i C(x(k)), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

La technique du gradient est très affectée par le bruit de mesure. Les gains λ_i peuvent être choisis dans une large plage sans une modification notable ni de la valeur de la fonction objectif ni du temps d'exécution.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la technique du gradient initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.16.

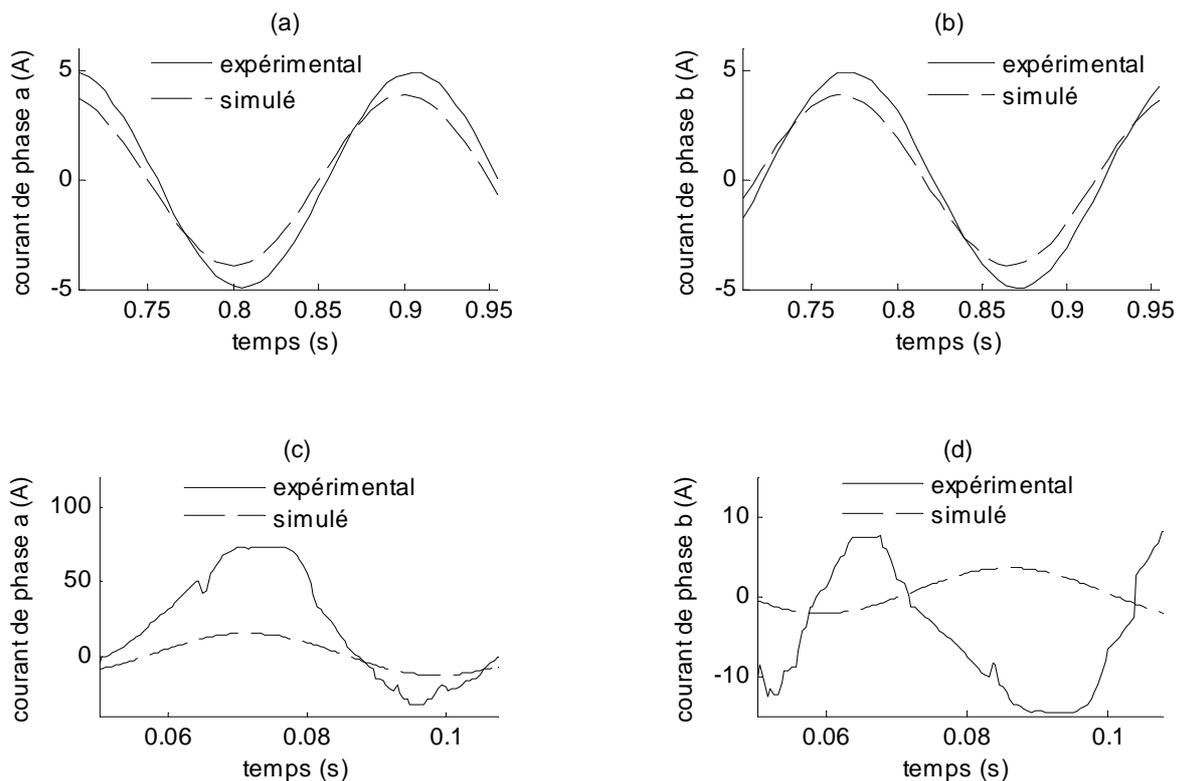


Figure 3.16. Courants résultant de l'identification par la technique du gradient :
(a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.2 Technique du simplexe de Nelder et Mead

Quoique la technique simplexe de Nelder et Mead soit connue comme peu fonctionnelle avec plusieurs problèmes [54], aucun problème de stabilité numérique n'a été repéré.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la technique du simplexe initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.17.

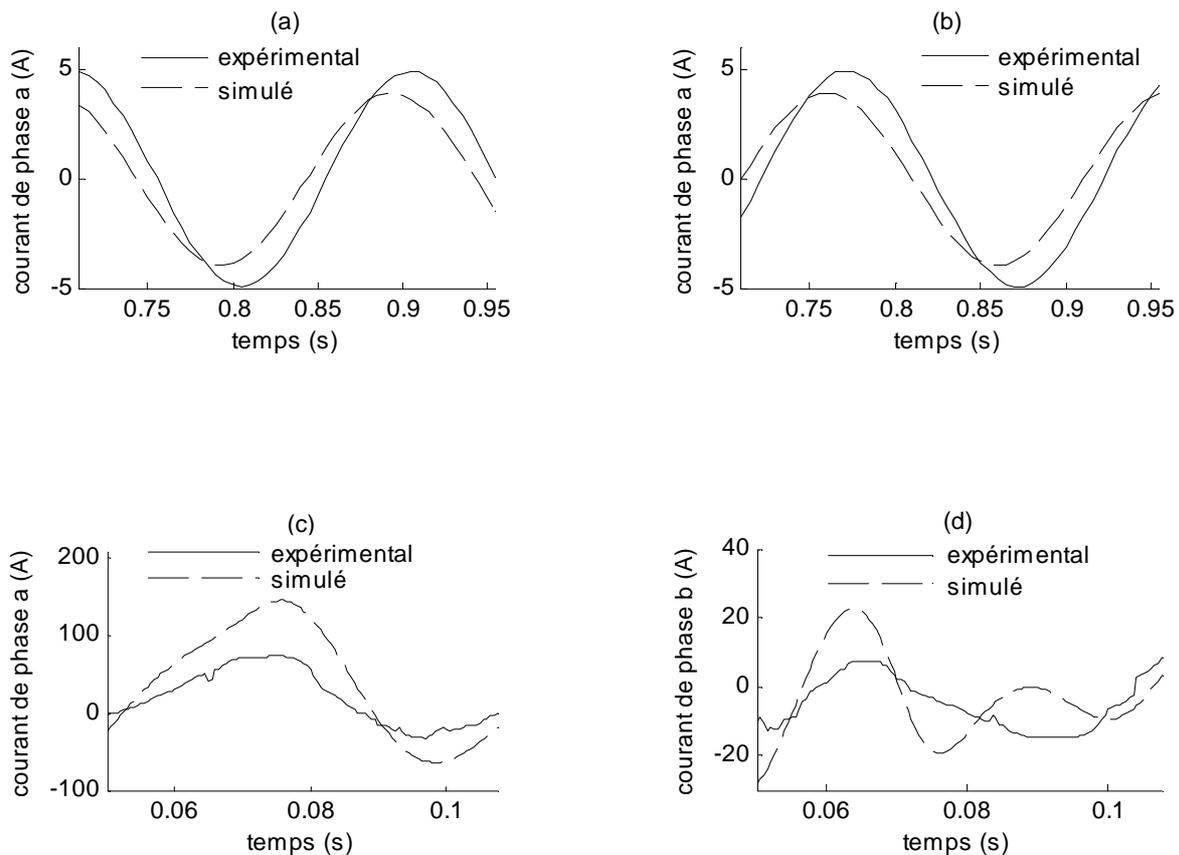


Figure 3.17. Courants résultant de l'identification par la technique du simplexe de Nelder et Mead : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.3 Descente stochastique

Dix vecteurs initiaux ont été testés ; les meilleurs résultats sont retenus. Le pas de la descente est : pour la machine 1 : $\Delta x = [0.0025 \ 0.00025 \ 0.00005 \ 0.00005 \ 0.000005 \ 0.00005 \ 0.00005]$, et pour la machine 2 : $\Delta x = [0.0025 \ 0.000125 \ 0.00125 \ 0.00025 \ 0.000025 \ 0.00005 \ 0.0000125]$.

Le temps d'exécution varie de moins de 1s à 4s pour la machine 1 ; et de moins de 1s à moins de 2s pour machine 2. La descente stochastique est très sensible au choix du vecteur initial des paramètres.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la descente stochastique initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.18.

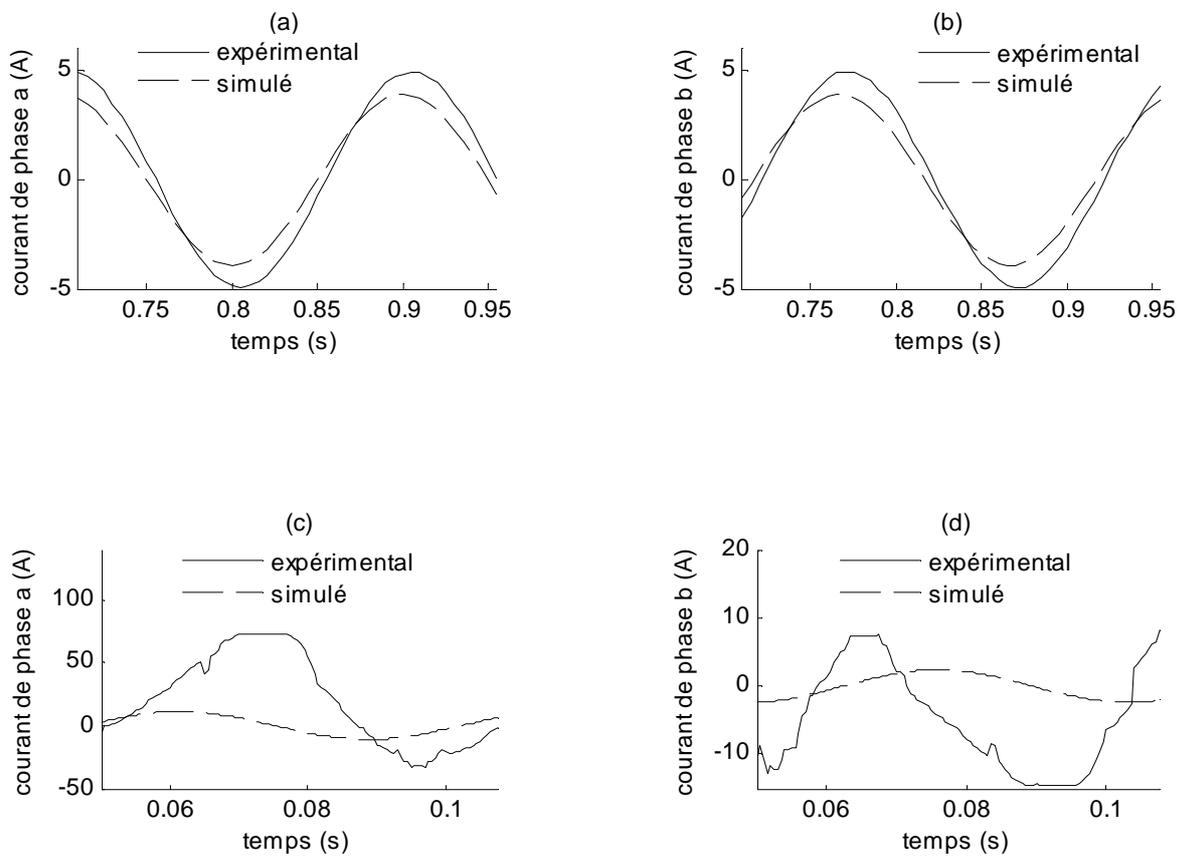


Figure 3.18. Courants résultant de l'identification par la technique de la descente stochastique : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.4 Algorithme du kangourou

Dix vecteurs initiaux sont testés ; les meilleurs résultats sont retenus. L'algorithme du kangourou est robuste vis-à-vis le choix du vecteur initial des paramètres.

Le temps d'exécution atteignait 21469s pour la machine 1 ; il varie de 960s à 1480s pour la machine 2.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de l'algorithme du kangourou initialisé avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.19.

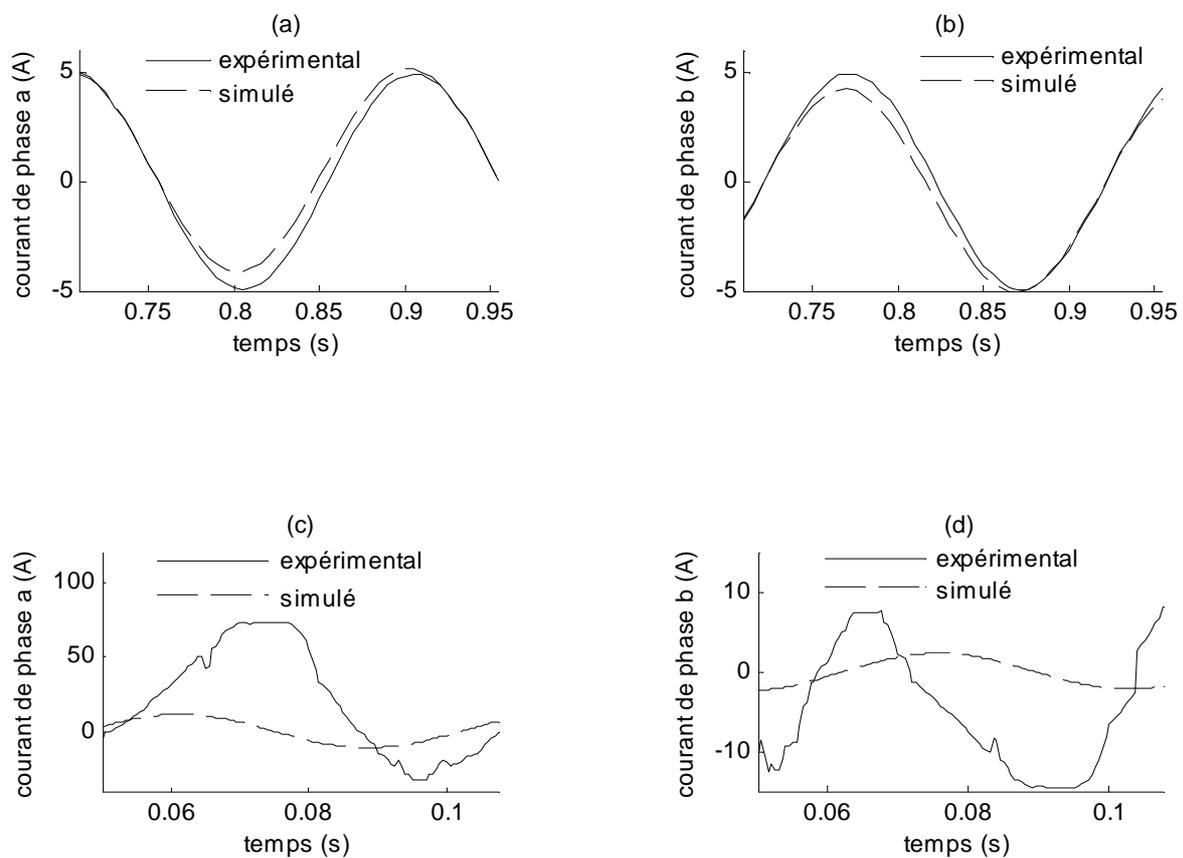


Figure 3.19. Courants résultant de l'identification par l'algorithme du kangourou : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.5 Recuit simulé

Pour la machine 2, le paramètre le plus influant sur les performances de l'algorithme, en particulier le temps d'exécution est la température finale t_f .

En effet, le temps d'exécution minimal peut être obtenu avec la température finale t_f dans l'intervalle de 0.000035 à 0.0002 ; le temps d'exécution variait donc de 3s à 20s.

Les valeurs minimales de la fonction objectif peuvent être obtenues avec la température initiale t_i qui varie de 0.003 à 3000 selon le vecteur initial des paramètres.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application du recuit simulé initialisé avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.20.

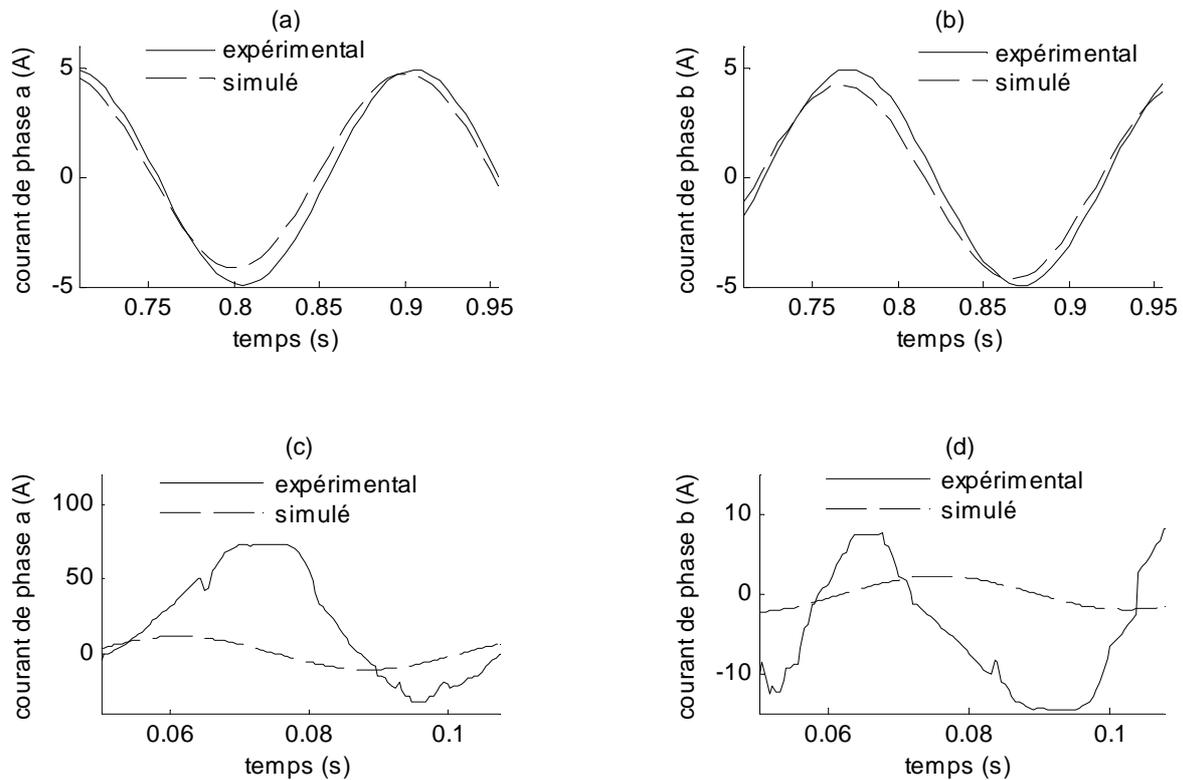


Figure 3.20. Courants résultant de l'identification par le recuit simulé :
(a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.6 Recherche tabou simple

Les performances de l'algorithme sont très fluctuantes mais non pour autant dépendantes de la taille de la liste tabou.

Pour la machine 1 et pour quelques vecteurs initiaux de la machine, la convergence est atteinte dans un temps d'exécution de moins de 12s. Pour d'autres vecteurs initiaux, le temps d'exécution peut atteindre 314s.

Pour la machine 2, le temps d'exécution variait de 3s à 22s.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la recherche tabou initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.21.

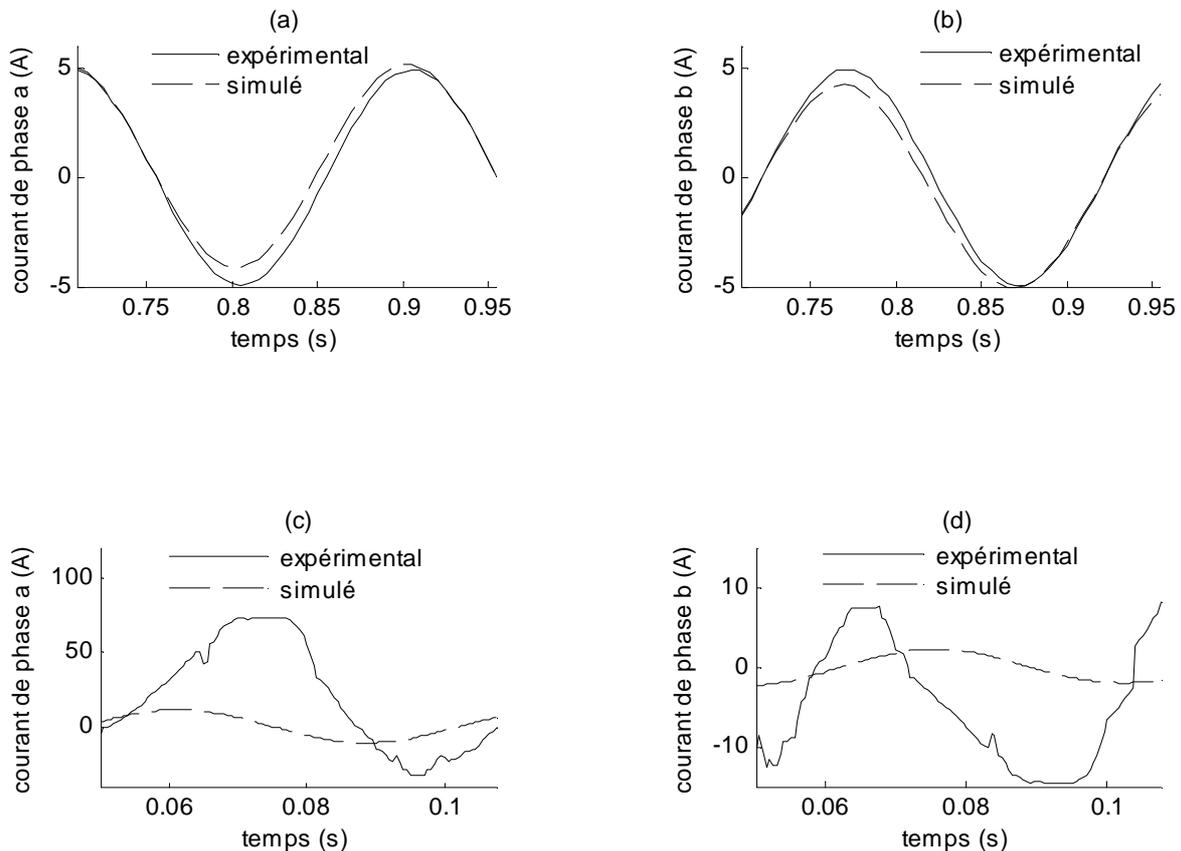


Figure 3.21. Courants résultant de l'identification par la recherche tabou simple : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.7 Recherche tabou améliorée

Pour les deux machines, les valeurs minimales pour les descentes consécutives sans amélioration $n_{méliore}$ et les procédures de diversification avant intensification ont été perçues autour de la valeur 5.

Avec cette valeur, le temps d'exécution variait de 450s à 1795s pour la machine 1 et de 1s à 13s pour la machine 2. Au dessus de cette valeur, le temps d'exécution augmentait sans amélioration de la qualité de la solution.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la recherche tabou améliorée initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.22.

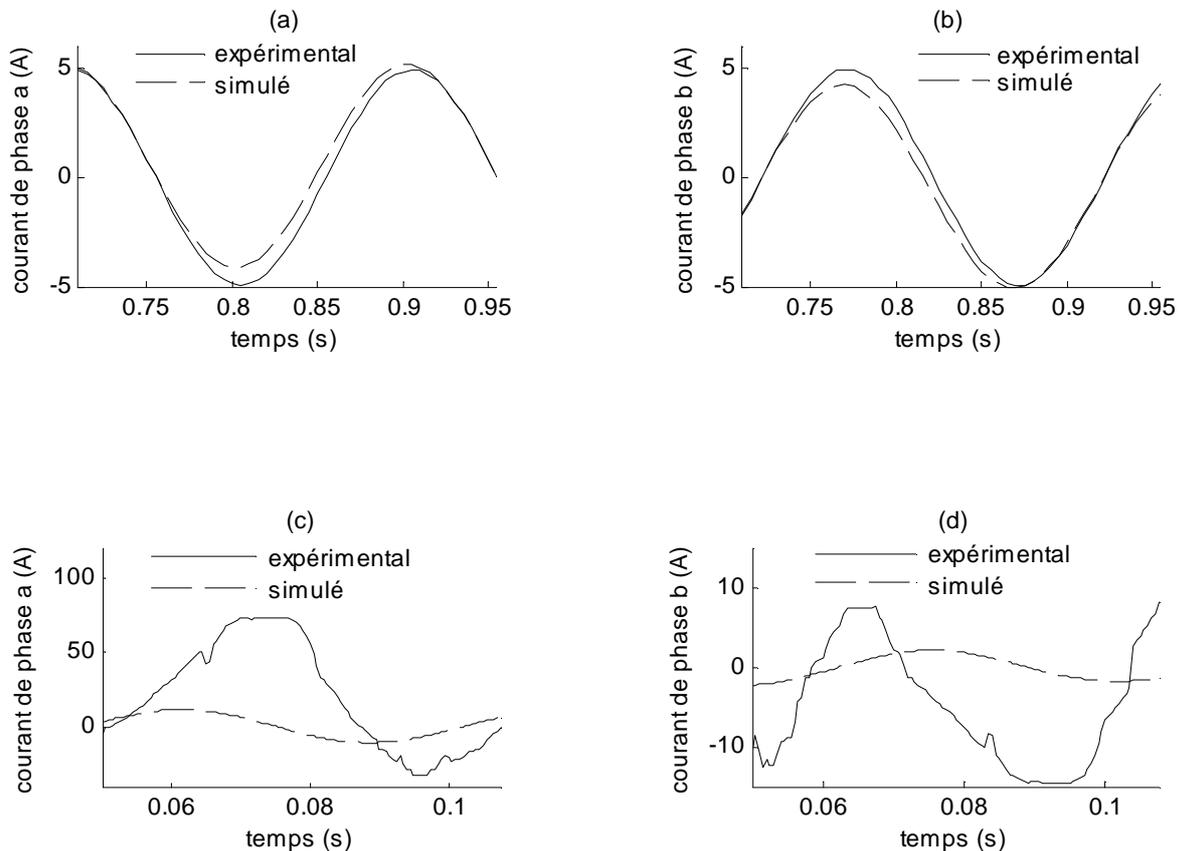


Figure 3.22. Courants résultant de l'identification par la recherche tabou améliorée : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.8 Recherche distribuée

Il a été observé qu'une population de grande taille n'augmentait pas la qualité de la solution. En effet, une augmentation de la taille de population de 100 à 200 engendrait une augmentation de la valeur de la fonction objectif de 0.11%.

L'ajustement de la longueur de la liste de référence est très délicat. Cependant, une très petite liste de référence, comme une grande liste, conduisait à une valeur exhaustive du temps d'exécution. Ceci est justifié, car l'étape de recombinaison produisait de nouveaux éléments tout le temps. La longueur de la liste de référence des meilleures solutions b_1 varie de 5 à 15 selon la population initiale. 3 est la valeur optimale de la longueur de la liste de référence des solutions les plus distants des meilleures solutions b_2 .

Une valeur intermédiaire paraît convenable pour la distance Cartésienne aux autres paramètres de la liste de référence à partir de laquelle le paramètre est considéré comme nouveau. Si cette distance décroît, l'algorithme peut être attrapé par un minimum local.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la recherche distribuée initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.23.

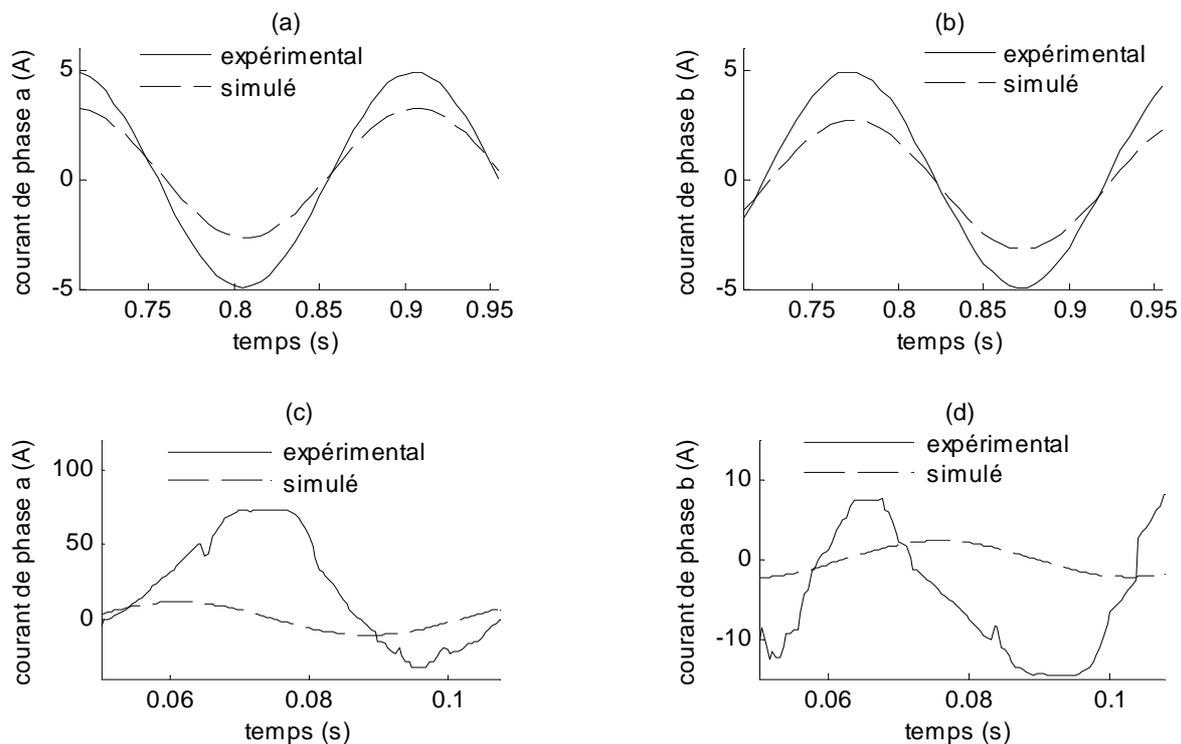


Figure 3.23. Courants résultant de l'identification par la recherche distribuée : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.9 Algorithme génétique

La supériorité de la sélection déterministe sur la sélection stochastique est perçue pour toutes les populations initiales testées.

En parallèle à cette constatation, il a été remarqué que la sélection finale de type état permanent est la plus convenable pour la machine 1 ; le temps d'exécution est 15s pour les populations initiales biaisées ; il est 1090s pour les populations initiales de distribution uniforme. Cependant, la sélection finale de type élevage sélectif est la plus convenable pour la machine 2 ; le temps d'exécution est 30s pour les populations initiales biaisées ; il est 60s pour les populations initiales de distribution uniforme.

En se souvenant que, généralement, la sélection finale de type état permanent permettait plus de chances, que la sélection finale de type élevage sélectif, aux individus moyennement performants d'être reproduits, cette constatation semblait être raisonnable. En effet, pour la machine 1, l'algorithme montre une certaine prudence et réalise plusieurs tentatives pour l'extraction du maximum de l'information pauvre des signaux expérimentaux.

A coté, pour la machine 2, l'information riche offerte par les signaux expérimentaux encourageait la glotonnerie de l'algorithme qui choisissait le chemin le plus court pour l'extraction de l'information. On conclut que l'algorithme génétique réagit d'une manière flexible vis-à-vis de la carence ou l'abondance de l'information disponible.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de l'algorithme génétique initialisé avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.24.

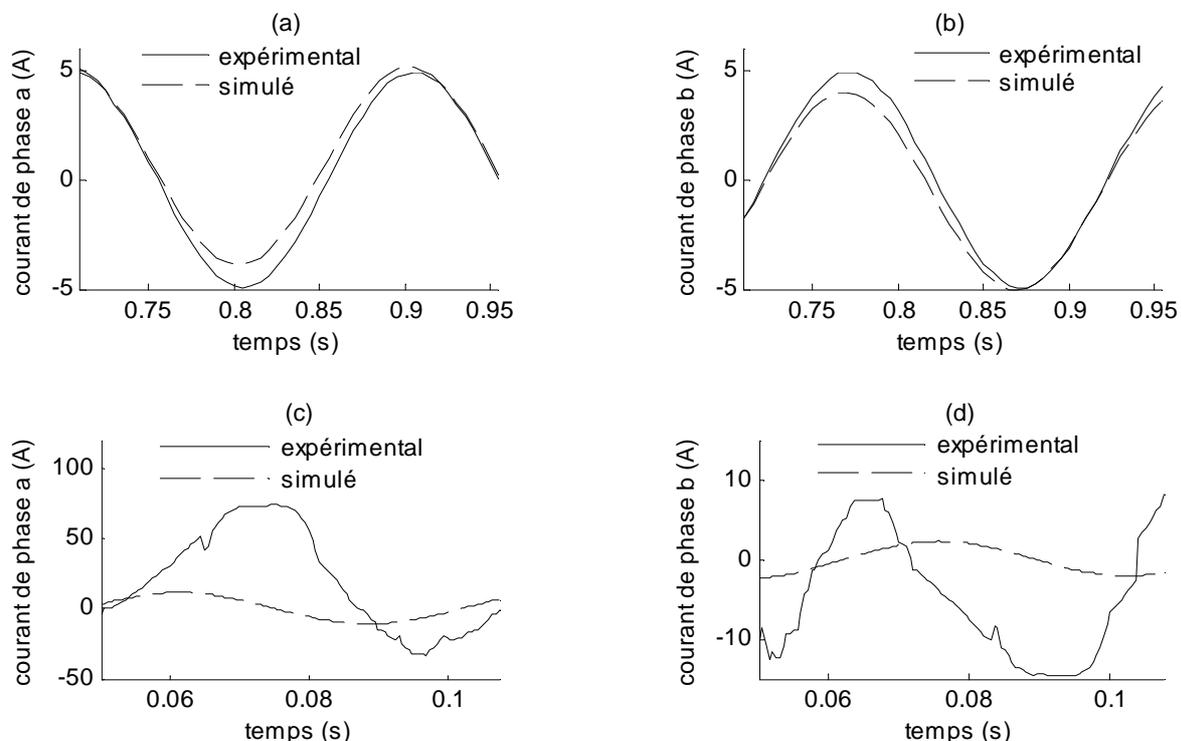


Figure 3.24. Courants résultant de l'identification par l'algorithme génétique : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.10 Programmation évolutionniste

Généralement, le bon fonctionnement de l'algorithme exige une population de grande taille.

Il est utile de mentionner que, au moment où une valeur élevée pour l'échelle de mutation β augmentait le temps d'exécution, faibles valeurs de l'échelle de mutation β peuvent conduire vers des régions de recherche non faisable.

Il a été constaté qu'une valeur élevée du nombre d'élitisme k peut altérer le processus de sélection. Donc, un nombre d'élitisme de plus de 3 faisait décroître dramatiquement la qualité des résultats.

Les meilleurs résultats sont obtenus quand :

- l'échelle de mutation β est choisi une fonction linéairement décroissante de 0.1 à 0.01 pour la machine 1, de 0.005 à 0.001 pour la machine 2 ;
- et, pour les deux machines, un nombre élitiste $k = 10$,
- une population de taille $m = 200$.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la programmation évolutionniste initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.25.

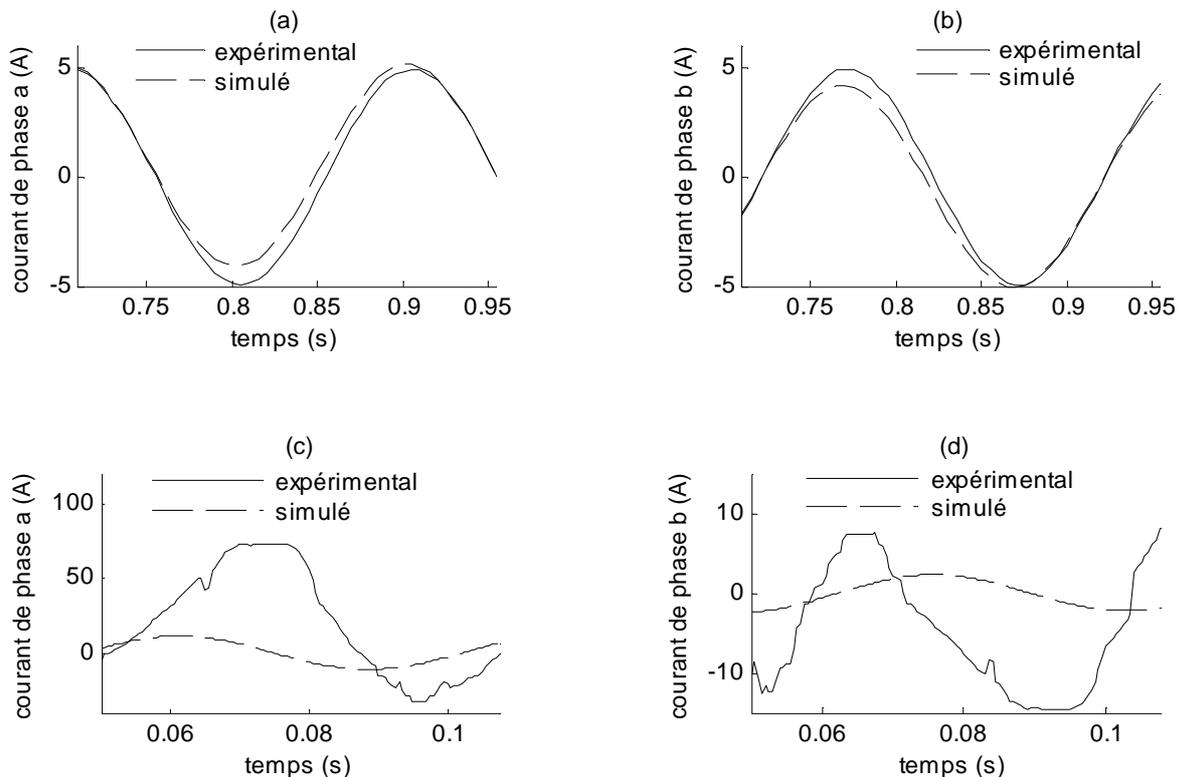


Figure 3.25. Courants résultant de l'identification par la programmation évolutionniste : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.11 Stratégie évolutionniste

La stratégie évolutionniste a été testée en utilisant plusieurs combinaisons : populations de différentes tailles ($\mu = 10-90$, avec une résolution de 10), et le nombre de parents choisis pour la recombinaison ($\rho = 1, \dots, \rho = 10, \rho = 20, \dots, \rho = 100$, échelle logarithmique).

Pour la machine 1, la valeur du temps de début d'identification t_0 est élevée. Il a été observé que les paramètres les plus précis sont le résultat d'une valeur intermédiaire de la taille de population : $\mu = 100$, essentiellement pour les populations initiales de distribution uniforme. Les populations initiales biaisées exigeaient une taille plus grande : $\mu = 200$, ce qui est en accord avec [55]. La valeur optimale du nombre de parents choisis pour la recombinaison ρ varie de 3 à 60. Les déviations σ_i^k ($i = 1, 2, \dots, n ; k = 1, 2, \dots, \mu$) évoluaient rapidement au cours du processus d'optimisation et vont être ajustées automatiquement ; rendant le choix de leurs valeurs initiales non pas d'une grande importance.

Pour la machine 2, la valeur du temps t_0 est faible, et le choix de la taille de population μ et le nombre de parents choisis pour recombinaison ρ devenait plus significatif. En effet, il a été observé que la qualité de la solution améliorait avec l'augmentation de la taille de population jusqu'à une certaine valeur μ variant de 7 à 20, selon la distribution de la population initiale. Mauvais résultats apparaissaient à partir de cette valeur de la taille de population. Les paramètres optimaux de l'algorithme sont obtenus avec un nombre de parents choisis pour la recombinaison ρ proportionnel à la taille de population μ : une valeur élevée du nombre de parents ρ avec une population de grande taille et vice-versa.

Un nombre d'élitisme γ supérieur à 3 engendrait une augmentation considérable de meilleur coût ; puisqu'il n'y a pas suffisamment de nouveaux individus dans la population.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de la stratégie évolutionniste initialisée avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.26.

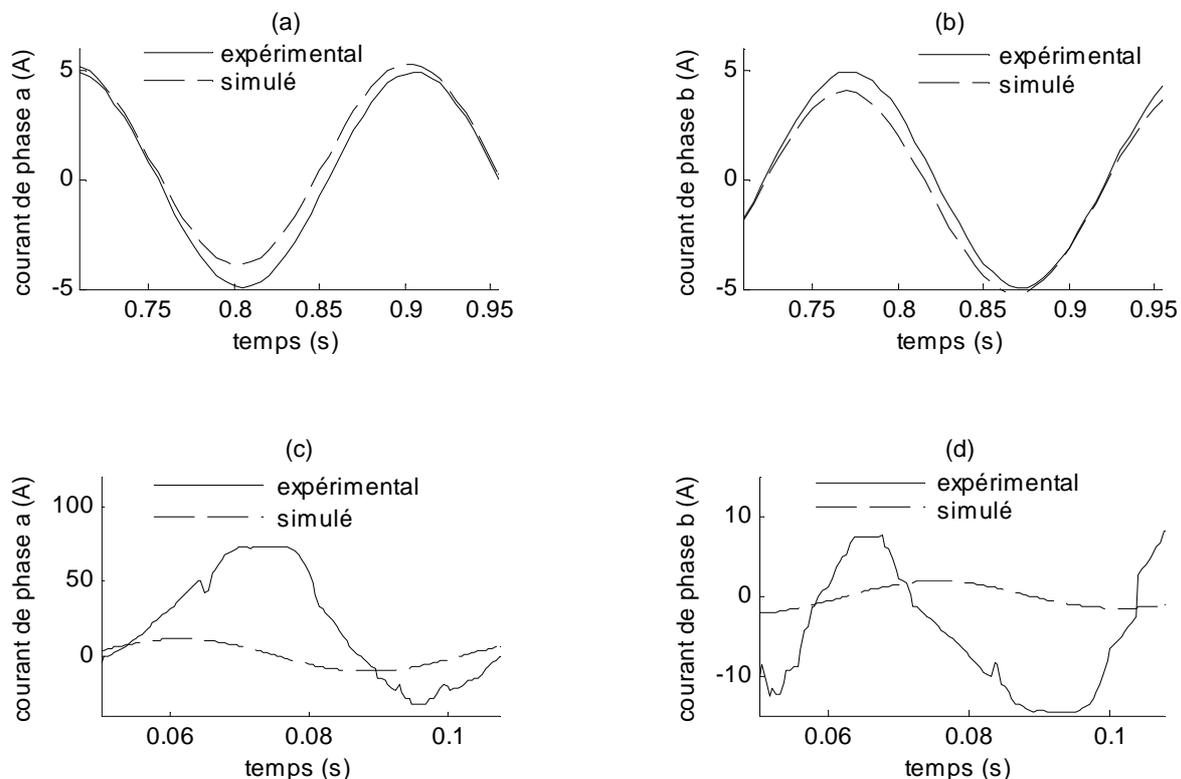


Figure 3.26. Courants résultant de l'identification par la stratégie évolutionniste : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.12 Algorithme de la colonie de fourmis

L'algorithme de la colonie de fourmis semble bien fonctionnel avec des tailles de la colonie d'une valeur intermédiaire. En effet, pour de grandes tailles de la colonie, la meilleure des valeurs de la fonction objectif données par les fourmis de la colonie à la convergence diminuait ; un grand nombre de fourmis s'attaquaient à une quantité limitée de nourriture, dans le sens où un phénomène de conflit tient place et lieu de la coopération.

Quand une grande valeur est attribuée au coefficient d'aléa α le phénomène de stagnation est observé (toutes les fourmis suivent le même chemin). L'impact du choix de la quantité initiale du phéromone τ_0 , à l'exception de la valeur nulle, et le coefficient d'intensification Q est négligeable.

Pour les deux machines, les paramètres de l'algorithme de la colonie de fourmis qui donnaient les meilleurs résultats sont :

- la taille de population $m = 100$,
- coefficients d'évaporation $\rho_i = 0.98$, $i = 1, 2, \dots, n$,
- coefficient de glotonnerie $\beta = 2$,
- coefficient d'aléa $\alpha = 0.5$,
- quantité initiale de phéromone $\tau_0 = 100$ pour la machine 1 et $\tau_0 = 10$ pour la machine 2,
- et le coefficient d'intensification $Q = 10000$ pour la machine 1 et $Q = 100$ pour la machine 2.

Les valeurs de l'unité d'avancement des fourmis sont :

pour la machine 1 : $L = [0.05 \quad 0.005 \quad 0.001 \quad 0.001 \quad 0.0001 \quad 0.001 \quad 0.001]$,
 et pour la machine 2 : $L = [0.05 \quad 0.0025 \quad 0.025 \quad 0.005 \quad 0.0005 \quad 0.025 \quad 0.00025]$.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de l'algorithme de la colonie de fourmis initialisé avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.27.

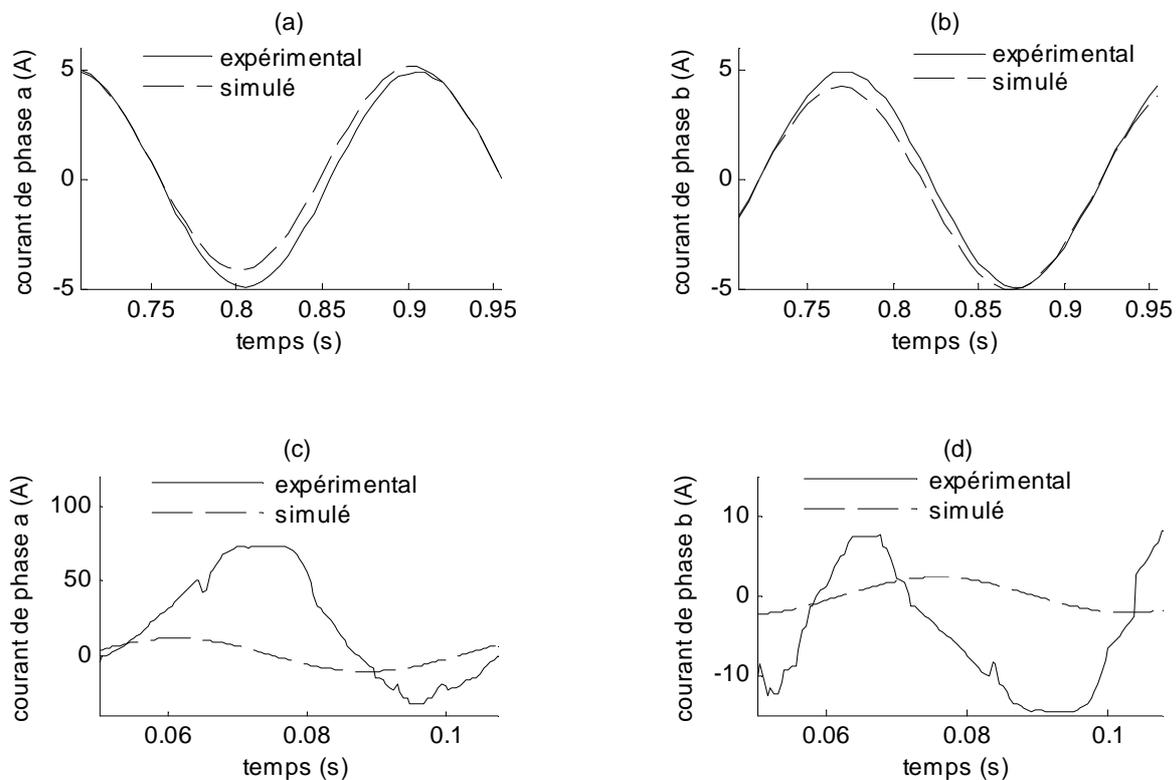


Figure 3.27. Courants résultant de l'identification par l'algorithme de la colonie de fourmis : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.13 Algorithme du chimiotactisme

D'habitude, la taille de la population est choisie de grande valeur, mais elle est à tenir à un niveau raisonnable à fin d'éviter l'énumération [56].

Les performances de l'algorithme sont grandement affectées par les caractéristiques du mouvement. En effet, une valeur faible du nombre de rampes avant le renversement N_s rendait le forageage une recherche aléatoire superficielle dans le paysage de recherche. Quand le nombre de rampes N_s augmentait, les cellules bactériales pénétraient le long du profile nutritif et, donc, la valeur de la fonction objectif est améliorée. Si le nombre de rampes N_s est trop élevé, l'algorithme peut devenir instable [57] ; dans le sens où le critère de performance commençait à osciller, ce qui empêchait les paramètres de la machine de converger vers leurs valeurs finales. La valeur optimale du nombre de rampes N_s varie de 5 à 15, selon la population initiale.

Les unités de rampes sont:

pour la machine-1 : $c = [0.01 \ 0.01 \ 0.002 \ 0.002 \ 0.0002 \ 0.002 \ 0.002]$,

et pour la machine-2 : $c = [0.05 \ 0.0025 \ 0.025 \ 0.005 \ 0.0005 \ 0.025 \ 0.00025]$.

Il est d'une certaine importance de mentionner la caractéristique liant le nombre de rampes avant une reproduction N_c et le meilleur coût donné par les cellules de la population à la convergence pour la machine 2. Quand le nombre des opérations chimiotactiques N_c est maintenu en dessous de 10, la meilleure des valeurs de la fonction objectif de la population est augmentée de 2% ; par contre, si N_c est choisi en dessus de 10, la meilleure des valeurs de la fonction objectif de la population diminuait de 7%. Grosso modo, en moyenne, les cellules bactériales trouvent le meilleur chemin après 10 rampes ; après lesquels, les cellules suivaient des paysages moins nutritifs sans tenir en mémoire l'information précédente.

Le nombre des opérations de reproduction avant un événement d'élimination-dispersion N_r reflète l'anxiété de l'environnement. Une valeur élevée de N_r ne fait pas améliorer les performances de l'algorithme qui convergeait lentement à cause de la présence des prédateurs. L'action des prédateurs est occasionnée, pour le cas de la machine asynchrone, par les attracteurs chaotiques [58]. Par conséquent, l'information pauvre offerte par la machine 1 accompagnait un taux de vie élevé et, donc, un nombre d'opérations de reproduction N_r dans l'alentour de 50. Cette valeur varie de 3 à 5 pour la machine 2.

Il a été observé qu'une valeur élevée de la profondeur du signal attractif $d_{attract}$, comme une faible valeur de la hauteur du signal répulsif h_{repell} , diminuait la meilleure valeur de la fonction objectif dans la population et réduisait le temps d'exécution. Alors, on peut conclure que l'aspect social des cellules bactériales en forageage contribue à l'amélioration des performances de l'algorithme. En [59], les auteurs ont suggéré une valeur initiale de la fonction représentant le signal cellule-à-cellule combiné C_{cc} dans la proportion de 10% de la valeur de la fonction de santé C_s . Ceci est réalisé par l'ajustement des épaisseurs $w_{attract}$ et w_{repell} . En adoptant cette recommandation, il a été observé que, au cours des générations, les cellules bactériales se regroupaient et, donc, la fonction de santé C_s se réduisait asymptotiquement en la fonction coût C (Figure 3.28). Les meilleurs résultats sont obtenus avec : $d_{attract} = 10^{-3.5}$, $h_{repell} = 20 \cdot 10^{-3.5}$, pour la machine 1, $d_{attract} = 10^{-9.8}$, $h_{repell} = 20 \cdot 10^{-9.8}$ pour la machine 2, et $w_{attract} = 0.2$, et $w_{repell} = 1$ pour les deux machines.

Se souvenant que les cellules bactériales ayant la plus bonne santé ne sont pas obligatoirement les plus adaptés à l'environnement, la présence des fluctuations dans la meilleure valeur de la fonction objectif dans la population est attendue.

En visant à éliminer les fluctuations résultantes, une procédure d'élitisme a été appliquée. Elle consistait à remplacer l'un des deux éléments les plus mauvais issus de l'opérateur d'élimination-dispersion par le meilleur élément de la génération précédente. Du moment où la procédure d'élitisme ait lieu après l'étape d'élimination-dispersion, la composition globale de la population ne serait pas modifiée.

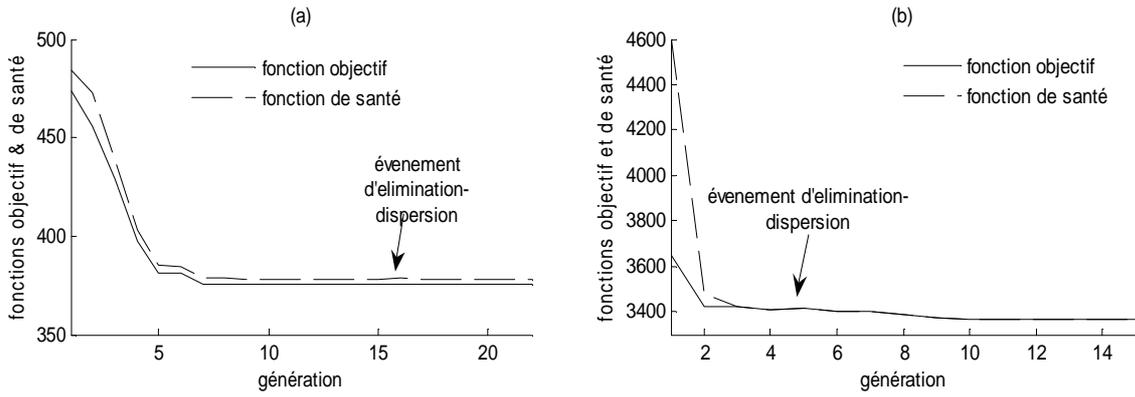


Figure 3.28. Affaiblissement du signal cellule-à-cellule combiné au cours des générations, (a) machine-1, (b), machine-2.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de l'algorithme du chimiotactisme initialisé avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.29.

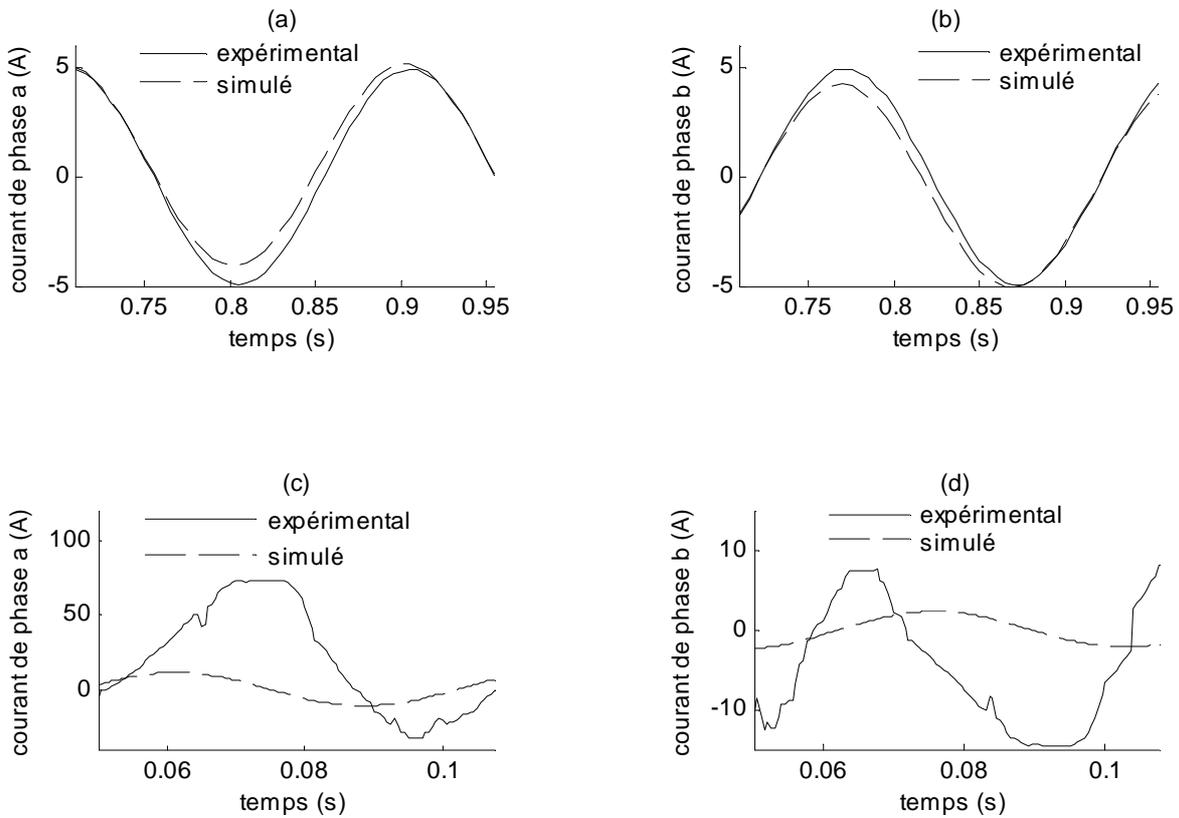


Figure 3.29 Courants résultant de l'identification par l'algorithme du chimiotactisme : (a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.1.2.14 Essaim des particules

Les poids w_i représentent les composants essentiels de l'algorithme de l'essaim des particules. Des valeurs élevées des poids w_i peuvent conduire l'algorithme à négliger des régions intéressantes, quant à des valeurs faibles pour les poids w_i provoquent une mauvaise convergence de l'algorithme. Ceci est dû à l'inertie des particules. Les meilleurs résultats sont obtenus avec des poids w_i linéairement diminuant de 0.4 à 0.1 pour les deux machines.

En plus, des valeurs des coefficients C_{1i} en dessus de 0.6 induisent les paramètres des machines à osciller, essentiellement pour les populations initiales uniformément distribuées.

Les courants expérimentaux et les courants simulés obtenus en utilisant les paramètres résultant de l'application de l'essaim des particules initialisées avec les vecteurs donnant les valeurs les plus faibles de la fonction objectif avec les temps de début de l'identification t_0 de 0.71s et 0.05s pour les machines 1 et 2 respectivement sont présentés dans les Figures 3.30.

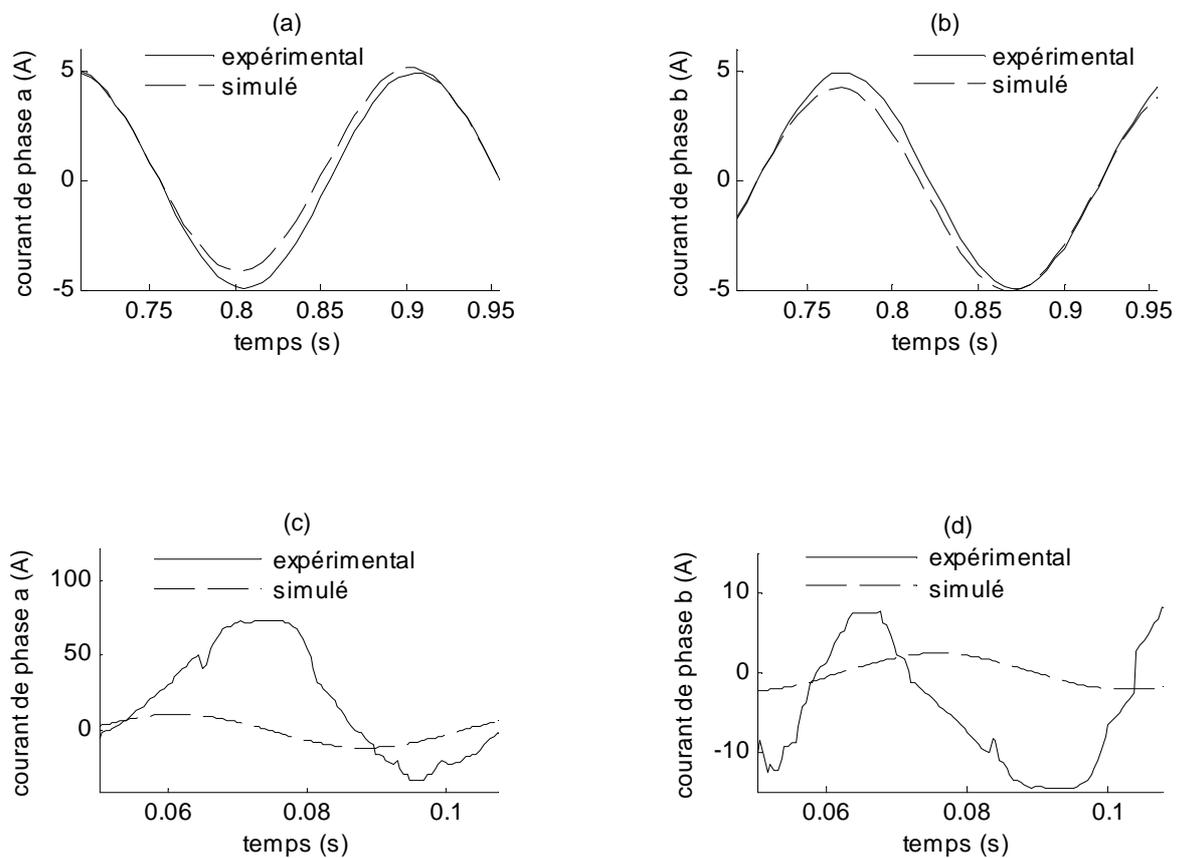


Figure 3.30. Courants résultant de l'identification par l'essaim des particules :
(a), (b) machine 1, (c), (d) machine 2.

3.2 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons essayé de donner quelques éléments de réponse à un problème fréquemment surgissant avec les commandes mettent en œuvre les paramètres de la machine asynchrone triphasée.

En effet, il est bien connu que les paramètres faisant initier l'algorithme de commande ne sont pas parfaitement valables pour les différents états et les différentes charges reliées à la machine. La recherche du vecteur le plus représentatif du comportement de la machine semble, donc, un problème d'une importance capitale.

Dans ce contexte quatre classes de techniques d'optimisation ont été proposées pour l'identification de la machine asynchrone : les techniques analytiques (techniques du gradient et du Nelder et Mead), les heuristiques de voisinage (descente stochastique, algorithme du kangourou, recuit simulé, recherche tabou simple et améliorée), les techniques évolutionnistes (algorithme génétique, programmation évolutionniste, et la stratégie évolutionniste), et les techniques biomimétiques (algorithme de la colonie de fourmis, algorithme de chimiotactisme, et l'essaim de particules).

Toutes les techniques utilisées ont fait preuve de leur stabilité numérique.

Le choix du temps de début d'identification, à la référence au temps de démarrage de la machine, est en quelque sorte critique.

Avec une valeur élevée du temps de début d'identification, correspondant au régime permanent, les techniques à base de population sont montrées les plus gourmandes. Particulièrement l'algorithme de la colonie de fourmis a donné les valeurs les plus précises des paramètres mécaniques.

Cependant, avec une faible valeur du temps de début d'identification, correspondant au régime transitoire, les résultats d'identification sont plus féconds. En effet, la valeur la plus faible de la fonction objectif est donnée par la technique du gradient; mais cette valeur ne représente qu'un optimum local.

En revanche, la manière systématique par laquelle les heuristiques exploitent l'information riche offerte par les signaux expérimentaux a permis aux heuristiques de s'extraire des optimums locaux pour retrouver l'optimum global en terme des conditions de test de la machine. L'ajustement des paramètres des différentes techniques devient plus facile.

L'algorithme de la colonie de fourmis a montré un comportement méthodique direct et conforme avec les constatations physiques générales.

L'algorithme génétique est distingué par son comportement flexible.

L'hybridation des deux approches (génétique et colonie de fourmis) est très proche de l'algorithme génétique compact [49].

Les paramètres trouvés lors de l'étape d'identification sont utiles pour la simulation de la commande. Le chapitre suivant présente une étude en simulation de la commande vectorielle indirecte.

Chapitre 4

Commande vectorielle

4.1 Introduction

Les lois statiques de la commande scalaire découlent des considérations sur des expressions issues du régime permanent. Ces lois de commande peuvent parfois suffire mais leurs performances se dégradent au fur et à mesure que la pulsation diminue.

Le tracé du lieu d'Evans montre qu'aux très basses vitesses l'un des modes électromagnétiques apparaît très dominant. Il est donc nécessaire de recourir à un contrôle instantané des grandeurs électriques [20]. Pour palier à cette insuffisance plusieurs améliorations ont été apportées à la commande scalaire.

Dans [60] la PWM vectorielle est remplacée par un réseau de neurones direct pour un moteur commandé par la technique V/f .

Les auteurs de [61] ont démontré que la machine asynchrone est dynamiquement linéarisable essentiellement pour les valeurs de flux non nulles.

L'approche de l'espace d'état $H-\infty$ est utilisée dans [62] pour l'atténuation des perturbations à normes bornées avec le coefficient variant en temps. Cependant, le problème de singularité à flux nul reste sans réponse.

Les auteurs de [63] ont démontré que, si la dynamique des grandeurs statoriques est supposée suffisamment rapide, la commande basée sur la passivité peut être simplifiée et se réduisait exactement à la commande en flux orienté.

Tout en tenant en mémoire les améliorations apportées par ces méthodes, deux méthodes sont considérées comme *standard de fait* de l'industrie :

- La commande en flux orienté : Cette méthode, inventée par Blaschke en 1972 [64], est basée sur le choix d'un repère de référence de telle manière que la machine asynchrone triphasée soit ramenée à la machine à courant continu à excitation séparée considérée comme optimale au point de vue de la commande.

Ses principaux avantages sont l'obtention d'un rendement élevé ou un bruit réduit durant le régime permanent. Toutefois, la technique de base montre des performances médiocres en régime transitoire ; principalement une réponse lente aux changements de la charge ou la consigne de vitesse.

Dans la littérature, plusieurs techniques sont proposées pour résoudre ce problème.

Dans [65] la loi du contrôle optimal, implantée via la table de supervision, qui relie le courant statorique optimal au courant de flux prend l'initiative pendant l'accélération/décélération jusqu'à ce que la vitesse de consigne soit atteinte ; l'instant à partir duquel la commande vectorielle est appliquée.

La méthode proposée dans [66] utilise le contrôleur flou pour ajuster d'une façon adaptative le courant magnétisant basé sur la puissance mesurée en amont du contrôleur. Cependant, le contrôleur flou utilisé en régime permanent est abandonné en régime transitoire ; résultant en une vraie marche optimale avec une convergence rapide.

En plus de la substitution de la PWM par un réseau de neurones direct dans [67], le filtre passe bas programmable est remplacé par un réseau de neurones hybride constitué de deux réseaux de neurones direct et récurrent dans [68], pour un moteur commandé par la technique vectorielle. La caractéristique la plus remarquable de réseau de neurones est sa rapidité ; en plus de son implantation simple.

Dans [69] les auteurs ont utilisé un contrôleur neuro-flou pour obtenir le rendement maximum en régime permanent. Cette méthode tire profit de la combinaison des deux paradigmes neuronale et floue, d'où une convergence rapide avec des signaux de pas inhérent du contrôleur flou.

Dans [70] le couple de référence injecté dans le programme de la commande vectorielle est généré par un contrôleur en mode glissant. Le problème du broutement (ou réticence, en Anglais : chattering) dû aux commutations des surfaces de contrôle d'un moteur commandé est traité en intercalant un filtre passe bas à bande passante de largeur ajustable. Les performances obtenues semblent d'emblée acceptables.

Pour toutes les solutions proposées dans ces travaux le problème majeur de la commande vectorielle, notamment la commande indirecte, reste sans une réponse drastique. En effet, les performances de la commande restent grandement dépendantes des paramètres de la machine.

Précisément, le calcul de la pulsation de référence est directement lié à la précision avec laquelle la constante de temps rotorique est calculée.

- **Contrôle direct de couple** : Cette méthode énoncée par Takahashi en 1986 [71], est la première à imposer directement les valeurs des grandeurs physiques de la machine : amplitude des ondulations du couple et du flux stator.

Par opposition aux lois de commande en durée (MLI), cette stratégie de commande directe appartient à la catégorie des lois de commande en amplitude (MAI) et a été initialement conçue pour un onduleur à deux niveaux.

L'absence de maîtrise des harmoniques de couple entraîne un niveau parfois excessif du bruit audible. L'excitation de certains modes mécaniques résonants pouvant entraîner un vieillissement précoce du système. Elle présente les avantages concernant la réduction du temps de réponse du couple et l'absence de la transformation de Park sur des axes tournants.

De cette dernière caractéristique découle tout l'intérêt de la méthode : elle ne dépend que d'un nombre limité de paramètres. En effet, l'estimation de flux statorique n'exige la connaissance que de la résistance statorique. La mesure de la résistance aux bornes de la machine peut nous donner une idée sur la valeur de la résistance statorique. Malheureusement cette valeur varie d'une façon imprédictible durant le fonctionnement de la machine.

Bose et al. [8] ont proposé une approche hybride floue et non floue pour l'estimation en ligne de la résistance statorique d'une machine asynchrone ; où la valeur de la résistance est tirée de la température des enroulements statoriques estimée en fonction des courants et fréquence statoriques à travers une approximation dynamique du model thermique de la machine. La courbe de la résistance statorique est stockée dans une table de supervision. La difficulté avec la table de supervision réside dans sa tendance à donner une résolution réduite à moins qu'elle soit très large.

Les estimateurs présentés dans [72] sont implantés en utilisant les régulateurs PI et flou respectivement. Les estimateurs observent le vecteur des courants statoriques pour détecter les changements de la résistance statorique. Cependant, l'estimateur flou s'est montré plus performant que l'estimateur PI, notamment pour les très basses vitesses.

Dans [73] l'amélioration apportée par le remplacement des contrôleurs à hystérésis du contrôleur direct de couple par le contrôleur neuro-flou réside dans l'élimination de la distorsion du couple occasionnée par la commutation des secteurs de la technique PWM vectorielle ; en plus de l'augmentation de rapidité de réponse du couple et de flux et le bon fonctionnement aux très basses vitesses.

D'une façon générale, la méthode du contrôle direct de couple est moins exigeante en terme du nombre des paramètres de la machine. Donc, la méthode vectorielle est choisie pour tester en simulation les paramètres trouvés lors de l'identification hors-ligne.

4.2 Principe de la commande vectorielle

Dans le référentiel dq , il existe trois grandeurs influentes pour le contrôle dynamique de la machine asynchrone : les composantes V_{ds} et V_{qs} (amplitude et phase instantanées des tensions statoriques) et la vitesse ω_s du référentiel d'axes dq . Le couple électromagnétique instantané résulte d'une différence de produit de deux grandeurs de sortie scalaires réalisées à partir des courants i_{ds} , i_{qs} et des flux ϕ_{drm} et ϕ_{qrm} . Il n'y a donc que trois grandeurs de réglage pour les quatre sorties ; autrement dit, toute action sur V_{ds} ou V_{qs} influe ces quatre sorties de sorte que le contrôle du couple apparaît d'emblée comme une opération complexe.

Le but de la commande vectorielle est d'assimiler le comportement de la machine asynchrone à celui de la machine à courant continu à excitation séparée en découplant la commande du couple et de flux. Le principe de la commande vectorielle est basé sur l'orientation de flux vers une direction déterminée, d'où son appellation commande à flux orienté, avec une phase et une amplitude imposées à partir des références souhaitées, d'où l'autre appellation commande vectorielle.

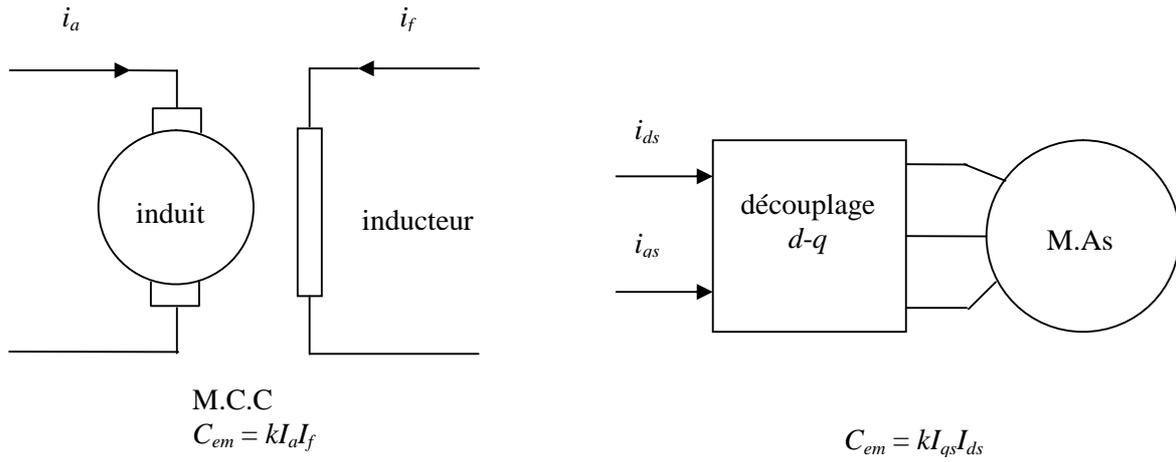


Figure 4.1. Analogie entre la machine à courant continu (M.C.C) et la machine asynchrone (M. As) commandée par orientation de flux.

La commande vectorielle est effectuée par l'orientation de flux statorique, rotorique ou magnétisant selon l'axe d du référentiel dq .

4.2.1 Orientation du flux rotorique

L'axe direct du rotor est choisi tel que : $\phi_{drm} = \phi_{rm}$ et $\phi_{qrm} = 0$ (Figure 4.2).

Les équations (1.37), (1.38) et (1.40) deviennent :

$$V_s = \left[\left(R_e - \frac{L_s - L_e}{\tau_r} + L_e s \right) I + w_s L_e J \right] i_s + [U_s + w_s V] \phi_{rm}, \quad (4.1)$$

$$\phi_{rm} = \frac{L_s - L_e}{\tau_r s + 1} i_{ds}, \quad (4.2)$$

$$w_{gs} = \frac{L_s - L_e}{\tau_r} \frac{i_{qs}}{\phi_{rm}}, \quad (4.3)$$

$$C_{em} = p \phi_{rm} i_{qs}. \quad (4.4)$$

D'après les équations (4.2) et (4.4) on constate qu'on peut commander le flux ϕ_{rm} et le couple C_{em} indépendamment en agissant sur les courants i_{ds} et i_{qs} respectivement.

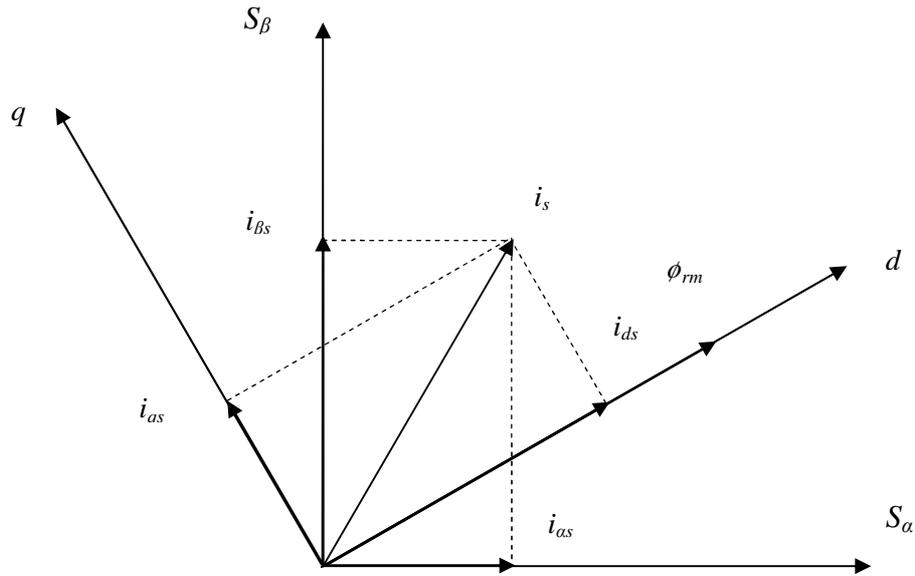


Figure 4.2. Référentiel lié au flux rotorique.

4.2.2 Orientation du flux statorique

L'axe direct du rotor est choisi tel que : $\phi_{ds} = \phi_s$ et $\phi_{qs} = 0$.

Les équations (1.37), (1.38) et (1.40) deviennent :

$$V_s = \left[\left(R_e - \frac{L_s - L_e}{\tau_r} + L_e s \right) I + w_s L_e J \right] i_s + [U_s + w_s V] \phi_s, \quad (4.5)$$

$$\phi_s = \frac{(L_s + L_e \tau_r s) i_{ds} - L_e \tau_r w_{gs} i_{qs}}{\tau_r s + 1}, \quad (4.6)$$

$$w_{gs} = \frac{\frac{L_s i_{qs}}{L_e \tau_r} + i_{qs} s}{\frac{\phi_s}{L_e} - i_{ds}}, \quad (4.7)$$

$$C_{em} = p \phi_s i_{qs}. \quad (4.8)$$

4.2.3 Orientation du flux magnétisant

L'axe direct du rotor est choisi tel que : $\phi_{dm} = \phi_m$ et $\phi_{qm} = 0$.

Les équations (1.37), (1.38) et (1.40) deviennent :

$$V_s = \left[\left(R_e - \frac{L_s - L_e}{\tau_r} + L_e s \right) I + w_s L_e J \right] i_s + [U_s + w_s V] \phi_m, \quad (4.9)$$

$$\phi_m = \frac{(1 + \tau_r s) L_m i_{ds} - L_m \tau_{r1} \sigma_s w_{gs} i_{qs}}{\tau_r s + 1}, \quad (4.10)$$

$$w_{gs} = \frac{\frac{i_{qs}}{\tau_{r1}} + i_{qs} s}{\frac{\phi_m}{L_m \sigma_r} - i_{ds}}, \quad (4.11)$$

$$C_{em} = p \phi_m i_{qs}. \quad (4.12)$$

Où:

$$\sigma_s = 1 - \frac{L_m}{L_s}, \quad \sigma_r = 1 - \frac{L_m}{L_r}, \quad \tau_{r1} = \frac{l_r}{R_r} = \frac{(L_r - L_m)}{R_r}, \quad U = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad V = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

4.2.4 Limite du couple en régime permanent

Afin d'analyser la stabilité de la machine en régime permanent, nous allons étudier les caractéristiques du couple pour les trois types d'orientation de flux.

Pour obtenir les expressions du couple électromagnétique en régime permanent, nous faisons abstraction des termes dérivés par rapport au temps dans les équations (4.1) à (4.12).

4.2.4.1 Orientation du flux rotorique

Les équations (4.3) et (4.4) montrent qu'il y a proportionnalité entre i_{qs} et w_{gs} d'une part et entre i_{qs} et C_{em} d'autre part.

4.2.4.2 Orientation du flux statorique

D'après les équations (4.5) à (4.8) on obtient :

$$i_{ds} = \frac{L_s}{\tau_r (L_s - L_e)} i_{qs} + \frac{\tau_r L_e}{(L_s - L_e)} w_{gs} i_{qs}. \quad (4.13)$$

En appliquant la condition $\phi_{qs} = 0$ à (2.16), et à partir de (2.18) on obtient :

$$i_{dr} = -\frac{\tau_r L_e}{L_m} w_{gs} i_{qs}. \quad (4.14)$$

En remplaçant ces deux équations dans (2.15), on obtient

$$L_e^2 i_{qs} w_{gs}^2 - \frac{(L_s - L_e)}{\tau_r} \phi_s w_{gs} + \frac{L_s^2}{\tau_r^2} i_{qs} = 0. \quad (4.15)$$

Le couple en régime permanent est de la forme suivante :

$$C_{em} = p \frac{(L_s - L_e)}{\tau_r L_e^2} \phi_s^2 \frac{w_{gs}}{w_{gs}^2 + \frac{L_s^2}{(L_e \tau_r)^2}}. \quad (4.16)$$

Nous remarquons que w_{gs} obéit à une équation du second degré. Après arrangement de l'équation (4.15), on a :

$$\Delta = \left[\frac{(L_s - L_e)}{\tau_r L_s^2} \phi_s \right]^2 - 4 \left(\frac{L_e i_{qs}}{L_s \tau_r} \right)^2 \geq 0. \quad (4.17)$$

Nous remarquons qu'il y a une valeur critique pour i_{qs} qui impose des valeurs critiques pour w_{gs} telles que :

$$i_{qs} \leq \frac{(L_s - L_e)}{2L_s L_e} \phi_s, \quad (4.18)$$

$$w_{gs} \leq \frac{L_s}{L_e \tau_r}, \quad (4.19)$$

$$C_{em} \leq p \frac{(L_s - L_e)}{2L_s L_e} \phi_s^2. \quad (4.20)$$

4.2.4.3 Orientation du flux magnétisant

En suivant les mêmes étapes que pour l'orientation de flux statorique, l'équation du second degré pour w_{gs} est de la forme suivante :

$$\tau_{r1}^2 i_{qs} w_{gs}^2 - \frac{\phi_m}{R_r} w_{gs} + i_{qs} = 0. \quad (4.21)$$

Le couple en régime permanent est :

$$C_{em} = p \frac{1}{R_r \tau_{r1}^2} \phi_m^2 \frac{w_{gs}}{w_{gs}^2 + \frac{1}{\tau_{r1}^2}}. \quad (4.22)$$

Les valeurs critiques du courant i_{qs} , de la pulsation w_{gs} et du couple C_{em} sont :

$$i_{qs} \leq \frac{\phi_m}{2l_r}, \quad (4.23)$$

$$w_{gs} \leq \frac{1}{\tau_{r1}}, \quad (4.24)$$

$$C_{em} \leq \frac{\phi_m^2}{2l_r}. \quad (4.25)$$

Les équations (4.19) et (4.24) montrent que la valeur critique de la pulsation des grandeurs rotoriques w_{gs} n'est pas affectée par le niveau de flux mais dépend seulement des paramètres de la machine.

D'après les équations (4.20) et (4.25), on constate que le couple maximum est proportionnel au carré de flux, cela signifie qu'une petite variation du niveau de flux causera une variation importante du couple.

4.2.4.4 Choix du type d'orientation de flux

Nous constatons que, dans le cas de l'alimentation en tension, les calculs pour le découplage par les trois types d'orientation de flux présentent une même complexité.

Cependant, le découplage par orientation de flux statorique ou magnétisant conduit, à partir d'une certaine valeur de glissement, à une valeur du couple inférieure à celle offerte par l'orientation de flux rotorique et à une valeur critique qui peut être inférieure à celle imposée par les caractéristiques physiques de la machine et du convertisseur statique.

A partir de cette analyse, nous poursuivons notre travail en privilégiant l'orientation de flux rotorique.

4.3 Commande en boucle ouverte par orientation de flux rotorique

La commande en boucle ouverte consiste à contrôler les composantes directe et en quadrature des courants statoriques de telle façon que le couple et le flux atteignent les valeurs de référence.

Le bloc FOC (Field Oriented Control) est défini par les équations suivantes :

$$i_{ds}^* = \frac{1}{L_s - L_e} \left[\tau_r \frac{d\phi_{rm}^*}{dt} + \phi_{rm}^* \right], \quad (4.26)$$

$$i_{qs}^* = \frac{1}{p} \frac{C_{em}^*}{\phi_{rm}^*}, \quad (4.27)$$

$$w_{gs}^* = \frac{L_s - L_e}{\tau_r} \frac{i_{qs}^*}{\phi_{rm}^*}. \quad (4.28)$$

Le bloque de découplage est défini par les équations suivantes :

$$V_{ds}^* = \left(R_e - \frac{L_s - L_e}{\tau_r} \right) i_{ds}^* + L_e \frac{di_{ds}^*}{dt} + \frac{d\phi_{rm}^*}{dt} - w_s L_e i_{qs}^*, \quad (4.29)$$

$$V_{qs}^* = \left(R_e - \frac{L_s - L_e}{\tau_r} \right) i_{qs}^* + L_e \frac{di_{qs}^*}{dt} + w_s \phi_{rm}^* + w_s L_e i_{ds}^*. \quad (4.30)$$

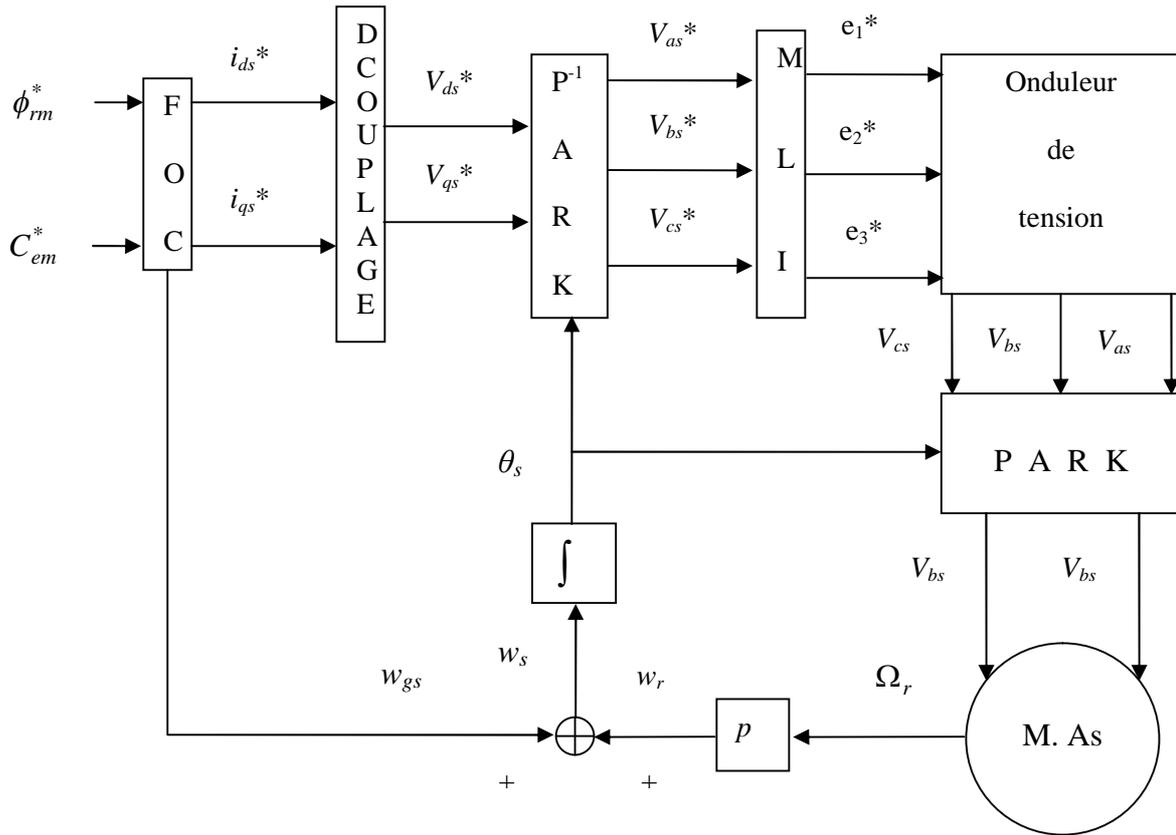


Figure 4.3. Commande en boucle ouverte par orientation de flux rotorique.

4.4 Implantation de la commande vectorielle

Les performances de la commande vectorielle dépendent de la précision avec laquelle la pulsation statorique est calculée. Pour la réalisation de la commande vectorielle deux méthodes sont envisageables : la méthode directe et la méthode indirecte.

Dans la méthode directe, le flux est régulé par contre-réaction; la pulsation statorique est calculée à l'aide des grandeurs mesurées ou estimées.

La méthode indirecte se caractérise par l'absence de régulation de flux; la pulsation statorique est reconstituée à l'aide de la pulsation de glissement de référence.

4.4.1 Commande vectorielle directe

La commande vectorielle directe permet le contrôle de flux et du couple électromagnétique par contre-réaction. Elle exige la détermination de la position et du module de flux. Il faut donc procéder à une série de mesures aux bornes du système.

Une première possibilité consiste à mettre des capteurs de flux dans l'entrefer et de mesurer directement les composantes directe et en quadrature de manière à en déduire l'amplitude et la phase.

Les capteurs, mécaniquement fragiles, sont soumis à des conditions sévères dues aux vibrations et aux échauffements. Les signaux captés sont entachés des harmoniques d'encoche et leur fréquence varie avec la vitesse ce qui nécessite des filtres ajustables. La précision de la définition de flux dépend des paramètres inductifs, affectés par la saturation du circuit magnétique.

Dans la majorité des cas, on ne dispose pas de capteurs de flux. On fait donc appel à des estimateurs ou à des observateurs à partir des mesures effectuées sur le montage.

Il existe un très grand nombre de variantes d'estimateurs de flux selon le mode d'alimentation de la machine, les hypothèses considérées, le système d'axes de référence choisi, etc...[74-76].

Tous ces estimateurs ont en commun d'être tributaires des constantes de temps de la machine et, par conséquent, leur régime transitoire est caractérisé par les constantes de temps même de la machine.

Plus précisément à basse vitesse, et à fortiori à l'arrêt, les valeurs de l'angle utilisé dans la transformation ne sont plus utilisables.

Ces valeurs perdent leur signification puisque les F.E.M induites deviennent très faibles et entachées d'erreurs importantes.

Une erreur sur cet angle conduit à une mauvaise orientation de l'axe d par rapport au flux, et par conséquent [77] :

- Le rapport couple/Ampère est réduit.
- Les pertes cuivre en régime permanent augmentent.
- Perte du contrôle instantané du couple.

4.4.2 Commande vectorielle indirecte

Dans la commande vectorielle indirecte on s'affranchit de la connaissance de flux. Le contrôle de flux et du couple est effectué par réaction.

Puisque le flux n'est pas régulé, on n'a donc pas besoin ni de capteur, ni d'estimateur ou d'observateur de flux.

Si l'amplitude du flux réel n'est pas utilisée, sa position doit être connue pour effectuer les changements de coordonnées. Ceci exige la présence d'un capteur de position du rotor.

La Figure 4.4 présente le schéma fonctionnel d'une régulation de vitesse par la commande vectorielle indirecte. Elle est constituée principalement par des boucles internes rapides de régulation de courants et une boucle externe lente de régulation de vitesse.

Le couple de référence est délivré par la régulation de vitesse. La position du flux rotorique est calculée par la relation suivante:

$$\theta_s = \int \left(p\Omega - \frac{i_{qs}^*}{\tau_r i_{ds}^*} \right) dt. \quad (4.31)$$

La référence du flux est contrôlée par réaction en fixant sa valeur par la relation suivante :

$$\phi_{rm}^* = (L_s - L_e) i_{ds}^*. \quad (4.32)$$

Les constantes des régulateurs PI sont déterminées selon le critère sur la réponse harmonique méplate [78] ; leurs valeurs sont :

Boucles de courant: $k_d = k_q = 51.776 \Omega$, $T_q = 6.4059$ ms.

Boucle de vitesse: $k_v = 0.3$ rd/s/A, $T_v = 27.2887$ s.

En regardant l'équation (4.31) on voit apparaître le paramètre τ_r .

Une sous estimation de la constante de temps rotorique τ_r conduit à sousexciter la machine.

Au contraire, si τ_r est surestimée, il y a surexcitation.

Dans les deux cas, l'amplitude et la phase de flux rotorique ne sont pas celles que l'on voudrait imposer ; il en résulte une dégradation des performances de la commande.

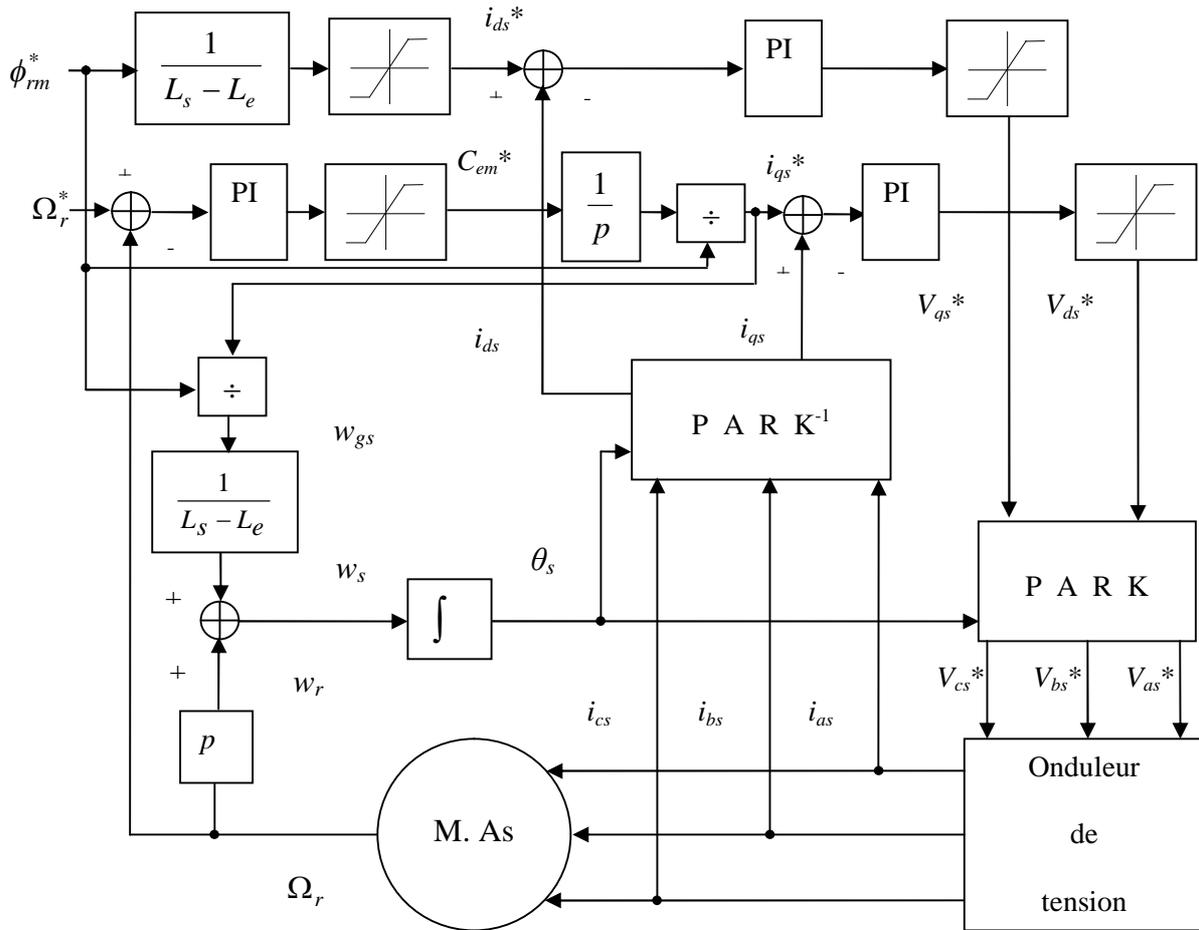


Figure 4.4. Régulation de la vitesse par la commande vectorielle indirecte.

4.5 Simulation de la commande vectorielle indirecte

Les résultats de simulation de la commande vectorielle indirecte sont présentés dans les Figures 4.5 à 4.10.

La Figure 4.5 montre l'évolution des grandeurs caractéristiques de la machine lors d'un démarrage à vide. L'allure de la caractéristique de vitesse du rotor présente des oscillations dans les premiers instants de démarrage pour permettre l'établissement de flux dans les parties opératives de la machine avant de se stabiliser à la valeur de référence. Au démarrage, le couple électromagnétique présente un dépassement mais les oscillations sont éliminées. En régime établi, la valeur du couple correspond à celle qui compense les pertes par frottement et ventilation. L'établissement de flux rotorique est rapide. Il présente un dépassement avant de se stabiliser à la valeur de référence. La composante en quadrature de flux rotorique est nulle en régime permanent.

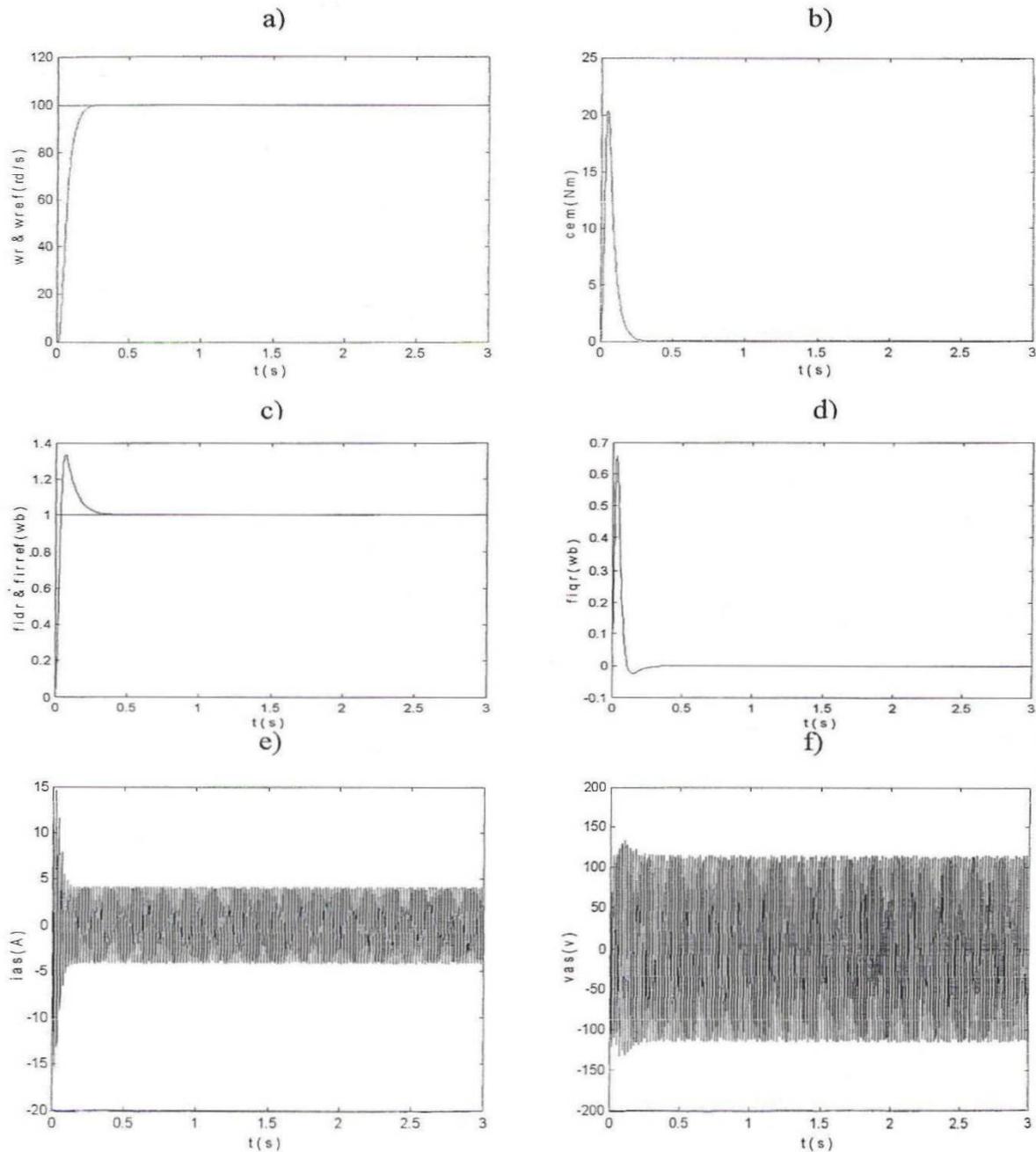


Figure 4.5. Démarrage à vide avec alimentation sinusoïdale parfaite : a) vitesse du rotor, b) couple électromagnétique, c) flux rotorique modifié direct, d) flux rotorique modifié en quadrature, e) courant d'une phase statorique, f) tension d'une phase statorique.

La Figure 4.6 présente les résultats de simulation d'un démarrage à vide suivi d'un échelon du couple résistant. On remarque que le flux rotorique est maintenu constant, indépendamment des variations du couple électromagnétique. La diminution de la vitesse est enregistrée lors de l'application du couple résistant ; ce qui montre que la régulation ne compense pas la perturbation.

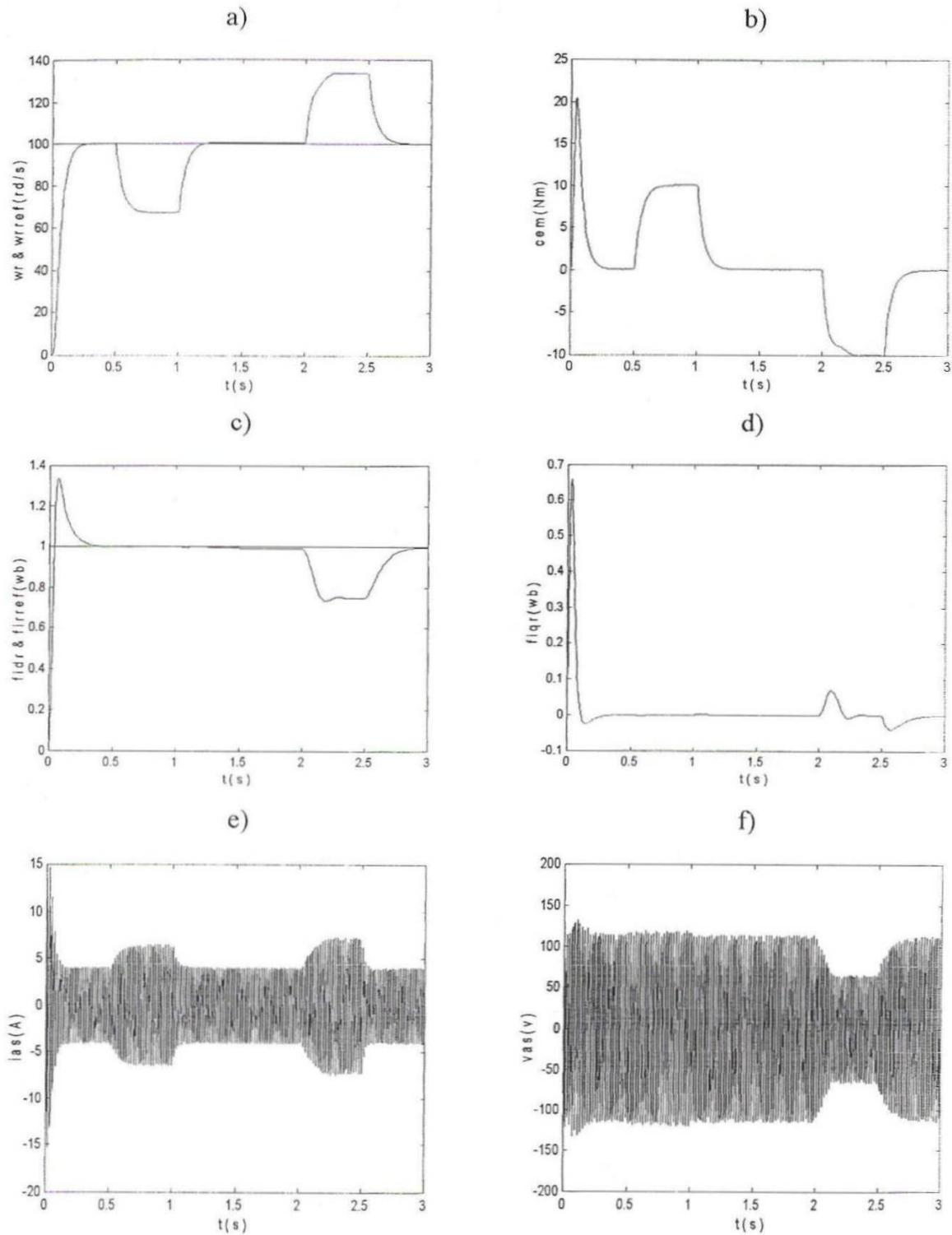


Figure 4.6. Démarrage à vide avec variation du couple résistant pour une alimentation sinusoïdale parfaite : a) vitesse du rotor, b) couple électromagnétique, c) flux rotorique modifié direct, d) flux rotorique modifié en quadrature, e) courant d'une phase statorique, f) tension d'une phase statorique.

La Figure 4.7 présente les résultats de simulation d'une inversion du sens de rotation.

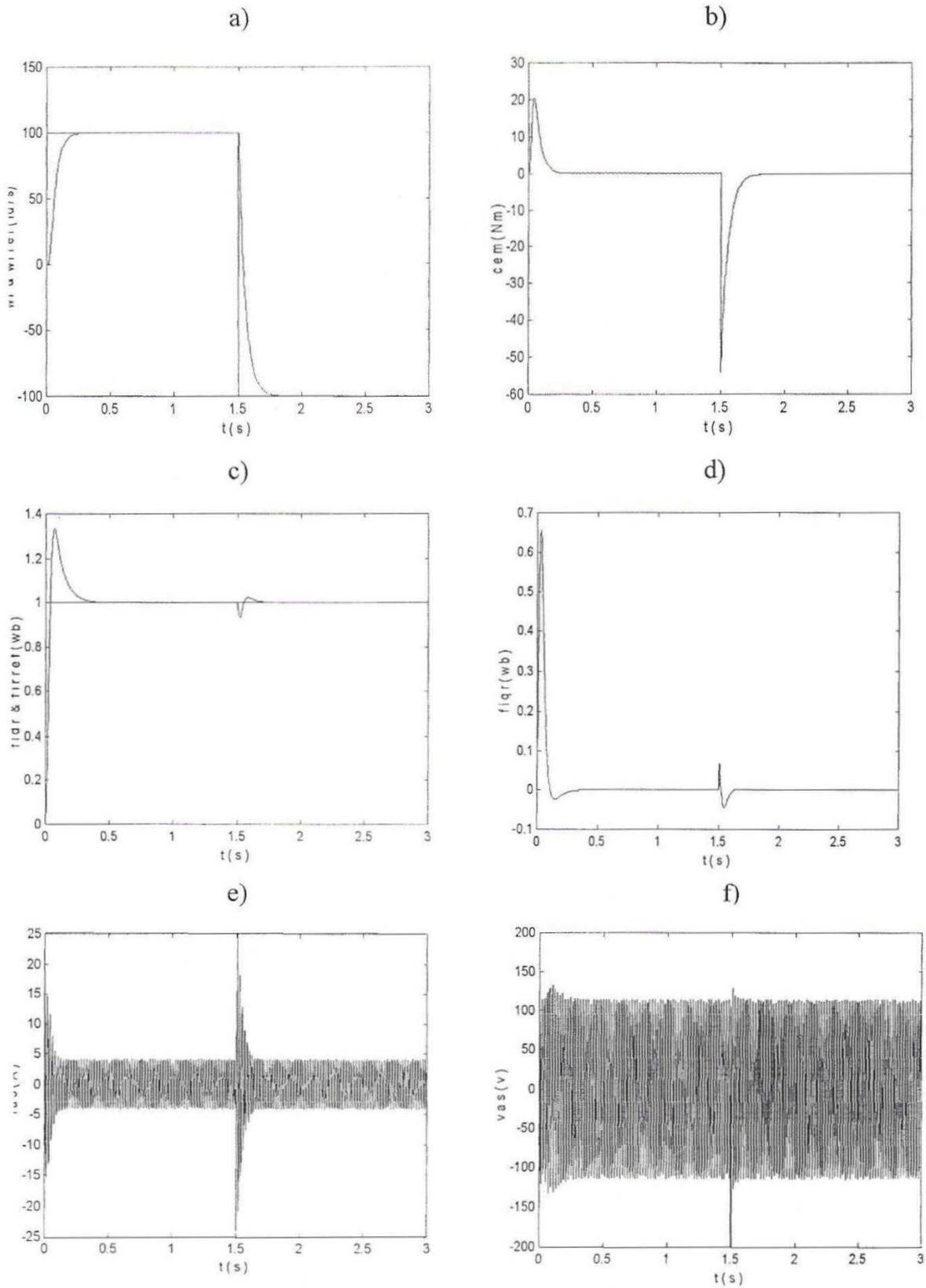


Figure 4.7. Inversion du sens de rotation pour une alimentation sinusoïdale parfaite : a) vitesse du rotor, b) couple électromagnétique, c) flux rotorique modifié direct, d) flux rotorique modifié en quadrature, e) courant d'une phase statorique, f) tension d'une phase statorique.

La Figure 4.8 présente les résultats de simulation d'une variation du couple résistant suivie d'une inversion du sens de rotation.

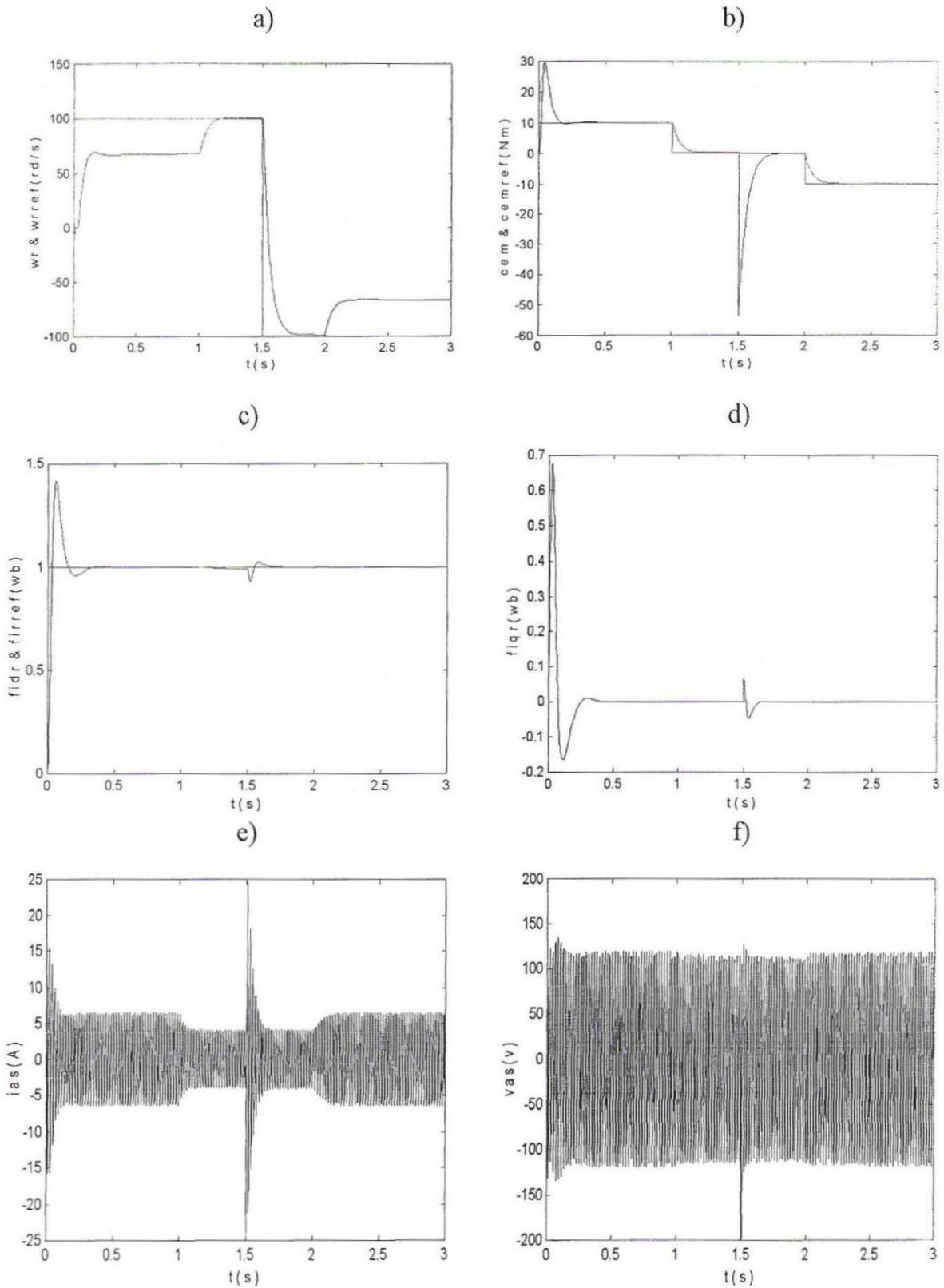


Figure 4.8. Variation du couple résistant suivie d'une inversion du sens de rotation pour une alimentation sinusoïdale parfaite : a) vitesse du rotor, b) couple électromagnétique, c) flux rotorique modifié direct, d) flux rotorique modifié en quadrature, e) courant d'une phase statorique, f) tension d'une phase statorique.

La Figure 4.9 présente les résultats de simulation du cycle de fonctionnement d'un variateur de vitesse

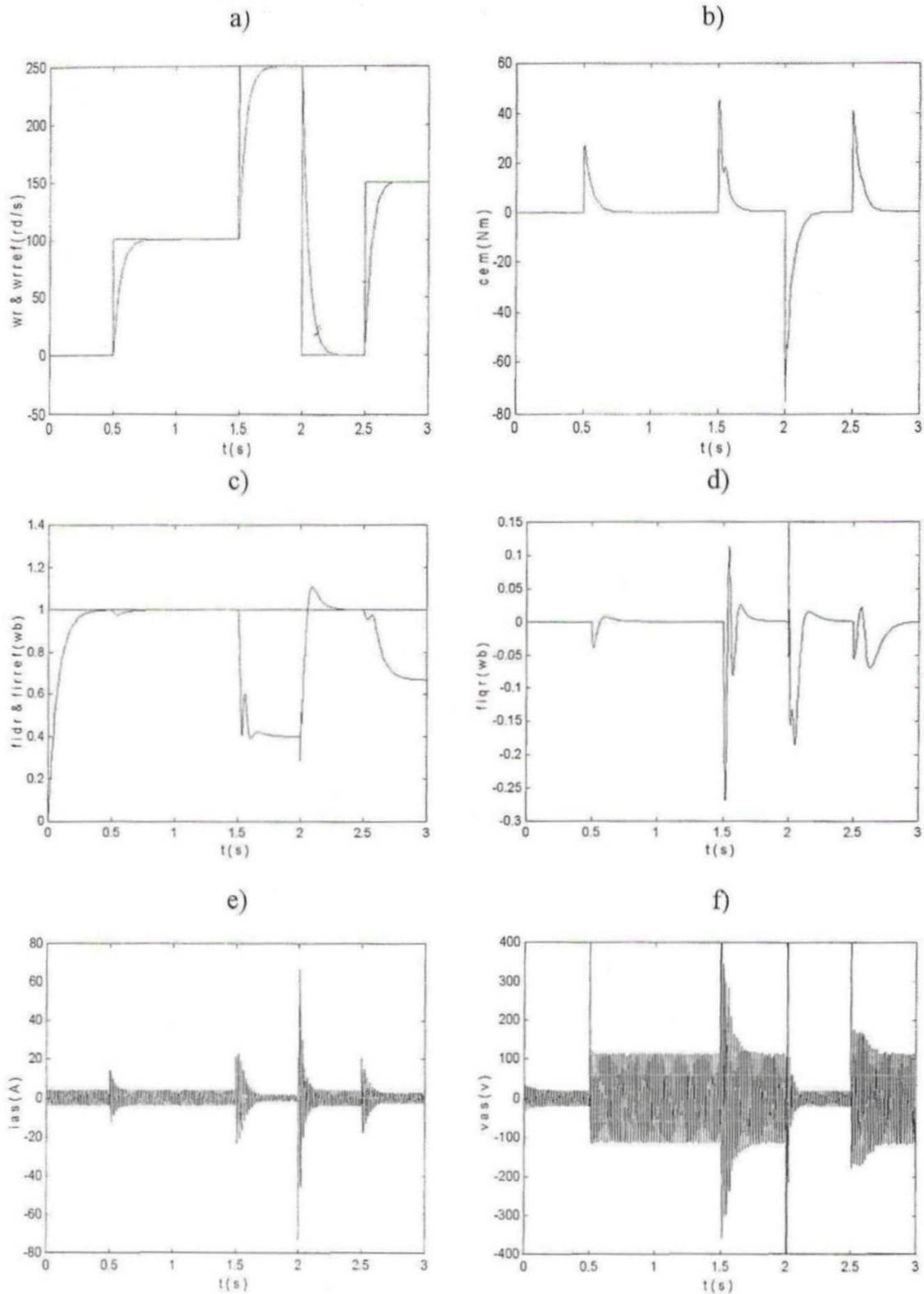


Figure 4.9. Cycle de fonctionnement d'un variateur de vitesse pour une alimentation sinusoïdale parfaite : a) vitesse du rotor, b) couple électromagnétique, c) flux rotorique modifié direct, d) flux rotorique modifié en quadrature, e) courant d'une phase statorique, f) tension d'une phase statorique.

Dans la Figure 4.10, qui correspond à un cycle de variateur de vitesse dans le cas d'une alimentation par onduleur, on remarque que le couple est entaché de fluctuations autour de la valeur relative de l'alimentation sinusoïdale parfaite.

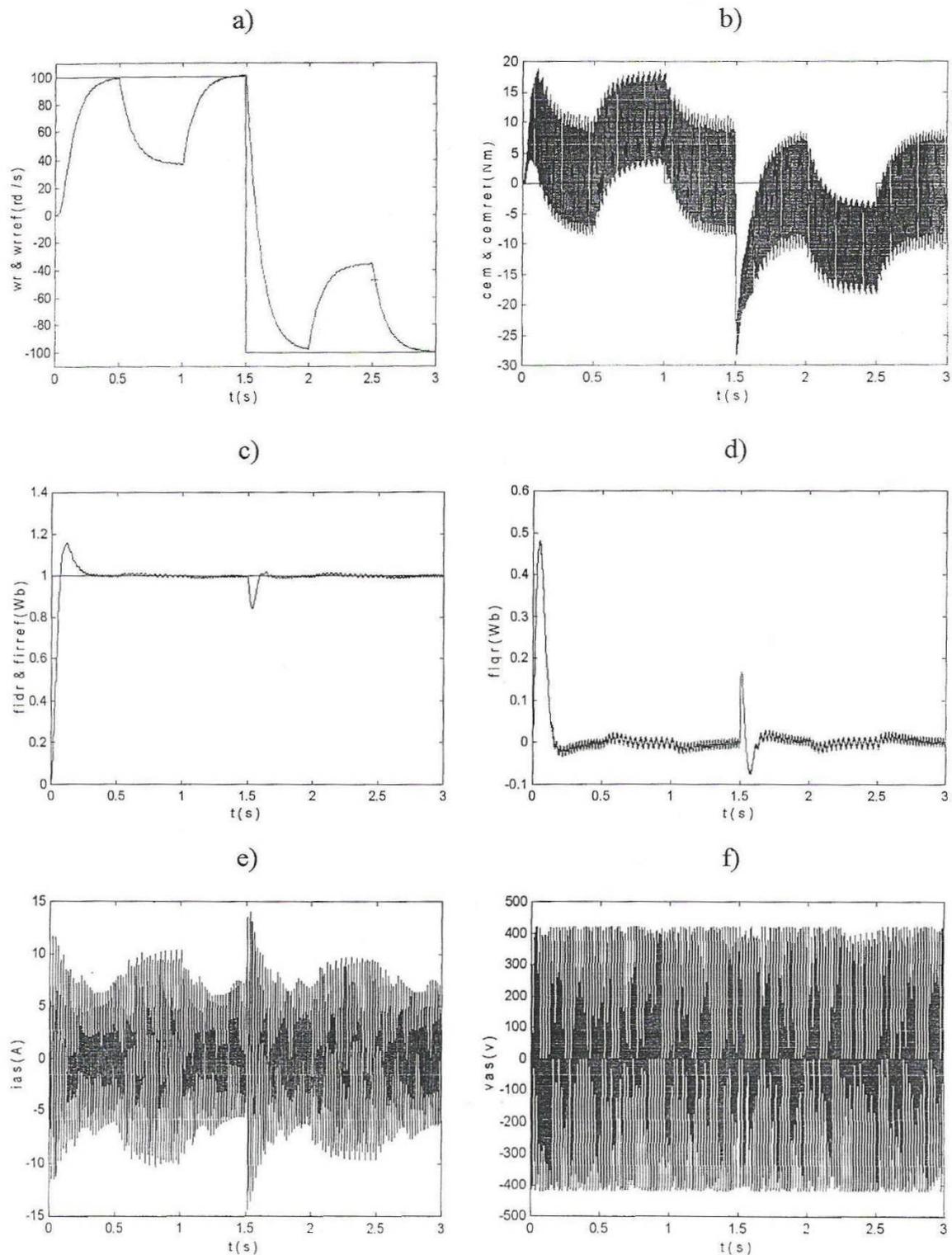


Figure 4.10. Cycle de fonctionnement d'un variateur de vitesse pour une alimentation par onduleur : a) vitesse du rotor, b) couple électromagnétique, c) flux rotorique modifié direct, d) flux rotorique modifié en quadrature, e) courant d'une phase statorique, f) tension d'une phase statorique.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, les différentes méthodes qui permettent de réaliser le découplage entre le flux et le couple sont présentées.

L'analyse du couple en régime permanent pour les trois méthodes a amené à privilégier l'orientation du flux rotorique.

Deux méthodes de la commande vectorielle sont présentées, leurs principes et leurs problèmes.

L'utilisation des capteurs de flux pour la méthode directe permet une orientation correcte de flux. Cependant, les conditions imposées par le milieu industriel rendent cette méthode moins populaire.

L'alternative immédiate est l'utilisation des estimateurs ; mais l'estimation de flux et du couple électromagnétique par un algorithme en boucle ouverte ne permet pas de correction en cas d'erreur paramétrique ou d'erreur d'initialisation.

Mise à part l'adjonction d'un capteur de position, la commande indirecte est plus simple que la commande directe.

Conclusion et perspectives

Nous avons abordés dans cette thèse une étude comparative des techniques d'optimisation ayant servis pour l'identification paramétrique de la machine asynchrone triphasée. Nous avons présentés les avantages et les difficultés de développement de chaque technique ; ainsi que la simulation numérique de la commande vectorielle.

L'identification en vue de la commande réalisée, modeste qu'elle soit, n'a pas pour objectif de recenser toutes les techniques d'optimisation existantes (il en existe plusieurs chaque année) ; mais plutôt d'illustrer les aspects généraux pouvant servir comme guide dans le futur pour les travaux visant la satisfaction de certaines exigences dans ce domaine.

Le principe de causalité est introduit premièrement pour l'analyse de fonctionnement des machines électriques (révision de la loi de Faraday). Nous avons proposés d'appliquer ce principe pour l'identification de la machine asynchrone.

Quatre grandes familles de techniques d'optimisation ont été utilisées : les techniques analytiques, les techniques de voisinage, les techniques évolutionnistes, et les techniques biomimétiques. Les techniques de voisinage satisfaisaient le principe de causalité par leur nature. Ce principe n'est pas vérifié pour les techniques évolutionnistes. Les techniques biomimétiques sont les plus performantes.

1 Contributions

- Une plate forme logicielle pour l'identification de la machine asynchrone est développée en langage de programmation C++. Par sa flexibilité, l'utilisateur est en mesure de spécifier les caractéristiques de sa machine, introduire les données expérimentales et lancer l'une des applications disponibles. La visualisation de la procédure d'identification est possible grâce à la poursuite de trace de n'importe quel individu de la population.
- Modélisation de la commande vectorielle indirecte. En premier lieu, le modèle correspondant au nombre minimal des paramètres identifiables de la machine (quatre paramètres électriques et trois paramètres mécaniques) est considéré. Par des calculs simples, l'utilisateur peut ramener ses paramètres à ce modèle. Par la suite, des procédures conçues dans l'environnement MATLAB/SIMULINK permettent la détermination des paramètres des régulateurs PI.

2 Perspectives et suggestions

Les perspectives ouvertes par ce travail sont nombreuses et se situent dans chaque partie de ce projet, du fait que l'identification en vue de la commande représente une partie mineure du produit final visé. A chaque nouvelle version de la commande, les données décrivent des besoins de modification et de perfectionnement.

- Au niveau de l'identification, de nombreux phénomènes n'ont pas été pris en compte. Citons entre autres : saturation magnétique, effet de la température, ...etc. Cette simplification pourrait être une source importante d'erreur.
- Au niveau de la commande, les exigences industrielles favorisent la tendance vers les commandes dites *sensorless*. Pour la commande vectorielle indirecte, nous proposons l'estimation neuronale de la vitesse. Le réseau de neurones pourrait être entraîné par l'algorithme génétique compact.
- La réalisation hardware de la commande permet de dégager les performances réelles de l'étude réalisée.

Bibliographie

- [1] R.Krishnan & A.S.Baharwaj, "A review of parameter sensitivity and adaptation in indirect vector controlled induction motor drive system", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 6, No. 4, pp. 695-703, Octobre 1991.
- [2] D.J. McKinnon, D. Seyoum & C. Grantham, "Improved parameter characteristics for induction machine analysis and control", Australasian Universities Power Engineering Conference, 28 Septembre-1 Octobre 2003, Christchurch, New Zealand, p.no 130, CD proceedings.
- [3] J.Stephan, M.Bodson, and J.Chiasson, "Real time estimation of the parameters and fluxes of induction motors", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 30, No. 3, pp. 746-759, Mai/Juin 1994.
- [4] A. B. Proca & A.Keyhani, "Identification of variable frequency induction motor models from operating data", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 17, No. 1, pp. 24-31, Mars 2002.
- [5] B. Karanayil, M. F. Rahman & C. Grantham, "Rotor resistance identification using artificial neural networks for an indirect vector controlled induction motor drive", 27th Annual conference of Industrial Electronics Society, Denver, USA, 29 Novembre – 02 Décembre 2001, Vol. 2, pp. 1315-1320.
- [6] B. Karanayil, M. F. Rahman & C. Grantham, "A complete stator and rotor resistance identifier for induction motor drive using fuzzy logic and artificial neural networks", Australian Universities Power Engineering Conference, Septembre 28 - 1 Octobre 2003, Christchurch, New Zealand, p.no 52, CD proceedings.
- [7] S. Min, M. E. Elbuluk & D. S. Zinger, "PI and fuzzy estimators for tuning the stator resistance in direct torque control of induction machines", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 13, No. 2, pp. 279-287, Mars 1998.
- [8] K. B. Bose & N.R. Patel, "Quazy fuzzy estimation of stator resistance of induction motor", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 13, No. 3, pp. 401-409, Mai 1998.
- [9] A. B.Proca, A. Keyhani, "Identification of Variable Frequency Induction Motor Models From Operating Data", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 17, No. 1, 2002, pp. 24-31.
- [10] P. T. Lagonotte, H. Al Miah & M. Poloujadoff, "Modelling and identification of parameters of saturated induction machine operating under motor and generator conditions", Electric Machines and Power Systems, Vol. 27, No. 2, pp. 107-122, Février 1999.
- [11] A. Bounekhla, M. E. Zaïm, A. Rezzoug & A. A. Ahmed, "The Hooke and Jeeves algorithm approach in the identification of the induction machine parameters", International Conference on Electrical Machines, Espoo, Finland, Vol. 1, pp. 222-228, 28-30 Août 2000.
- [12] R. Wamkeue & I. Kamwa, "Saturated electromechanical transients based maximum likelihood identification of double-cage induction generator parameters", International Conference on Electrical Machines, Espoo, Finland, Vol. 1, pp. 286-290, 28-30 Août 2000.
- [13] S. Moon, A. Keyhani & S. Pillutla, "Nonlinear neural network modelling of induction machine", IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 7, pp. 203-211, Mars 1999.
- [14] P. Idowu, "Robust neural net-based inverse model identification of an induction motor", Electric Machines and Power Systems, Vol. 27, No. 5, pp. 513-525, Mai 1999.
- [15] F. Alonge, F. D'ippolito & F. M. Raimondi, "Parameter identification of induction motors: least squares vs. genetic algorithms", International Workshop on Motion Control, Grenoble, France, pp. 1112-1122, Septembre 1998.
- [16] P. Nangsue, P. Pillay, S. Conry, "Evolutionary algorithms for induction motor parameter determination", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 14, No. 3, pp. 447-453, 1999.
- [17] R. K. Ursem & P. Vadstrup, "Parameter Identification of Induction Motors using Stochastic Search Algorithms". Applied Soft Computing, Vol. 4, No. 1, pp. 49-64, 2004.
- [18] P. M. Pardalos, H. E. Romeijn, "Handbook of Global Optimization", Tome 2, Kluwer Academic Publishers. 1997.

- [19] C. Attaianese, A. Damiano, G. Gatto, I. Marongiu & A. Perfettor, "Induction motor drive parameters identification", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 13, No. 6, pp. 1112-1122. Novembre 1998.
- [20] J. P. Hautier, J. P. Caron, Modélisation et commande de la machine asynchrone, Edition Technip, 1986.
- [21] R. Beniak, P. March, "Second order differential equation system model for induction motor applicable for control and estimation problems", International Conference on Electrical Machines, Espoo, Finland, pp. 1222-1228, 28-30 Août 2000.
- [22] F. Corcoles, J. Pedra, et M. Salichs, "Numerical identifiability of the parameters of induction machines", International Conference on Electrical Machines, Espoo, Finland, pp. 9-13, 28-30 Août 2000.
- [23] B. Defornel, G. Cruz & J. C. Hapiot, "Programme de simulation des ensembles convertisseurs statiques-machines électriques (SECMA)", Revue générale d'électricité, Vol. 10, pp. 580-685, Octobre 1982.
- [24] P.Y.Chung, M.Dolen, and R.D.Lorenz, "Parameter identification of induction machines by continuous genetic algorithms", ANNIE2000, St Louis, November 2000, CD Proceedings.
- [25] A. Kwasinski, P. T. Krein & P. L. Chapman, "Time domaine comparison of pulse-width modulation schemes", IEEE Power Electronics Letters, Vol. 1, No. 3, pp. 64-68, Septembre 2003.
- [26] C. C. de Wit, "Commande des moteurs asynchrones, Tome 1: Modélisation, contrôle vectoriel et DTC", Hermes Sciences Europe Ltd, 2000.
- [27] N. Benaïdja, N. Khenfer, "Identification of asynchronous machine parameters by evolutionary techniques", Electric Power Components and Systems, Vol. 34, No. 12, pp. 1359-1376, Décembre 2006.
- [28] H. Razik & A. Rezzoug, "Identification of electrical parameters of an induction motor, a comparison between R.L.S and genetic algorithm", International Conference on Electrical Machines, Espoo, Finland, pp. 1433-1437, 28-30 Août 2000.
- [29] A. B. Proca & A. Keyhani, "Induction motor parameter identification from operating data for electric drive operation", 18th DASC, St. Louis, Missouri, Octobre 1999, CD Proceedings.
- [30] J. A. Nelder & R. Mead, "A simplex method for function minimization", computer journal, 7, pp. 308-313, 1965.
- [31] I. Charon, A. Germa, O. Hudry, "Méthodes d'optimisation combinatoire", Masson, 1996.
- [32] G. Fleury, "Méthodes stochastiques et déterministes pour les problèmes NP-difficiles", Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II, 1993.
- [33] S. Kirkpatrick, C. Gelatt & M. Vecchi, "Optimization by simulated annealing", Science, No. 20, pp. 671-680, 1983.
- [34] F. Glover, "Tabu search. Part I", ORSA Journal on Computing, Vol.1, No. 3, pp.190-206, 1989.
- [35] M. Laguna, "A guide to implementing tabu search", Investigaciòn Operativa, Vol. 4, N. 1, pp. 5-25, Avril 1994.
- [36] R. Beausoleil, "Intensification and diversification strategies with tabu search", Mexican International Conference on Artificial Intelligence, Mexico, pp52-62, 2000.
- [37] F. Glover, M. Laguna & R.Marti, "A template for scatter search and path relinking", dans J. K. Hao, E. Lutton, E. Ronald & M. Schoenauer, Artificial Evolution, Springer, pp. 3-51, 1998.
- [38] D.E.Goldberg, "Algorithmes génétiques: exploration, Ooptimisation et apprentissage automatique", Addison Wesley, France, 1994.
- [39] L. J. Fogel, "Autonomous automata", Industrial research, Vol. 4, pp. 14-19, 1962.
- [40] T. P. Runarsson, "An Asynchronous Parallel Evolution Strategy", International Journal of Computational Intelligence and Applications, Vol. 3, No. 4, pp. 381-394, 2003.
- [41] M. Dorigo, M. Maniezzo & A. Colorni, "The ant system: optimization by a colony of cooperating agents", IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics part B, Vol. 26, No. 1, pp. 1-13, Juillet 1996.
- [42] N. M. Meuleau & M. Dorigo, "Ant Colony Optimization and Stochastic Descent", Rapport technique de l'Institut de Recherches Interdisciplinaires et de Développements en

- Intelligence Artificielle (IRIDIA), Université Libre de Bruxelles, Belgique. r. no. TR/IRIDIA/2000-36, Décembre 2000.
- [43] S. D. Müller, J. Marchetto, S. Airaghi & P. Koumoutsakos, "Optimisation based on bacterial chemotaxis", *IEEE Trans Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 1, pp. 16-29, Février 2002.
- [44] L. Yanfei, K.M. Passino, "Biomimicry of social foraging behavior for distributed optimization: models, principles, and emergent behaviors", *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 115, No. 3, pp. 603-628, Décembre 2002.
- [45] J. Kennedy & W. Spears "Matching algorithms to problems: an experimental test of the particle swarm and some genetic algorithms on the multimodal problem generator", *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Anchorage, Alaska, pp. 78-83, Mai 1998.
- [46] J. P. Hautier, J. Caron, "Le graphe informationnel causal, un outil pour analyser, comprendre, présenter". Journées 3EI, France, 1999; CD proceedings.
- [47] F. Glover, "Multi-start and strategic oscillation methods- principles to exploit adaptive memory: A tutorial on unexplored opportunities", dans: M. Laguna & J. L. Gonzales, "Computing tools for modelling, optimization and simulation: Interfaces in computer science and operations research", (pp. 1-24). Kluwer Academic Publishers.
- [48] G. R. Harik, F. G. Lobo, & D. E. Goldberg, "The compact genetic algorithm". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Vol. 3, No. 4, pp. 287-297, 1999.
- [49] E. E. Vallejo, F. Ramos, "Evolving insect locomotion using cooperative genetic programming", *Mexican International Conference on Artificial Intelligence*, Mexico, pp. 170-181, 2000.
- [50] J. P. Da Cunha, G. Champenois, J. D. Gabano, "Comparison of parameter estimation algorithms for continuous time models applied to D. C. motor thermal supervision", *Electric Machines and Power Systems*, Vol. 26, pp. 839-854, 1998.
- [51] Ž. Ferkovà, L. Zboray, "Contribution to parameter identification of induction motor by genetic algorithm", *Acta Electrotechnica et Informatica*, Vol. 5, 2005, CD proceedings.
- [52] R. Thar, M. Kühn, "Complex pattern formation of marine gradient bacteria explained by a simple computer model", *FEMS Microbiology Letters*, Vol. 246, pp. 75-79, 2005.
- [53] N. P. Belfiore & A. Esposito, "Theoretical and experimental study of crossover operators of genetic algorithms", *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 99, No. 2, pp. 271-302, 1998.
- [54] McKinnon, "Convergence of the Nelder-Mead simplex method to a non-stationary point", *SIAM journal of Optimisation*, Vol. 9, 1998.
- [55] S. D. Müller, N. Hansen, P. Koumoutsakos, "Increasing the serial and the parallel performance of the CMA-evolution strategy with large populations", *Seventh International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Berlin, Allemagne, 2002, pp. 422-431, 2002.
- [56] K. M. Passino, "Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimisation and control", *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 22, No. 3, pp. 52-67, 2002.
- [57] V. Gazi, K. M. Passino, "Stability analysis of swarms", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 48, No. 4, pp. 692-697, 2003.
- [58] C. A. Gañizares, Rosehart W, "Bufirication analysis of induction motor loads for voltage collapse studies", *North American power symposium*, MIT, pp. 559-65, November 1996.
- [59] L. Yanfei, K. M. Passino, "Biomimicry of social foraging behavior for distributed optimization: models, principles, and emergent behaviours", *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 115, No. 3, pp. 603-28, 2002.
- [60] A. Muñoz-garcia, T. A. Lipo & D. W. Novotny, "A new induction motor V/f method capable of high-performance regulation at low speeds", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 34, No. 4, pp. 813-821, Juillet/Aout 1998.
- [61] S. K. Mondal, J. O. P. Pinto & K. B. Bose, "A neural-network based space-vector PWM controller for a three-level voltage-fed inverter induction motor drive", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 38, No. 3, pp. 660-669, Mai/Juin 2002.
- [62] J. Chiasson, "A new approach to dynamic feedback linearization control of an induction motor". *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 34, No. 3, pp. 391-397, Mars 1998.

- [63] L. V. Gökdere, M. A. Simaan, "A passivity-based method for induction motor control", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 44, No. 5, pp. 688-695, 1999.
- [64] 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, 1972.
- [65] S. Sangwongwanich, M. Ishida, S. Okuma, Y Uchikawa & K. Iwata, "Time-optimal single-step velocity response control scheme for field-oriented induction machines considering saturation level", *IEEE Transaction on Power Electronics*, Vol. 6, No. 1, pp. 108-117, Janvier 1991.
- [66] G. C. D. Sousa, B. K. Bose & J. G. Cleland, "Fuzzy logic based on-line efficiency optimisation control of an indirect vector-controlled induction motor drive", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 42, No. 2, pp. 192-198, Avril 1995.
- [67] L. E. B. da Silva, B. K. Bose & J. O. P. Pinto, "Recurrent-neural-network-based implementation of a programmable cascade low-pass filter used in stator flux synthesis of vector-controlled induction motor drive". *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 46, No. 3, pp. 662-665, Juin 1999.
- [68] J. O. P. Pinto, B. K. Bose & L. E. B. da Silva, "A stator-flux-oriented vector-controlled induction motor drive with space-vector PWM and flux-vector synthesis by neural networks", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 37, No. 5, pp. 1308-1318, Septembre/Octobre 2001.
- [69] B. K. Bose, N. R. Patel & K. Rajashekara, "A neuro-fuzzy-based on-line efficiency optimisation control of a stator flux-oriented direct vector controlled induction motor drive", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 44, No. 2, pp. 270-273, Avril 1997.
- [70] M. H. Park, K. S. Kim, "Chattering reduction in the position control of induction motor using the sliding mode", *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 6, No. 3, pp. 317-325, Juillet 1991.
- [71] I. Takahashi, T. Noguchi, "A new quick-response and high-efficiency control strategy of an induction motor", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. IA-22, pp. 820-827, Septembre/Octobre 1986.
- [72] S. Mir, M. E. Elbuluk, D. S. Zinger, "PI and fuzzy estimators for tuning the stator resistance in direct torque control of induction machines", *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 13, No. 2, pp. 279-287, Mars 1998.
- [73] P. Z. Grabowski, M. P. Kazmierkowski, B. K. Bose & F. Blaabjerg, "A simple direct-torque neuro-fuzzy control of PWM-Inverter-Fed induction motor drive", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 47, No. 4, pp. 863-870, Août 2000.
- [74] C. C. de Wit, "Commande des moteurs asynchrones, Tome 2: Optimisation, discrétisation et observateurs", *Hermes Sciences Europe Ltd*, 2000.
- [75] G. C. Verghese, S. R. Sanders, "Observers for flux estimation in induction machines", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 35, No. 1, pp. 85-94, Février 1988.
- [76] S. H. Jeon, K. K. Oh & J. Y. Choi, "Flux observer with online tuning of stator and rotor resistances for induction motors", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 49, No. 3, pp. 653-664, Juin 2002.
- [77] B. Heber, L. Hu & Y. Tang, "Fuzzy logic enhanced speed control of an indirect field-oriented induction machine drive", *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 12, No. 5, pp. 772-778, Septembre 1997.
- [78] N. Benaïdja, N. Khenfer, "Elaboration d'un logiciel pour la commande d'un moteur asynchrone par les algorithmes génétiques". *Mémoire de magister, Université de Sétif*, 2002.

ملخص

هذا البحث هو عرض لفلسفة جديدة في مجال التعريف خارج الخط للعوامل الكهربائية و الميكانيكية للألة اللامتزامنة ثلاثية الأطوار. سابقا، الأبحاث اعتمدت على معيارين تقليديين للجودة: قيمة الدالة الهدف و وقت التنفيذ. نظرا للتغير الديناميكي لعوامل الألة، بحسب حالة و ظروف عمل الألة ، فإن القيمة الدنيا المتحصل عليها للدالة الهدف هي قيمة محلية. وبالتالي فالدراسة المقارنة تكون قد حددت أحسن قيمة وليس أحسن خوارزمية؛ مما دفعنا إلى طرح مقارنة جديدة تعتمد على مبدأ السببية. حيث تمت دراسة خصائص خوارزميات أمثلة تنتمي لأربعة رتب مختلفة حيال نقص أو وفرة المعلومات المستقاة من الألة. الطريقة المتبعة (طريقة النموذج المرجعي) أظهرت تفوقا واضحا لخوارزمية مستعمرة النمل. ففي حالة نقص المعلومات المستقاة من الألة (المرحلة الثابتة) خوارزمية مستعمرة النمل هي الأكثر نهامة. حالة غنى المقادير المقاسة بالمعلومات (المرحلة العابرة) سمحت باستخلاص نتائج أكثر نضجا. حيث أن أدنى قيمة للدالة الهدف تحصل عليها من قبل الطرق التحليلية، لكن تعامل خوارزمية مستعمرة النمل هو الأكثر مرونة. وبالتالي فالعوامل المتحصل عليها باستعمال خوارزمية مستعمرة النمل هي الأكثر تمثيلية. الخوارزمية الوراثية أظهرت تكيفا مع نوعية المعلومات المستقاة من الألة. العوامل المتحصل عليها يمكن استعمالها في المحاكاة الرقمية أو خوارزمية التكيف الآني لعوامل الألة. خصائص التحكم الشعاعي الغير مباشر مرتبطة جذريا بعوامل الألة. المحاكاة الرقمية للتحكم الشعاعي الغير مباشر أظهرت انفصال تدفق الجزء الدوراني و العزم الكهرومغناطيسي.

الكلمات المفتاحية : الألة اللامتزامنة، التعريف، الأمثلة، الطرق الحسابية المرنة، التحكم الشعاعي

Abstract

In this work a new philosophy for the off line identification of electrical and mechanical parameters of three phase asynchronous machine is presented. The novelty lies in introducing an approach based on the principle of causality for locating the best algorithm rather than the best value of objective function. When the stage of biographic search we have reported that the works concerning the identification are based on two classical criteria: values of objective function and execution time. Taking in consideration the dynamic change of machine parameters, according to the conditions of operation of the machine, the minimum obtained is only local. Hence, we conclude that the comparative study has located the best value but not the best algorithm. This has induced us to propose a new approach based on the principle of causality. In this context, the behaviour of optimisation techniques, belonging to four different classes, towards the deficiency or abundance of the information of the acquired quantities is studied. The method of the reference model has showed the superiority of the ant colony algorithm over the other used techniques. For the permanent regime, the ant colony algorithm is the greedier. The transient regime, where the information of the experimental quantities is richer, permits more fecund results. Indeed, the lower value of objective function is obtained with analytical techniques, but the behaviour of the ant colony algorithm is more flexible. Genetic algorithm has exhibited an adaptive behaviour towards the information of the acquired quantities.

The obtained parameters are useful for simulation or the initialisation of the algorithm of on line adaptation of machine parameters.

The characteristics of the indirect vector control are greatly dependent on the values of machine parameters.

The simulation of the indirect vector control has showed that modified rotor field and electromagnetic torque are decoupled.

Key words : Asynchronous machine, identification, optimisation, softcomputing techniques, vector control