

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS - SETIF-
UFAS (ALGERIE)

MÉMOIRE

Présenté à la faculté des sciences de l'ingénieur
Département d'Électrotechnique

Pour l'obtention du Diplôme de

Magistère En Électrotechnique

Option : Machines Électriques et leurs commande

Par

Mellah Hacène

Thème

**Estimation des Grandeurs Intrinsèques
D'une Machine Asynchrone**

Soutenu publiquement le : 06 /07/2009 Devant le jury composé de :

Dr. Belkhiat saad	M.C. Université de Sétif	Président
Dr. Hemsas Kamel Eddine	M.C. Université de Sétif	Rapporteur
Dr. Hachemi Mabrouk	M.C. Université de Sétif	Examineur
Dr. Radjeai Hammoud	M.C. Université de Sétif	Examineur
Dr. Rahmani Lazhar	M.C. Université de Sétif	Examineur

Sétif 2009

Dédicaces

Je dédie ce travail à mes parents

À ma grande mère

À tous les membres de ma famille

À mes amis

En particulier aitbaaziz faicel

REMERCIEMENTS

Ce mémoire est le fruit de presque deux années de travail. Je profite de cette occasion pour témoigner ma grande reconnaissance à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour la réalisation de ce projet.

Je remercie vivement Monsieur **Hemsas Kamel Eddine**, MC à l'Université du Ferhat Abbas, Sétif, pour l'honneur qu'il m'a fait pour son encadrement et son entière disponibilité durant toutes les étapes de mon projet, pour les encouragements, la lecture des versions et pour les infinités de corrections, fond et formes.

Je remercie, également, Monsieur **Belkhiat saad**, MC de l'Université Ferhat Abbas, Sétif pour avoir accepté de présider le jury d'examen de soutenance.

Je tiens, également, à exprimer toute ma gratitude à Messieurs **Hachemi Mabrouk**, MC de l'Université Ferhat Abbas, Sétif, **Radjeai Hammoud**, MC de l'Université Ferhat Abbas, Sétif et **Rahmani Lazhar**, MC de l'Université Ferhat Abbas, Sétif. Qu'ils trouvent, ici ma profonde reconnaissance pour la confiance qu'ils m'ont témoignée et pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'être examinateurs de mon travail.

Je tiens à remercier messieurs, **M. Kadjoudj**, **R. Abdessemed**, professeurs à l'université de Batna, pour leur conseils et encouragements précieuses.

Je ne pu oublier tous ceux qui ont contribué à ma formation du primaire jusqu'à post graduation.

Mes vifs remerciements s'adressent, également, à tous les membres de ma famille qui m'ont aidé de plusieurs manières et pour leur soutien précieux plus que je ne peux le dire durant les longues années de ma formation. Ce ci leur fait valoir ma grande reconnaissance.

Pour terminer, je tiens à remercier tous mes collègues et amis qui m'ont aidé et qui m'ont apporté leur soutien moral. Je suis, particulièrement reconnaissant, à Mes amis aitbaaziz faicel, Allal abderrahim, et chouder adèle.

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS
DEDICACES
LISTE DES FIGURES
LISTE DES TABLEAUX
LISTE DES ACRONYMES
LISTE DES NOTATIONS

CHAPITRE 1 GÉNÉRALITÉS & MODÉLISATION DE LA MAS

1.1 - INTRODUCTION	1
1.2 - UTILITÉ DES MODÈLES	1
a- Connaissance scientifique	1
b- Commande de processus	2
c- Diagnostic	2
1.3 - TYPE DE MODÉLISATION	2
1.3.1. Méthode des circuits électriques magnétiquement couplés (Park)	3
1.3.2. Méthode de réseaux de perméances	3
1.3.3. Méthode des éléments finis	3
1.3.4. Conclusions	4
1.4 – MODÉLISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	4
1.4.1 - Hypothèses simplificatrices de départ	4
1.4.2 - Représentation et mise en équations de la machine	5
1.4.2.1 - Equations générales de la machine	5
1.4.2.2 - Equations des tensions	6
1.4.2.3 - Equations du couplage électromagnétique	6
1.4.2.4 - Expressions du couple électromagnétique	8
1.4.3 - Transformation de park.	9
1.4.3.1 - Application de la transformée de Park à la machine asynchrone	10
1.4.3.2 - Mise sous forme d'équations différentielles	13
1.5 - MODÈLE D'ÉTAT CONTINUE	15
1.6 - SÉPARATION DES MODE ÉLECTRIQUE & MÉCANIQUE	16
1.7 - CONCLUSION	17

CHAPITRE 2 MESURE DE TEMPÉRATURE DANS LES ME

2.1 - INTRODUCTION	18
2.2 - ÉTAT DE L'ART	19
2.2.1 - Effets de la température dans les machines tournantes	19
2.2.1.1 Isolation dans les machines tournantes	20
2.2.1.2 Action de la température sur les matériaux isolants	21
2.2.2 - Refroidissement des machines électriques	24
2.2.2.1 Types de refroidissement	24
2.2.3 - Protection des machines dès la phase de conception	25
2.2.3.1 Degrés de protection des machines électriques	25
2.2.3.2 Protection thermique des machines dès la phase de conception	26
2.3 - MÉTHODE DE MESURE DE TEMPÉRATURE	27
2.3.1- Chaîne de mesure d'un capteur	28

2.3.2 - Méthode de mesures traditionnelles	28
a. Méthodes électriques	29
b. Méthodes mécaniques	31
2.3.3 - Méthode repères	31
a- Montres fusibles	31
b- Crayons et peintures thermosensibles	32
2.3.4- Méthode de mesure sans contact	32
2.3.4.1 - Bilan des avantages et des inconvénients	32
2.3.4.2 - Classification des méthodes de mesure de température sans contact	33
2.3.4.3 - Méthodes directes	33
a. Principe de fonctionnement	33
b. Pyromètres	33
2.3.4.4. Méthodes interrogatives	36
2.5 - PROBLÉMATIQUE DU POINT DE MESURE	37
2.6 - PROBLÉMATIQUE DE LA MESURE AU ROTOR	38
2.7 - CAPTEUR INTÉGRÉS DANS LES MACHINES INDUSTRIELLES	40
2.8 - CONCLUSION	41
CHAPITRE 3 GÉNÉRALITÉ & MODÉLISATION THERMIQUE DE LA MAS	
3.1 - INTRODUCTION	42
3.2 - ÉTAT DE L'ART	43
3.2.1 - Introduction	43
3.2.2 - Modèles thermiques rencontrés dans la littérature	43
3.2.3 - Modélisation simple pour une approche grossière	44
3.2.4 - Modélisation fine complexe pour une cartographie thermique précise	44
3.2.4.1 - Méthode des éléments finis	44
a - Élément fini 3d	44
b - Élément fini 2d	45
3.2.4.2 - Méthode nodale	47
3.2.5 - Modèles de complexité intermédiaire pour le temps réel	51
3.3 - EXPLOITATION DE LA VARIATION DES RESISTANCES AVEC LA TEMPERATURE	53
3.4 - CIRCUIT ELECTRIQUE EQUIVALENT AU MODELE THERMIQUE	53
3.4.1 - Interprétation physique des paramètres du modèle	54
a. Transfert de chaleur par conduction	55
b. Résistance thermique	55
c. Transfert de chaleur par convection	55
d. Transfert de chaleur par Rayonnement	56
3.4.2 - Mise en équation du modèle	56
3.4.3 - Détermination des pertes	57
a - Méthode thermique	57
b - Méthodes classiques	59
3.5 - PRÉSENTATION DU MODÈLE CHOISI	59
3.5.1 - Hypothèse et équations de dissipation thermique	60
3.5.2 - Équations des températures	61
3.6 - MODÈLE D'ÉTAT	62
3.6.1 - Validation du modèle	62
a - Stratégie de validation en pratique	62

B - Validation par simulation	63
3.7 - RÉSULTAT DU SIMULATION	64
3.7.1 - Essais à fréquence constante 50Hz.	64
3.7.1.1 - Démarrage et arrêt à vide.	64
a - démarrage à vide jusqu' au régime permanant thermique	65
b - Démarrage et arrêt jusqu'après un régime permanant thermique.	67
3.7.1.2 - Démarrage et arrêt à couple constant	69
3.7.1.3 - Démarrage et arrêt à couple variable.	71
3.7.2 - Essais à fréquence variable à vide.	72
3.8 - SURVEILLANCE THERMIQUES A BASE DE MODELE POUR EMPECHER DES DOMMAGES DES MOTEURS ELECTRIQUES	73
3.8.1 - résultat de simulation	74
a – surveillance thermique du stator	74
b - surveillance thermique du rotor	75
3.9 - CONCLUSION	75
CHAPITRE 4 APPLICATION DU FKE POUR ESTIMER DES GRANDEURS INTERNES & THERMIQUE DE LA MAS	
4.1 - INTRODUCTION	77
4.2 - CLASSIFICATION DES OBSERVATEURS	78
a - En fonction de la nature du système considéré:	78
b - En fonction de l'environnement considéré	78
c - En fin, en fonction de la dimension du vecteur d'état	79
4.3 – NOTION SUR LES BRUIT D'ETAT ET DE MESURE	79
4.3-1 - Bruit d'état	79
4.3-2 - Bruit de mesure	80
4.4 - ESTIMATEUR DE LA MAS	80
4.4.1 - Problème de filtrage	80
4.5 - FILTRE DE KALMAN LINÉAIRE	81
4.5.1 - Principe du FK	81
4.5.2 - Algorithme du filtre de Kalman	83
4.5.3 - Pourquoi le filtre linéaire ?	83
4.5.4 - Formulation du problème	83
4.5.5 - Principe d'orthogonalité	86
4.5.6 - Équations du filtre	86
4.5.7 - Phase de prédiction	85
4.5.8 - Phase de correction	86
4.5.9 - Algorithme de l'estimateur en temps discret	89
4.5.10 - Opération du filtre de Kalman	89
4.6 - FILTRE DE KALMAN ETENDU	90
4.6.1 - Etape de prédiction	91
4.6.2 - Etape de correction	92
4.7 - APPLICATION DU FKE POUR L'ESTIMATION DE LA VITESSE ET LA TEMPÉRATURE STATORIQUE & ROTORIQUE	93
4.7.1 - Introduction	93
4.7.2 - Objectifs de cette application	93
4.7.3 - Quelles grandeurs doit-on estimer ?	94

4.7.4 - Implantation pratique du FKE	94
4.7.4.1 - Discrétisation	95
4.7.4.2 - Modèle d'état discret linéaire	95
4.7.4.3 - Matrices de covariance	96
4.7.4.4 - Valeurs initiales des matrices de covariance	97
4.7.4.5 - Etape de prédiction	97
4.7.4.6 - Etape de correction	97
4.7.4.7 - Traçage des graphes	98
4.7.4.8 - Organigramme d'estimation des grandeurs internes de la MAS par le FKE	98
4.7.4.9 - Mise en œuvre de l'algorithme d'estimation	99
4.8 - RÉSULTATS DE SIMULATION	99
4.8.1 - Vitesse estimée par le FKE	99
4.8.2 - Température statorique estimé par FKE	100
4.8.3 - Température rotorique estimé par FKE	101
4.8.4 - Résistances induites à partir des températures	102
4.9 - CONCLUSION	102
CHAPITRE 5 APPLICATION DES RÉSEAUX DE NEURONE POUR ESTIMER DES GRANDEURS INTERNES & THERMIQUE DE LA MAS	
5.1 - INTRODUCTION	104
5.2 - HISTORIQUE	104
5.2.1 - Premiers succès	105
5.2.2 - Ombre	105
5.2.3 - Renouveau	106
5.2.4 - Levée des limitations	106
5.3 - DU NEURONE BIOLOGIQUE AU NEURONE FORMEL	108
5.3.1 - Neurone Biologique	108
5.3.2 - Neurone formel	110
a - Classification des NF	111
b - Principe de fonctionnement d'un neurone formel	111
5.4 - APPRENTISSAGE	113
5.5 - STRUCTURE ET CLASSIFICATION DES RNA	114
5.5.1 - Réseau ordonné sans connexion arrière ou non bouclé (feed-forward)	114
5.5.1.1 - Réseaux à une couche (Perceptron)	115
5.5.1.2 - Architectures multicouches	115
5.5.2 - Réseaux de neurone récurrents (RNR)	116
5.5.2.1 - Réseau récurrent de Jordan (RRJ)	116
5.5.2.2 - Réseau récurrent d'Elman (RRE)	117
5.5.2.3 - Réseau de Hopfield	117
5.5.3 - Cartes topologiques (Carte auto-organisatrice de Kohonen)	117
5.5.3.1 - Carte auto-organisatrice de Kohonen	118
5.5.4 - Taxonomie	118
5.5.4.1 - Taxonomie de Lippmann	118
5.5.4.2 - Taxonomie de Jain et al. (1996)	119
5.5.4.3 - Taxonomie générale	120
5.6 - PERCEPTRON MULTI COUCHE (PMC)	120

5.6.1 - Introduction	120
5.6.2 - Implémentation d'un PMC	121
5.6.2.1 - Calcul de l'activation	121
5.6.2.2 - Mesure de l'erreur	122
5.6.2.3 - Apprentissage	123
5.7 – Model neuronal de simulation	127
5.8 - RESULTATS DE SIMULATION	128
a- Vitesse de rotation estimé par RNA	129
b- Température statorique estimé par RNA	129
c- Température rotorique estimé par RNA	130
d- Différents erreurs	130
5.9 - CONCLUSION	131
CONCLUSIONS GÉNÉRALES & PERSPECTIVES	132
BIBLIOGRAPHIE	134
Paramètre de notre machine	140
ANNEXES	

LISTE DES FIGURES

Figure	Titres	Pages
1.1	Représentation des enroulements de la Machine asynchrone dans un espace électrique.	5
1.2	Modèle électrique d'une phase	5
1.3	Repère angulaire des systèmes d'axes dans l'espace électrique.	9
2.1	Différents types d'isolation dans une machine.	21
2.2	Durée de vie de l'isolant en fonction de la température	23
2.3	Échanges thermiques dans une machine asynchrone fermée.	27
2.4	Chaine de mesure de température	28
2.5	Caractéristique résistivité-température de quelque thermistance	29
2.6	Principe d'une réalisation d'un thermocouple	30
2.7	Cônes Seger	32
2.8	Principales méthodes de mesure de température sans contact.	33
2.9	Pyromètre infrarouge.	34
2.10	Pyromètre portable	35
2.11	Installation d'un capteur infrarouge sur la plateforme de l'IRCCyN	36
2.12	Mise en scène des mesures de température sans contact par des méthodes interrogatives	37
2.13	Transformateur tournant utilisé pour le passage d'information des thermocouples du rotor au stator	39
2.14	Placement des sondes de température industrielles au sein de notre machine asynchrone à cage	40
3.1	Géométrie 3D pour le calcul thermique d'un moteur à induction (seul 1/6 de la machine est représenté)	44
3.2	Cartographies thermique des portions de machine asynchrone, obtenue par EF	45
3.3	Tracé des lignes isothermes (en °C) pour un moteur à induction de 2.2 kW	46
3.4	Vue 2D axiale de la moitié d'un moteur à induction	46
2.5	Découpage à 5 corps du moteur à induction	48
3.6	Echanges thermiques dans une machine asynchrone fermée et auto ventilée.	49
3.7	Modèles thermiques équivalents de la machine asynchrone détaillée.	50
3.8	Modèles thermiques équivalents de la machine asynchrone simplifiée	50
3.9	Circuit électrique équivalent au modèle thermique de la machine asynchrone pour l'estimation d'une température globale sur la base de la température de la carcasse	52
3.10	Modèle thermique de la machine asynchrone	52
3.11	Circuit électrique équivalent au modèle thermique	54

3.12	Exemple des différents types des pertes dans une MAS	57
3.13	Méthode thermique pour déterminer les pertes	58
3.14	Structure du modèle thermique du moteur à induction	61
3.15	Processus de validation des résultats de simulation	63
3.16	Causes d'erreur dans l'estimation des paramètres	63
3.17	Modèle de moteur (Dynamique, électrique et thermique) pour la simulation	64
3.18	Evolution de l'échauffement au cours du temps	65
3.19	Courants statoriques i_{ds} , i_{qs} et i_{as}	65
3.20	Courants rotoriques i_{dr} et i_{qr}	66
3.21	Vitesse de rotation	66
3.22	Évolutions des températures de R_s et R_r et leurs valeurs déduites	66
3.23	Refroidissement d'une machine	65
3.24	Courants statoriques i_{ds} , i_{qs} et i_{as}	67
3.25	Courants rotoriques i_{dr} et i_{qr}	67
3.26	Vitesse de rotation	67
3.27	Évolutions des températures de R_s et R_r et leurs valeurs déduites	68
3.28	Courants statoriques i_{ds} , i_{qs} et i_{as}	68
3.29	Courants rotoriques i_{dr} et i_{qr}	69
3.30	Vitesse de rotation et les couples C_r et C_e	69
3.31	Évolutions des températures de R_s et R_r et leurs valeurs déduites	69
3.32	Courants statoriques i_{ds} , i_{qs} et i_{as}	70
3.33	Vitesse de rotation et les couples C_r et C_e	70
3.34	Évolutions des températures de R_s et R_r et leurs valeurs déduites.	71
3.35	Températures statorique et rotorique à 30 et 40HZ.	71
3.36	Températures statorique et rotorique à 50 et 60HZ.	72
3.37	Diagramme SIMULINK employé pour surveiller le fonctionnement thermique du moteur.	73
3.38	Surveillance thermique du stator	73
3.39	Surveillance thermique du rotor	74
4.1	Schéma fonctionnel d'un estimateur d'état, d'un processus physique.	76
4.2	Modélisation d'état du processus observateur, et filtre de Kalman correspondant.	87
4.3	Schéma opérationnel du Filtre de Kalman Linéaire.	89
4.4	Structure de l'algorithme de FKE utiliser pour l'estimation de vitesse est de température	93
4.5	Organigramme du programme d'estimation par FKE.	97

4.6	Schéma bloc du filtre de Kalman étendu (FKE)	98
4.7	Vitesse estimée par FKE et l'erreur correspondant.	99
4.8	Température statorique estimé par FKE et l'erreur correspondant.	100
4.9	Température rotorique estimé par FKE et l'erreur correspondant.	100
4.10	Resistances statorique et rotorique estimé par FKE et l'erreur correspondant	101
5.1	Neurone biologique	108
5.2	Passage d'un potentiel d'action au niveau de la membrane de l'axone	109
5.3	Neurone formel	110
5.4	Principe de fonctionnement d'un neurone formel	111
5.5	Réseaux Neurones à une couche (perceptron)	114
5.6	Structure générale d'un RN multicouche	114
5.7	Forme canonique des réseaux récurrents	115
5.8	Réseau récurrent de Jordan (RRJ)	115
5.9	Réseaux récurrent d'Elman (RRE)	116
5.10	Réseau de Hopfield	116
5.11	Carte auto-organisatrice de Kohonen (CAOK)	117
5.12	Taxonomie de Lippmann (1987).	118
5.13	Taxonomie de Jain et al (1996).	118
5.14	Taxonomie générale	119
5.15	Fonction d'activation de perceptron	120
5.16	Calcul d'activation dans le PMC	121
5.17	Rétropropagation du gradient dans un réseau à deux couches	122
5.18	Apprentissage du seuil	124
5.19	Fonctions d'erreurs	126
5.20	RNA développé	126
5.21	Estimateurs Développé pour l'estimation des grandeurs internes et thermique d'une MAS	127
5.22	Vitesse de rotation estimée par RNA	128
5.23	Température statorique estimés par RNA	128
5.24	Température statorique estimés par RNA	129
5.25	Différents erreurs des grandeurs estimées.	129

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Titres	Pages
2.1	Classe et Constitution des isolants	20
2.2	Température limite normalisée et échauffement moyen pour les différentes classes de la machine.	22
2.2	Classes thermiques des systèmes d'isolation.	22
2.4	Exemple de systèmes courants de ventilation	25
2.5	Indices de protection des enveloppes des matériels électriques	26
3.1	Analogie thermoélectrique	47
4.1	Algorithme de l'estimateur en temps discret	88
5.1	Quelques fonctions de base de NF sommateur	111

LISTE DES ACRONYMES

Abréviation	Désignation
IEEE	Institution of electrical & electronic engineers, USA
FKE	Filtre de Kalman étendue
FKL	Filtre de Kalman linière
FK	Filtre de Kalman
Fmm	Force magnéto motrice
IEEE	Institution of electrical & electronic engineers, USA
MAS	Machine ou moteur asynchrone (Machine à induction)
Max	Maximum
Min	Minimum
MLP	Multi layer perceptron
PMC	Perceptron multi-couche
RBF	Radial basis function
RDF	Reconnaissance des formes
RNA	Réseau(x) de neurone(s) artificiel(s)
RNF	Réseau de neurone formel
RN	Réseau de neurone
NA	Neurone artificiel
NF	Neurone formel

LISTE DES NOTATIONS

Symboles	Dénomination	Unités
TL (Cr, Cm)	Couple moteur (résistant)	[Nm]
Te (Cem)	Couple électromagnétique	[Nm]
idr, iqr	Composantes de courant rotoriques dans le repère tournant.	[A]
ids, iqs	Composantes de courant statoriques dans le repère tournant.	[A]
f	Fréquence	[Hz]
H_1 (Cs)	Capacité thermique de stator.	[Kj.C° ⁻¹]
H_2 (Cr)	Capacité thermique de rotor	[Kj.C° ⁻¹]
I	Courant	[A]
J	Moment d'inertie	[kg.m ²]
k_{10} , k_{20} et k_{30}	Coefficients de transfert de puissance thermiques à vitesse nulle	[w/C°]
k_{1w} , k_{2w} et k_{3w}	Coefficients de transfert de puissance thermique avec la vitesse non nulle	[s.rad ⁻¹]
k_{ir}	Constante de perte de fer.	[w. (rad/s) ⁻²]
L_m	Inductance mutuelle entre phase statorique et une maille rotorique	[H]
l_r	Inductance rotorique équivalente	[H]
$[L_r]$	Matrice des inductances rotoriques	[H]
$[L_s]$	Matrice des inductances statoriques	[H]
[Msr]	Matrice des inductances mutuelles	[H]
net_i	Activation du neurone	
n_l	Nombre de neurones sur la couche l .	-
x^0	Point initial	-
P	Dérivateur	-
Pj	Pert joule	[w]
Ps (PL ₁)	Pert total statorique	[w]
Pr (PL ₂)	Pert total rotorique	[w]
P _{fs}	Pert ferre statorique	[w]
P _{fr}	Pert ferre rotorique	[w]
p	Nombre de paire de pôles	-
$[p(\alpha)]$	Matrice de Park	-
$[p(\alpha)]^t$	Matrice de Park transposée	-
R_r	Résistance rotorique par phase	[Ω]
R_s	Résistance statorique par phase	[Ω]
U	Tension d'alimentation	[V]
Vds, Vqs	Composantes de tensions statoriques dans le repère tournant.	[V]
α_1	Coefficient thermique de stator	[Ω.C° ⁻¹]
α_2	Coefficient thermique de rotor	[Ω.C° ⁻¹]
σ	Coefficient de dispersion	-
Φrd, Φrq	Composantes de flux rotoriques dans le repère tournant.	[Wb]
θ_j	Seuil d'activation associé au neurone j	-
θ_s	Température statorique	[C°]
θ_r	Température rotorique	[C°]

η	Pas d'apprentissage	-
w_{ji}	Lien pondéré entre les neurones i et j	-
W	Vecteur des poids synaptiques du réseau	-
$\Delta W(t)$	Vecteur des mises à jour des poids du réseau	-
ε_i	Erreur (critère d'arrêt)	-
$\nabla E_s(t)$	Vecteur des dérivées de l'erreur à un temps t	-
Π	Nœud circulaire de la couche	-
x^0	Point initial	-
x_1, x_2, \dots, x_n	Entrées du nœud	-
x_j, y_i	Entrée & sortie du nœud	-
y_d	Sortie désirée	-
s	Sortie du nœud	-

Introduction générale

De nos jours, la machine asynchrone est de plus en plus utilisée dans le monde industriel. Elle est, en effet, appréciée pour sa standardisation, sa grande robustesse et ses faibles coûts d'achat et de maintenance. Depuis plusieurs années, on remarque l'élargissement des travaux scientifiques et industriels concernant la commande de ces machines. On constate notamment le développement des travaux sur la commande sans capteurs, désormais possible grâce à l'augmentation de la puissance de calcul des processeurs modernes [1], [2].

La recherche des dispositifs électromécaniques de plus en plus souples a favorisé l'apparition des nouveaux systèmes particulièrement performants. Ces systèmes reposent généralement sur l'association d'un dispositif électronique, permettant le contrôle de l'ensemble, et d'une machine tournante assurant la conversion électrique mécanique [3].

La question du diagnostic de la machine asynchrone peut sembler paradoxale du fait de sa robustesse reconnue et de sa grande fiabilité. Néanmoins, comme toute machine électrique, cette machine souffre de limitations propres à sa conception [2], puisque la transformation de l'énergie électrique en énergie mécanique s'accompagne de pertes de divers types (Joule, hystérésis, courants de Foucault, mécaniques) ; les transferts de chaleur conductif, convectif et rayonnant, tout comme les lois de la mécanique des fluides qu'ils font intervenir, doivent être considérés. De plus, le fonctionnement de la machine est fortement conditionné par son environnement extérieur de sorte que des fluctuations des conditions ambiantes peuvent créer des échauffements nocifs pour les isolants et pour les parties tournantes (roulements, paliers,...) [4] ; l'utilisation des nouvelles formes de commande pour les machines à courant alternatif se traduit par l'apparition d'un nouveau type de contraintes sur les matériaux de l'isolation statorique. L'existence de fronts de tension très élevés, de surtensions importantes (jusqu'à 500 V) et d'oscillations hautes fréquences (2 MHz), est mise en évidence [3] ; aussi l'évolution actuelle des convertisseurs statiques, par exemple, amène désormais les machines à travailler dans des conditions plus sévères avec des fronts rapides de tension pour lesquels les matériaux isolants n'étaient pas dimensionnés [5]. Aussi, la problématique du diagnostic de la machine asynchrone est en plein développement et répond à une demande croissante de la part des industriels [2]. En effet, on préfère prévoir le remplacement inévitable d'une machine dégradée plutôt que de le subir, notamment lorsqu'il se traduit par l'arrêt complet et inattendu d'une chaîne de montage dans son intégralité. Au final, le coût de cet arrêt peut s'avérer très important devant celui du remplacement programmé d'une machine [2].

La conception des moteurs destinés à être alimentés par des convertisseurs statiques rend le problème encore plus aigu ce qui impose aux concepteurs de pouvoir prédire le comportement

thermique [4] Parmi les contraintes subies par les machines électriques, leur température est un des paramètres les plus limitatifs. Celle-ci définit notamment le point de fonctionnement nominal de la machine. Les effets d'une température trop élevée au sein d'une machine sont nombreux et désormais connus [5]. L'effet le plus remarquable est la dégradation progressive des isolants par une évolution chimique dont la température détermine la dynamique. Ceci a pour conséquence l'apparition des nouveaux phénomènes électriques comme les décharges partielles ou encore la création de courts-circuits entre spires, voire entre phases, avec la diminution progressive des performances de la machine.

Le phénomène le plus impressionnant s'avère être le blocage du rotor dilaté dans le stator, avec toutes les conséquences imaginables sur l'électronique de puissance associée. Afin de donner un ordre de grandeur des dégradations dues à une température excessive, on cite généralement la loi d'Arrhénius qui spécifie qu'une élévation de 10°C au dessus de la température nominale de fonctionnement d'une machine se traduit par une réduction de l'ordre de la moitié de sa durée de vie [6]. D'autres études plus poussées ont été menées dans [2], [7].

Une étude rigoureuse du comportement thermique des machines d'électriques est de plus en plus nécessaire. En effet, l'augmentation des puissances massiques, l'utilisation de nouveaux modes de commande induisant des harmoniques de temps, l'adaptation des moteurs à des nouvelles applications qui engendrent des échauffements internes plus importants. Ces derniers provoquent des contraintes mécaniques qui nuisent notamment à la durée de vie des chignons de bobinages. Il est donc nécessaire, pour fiabiliser l'usage de ces moteurs, d'assurer leur protection thermique. Il faut caractériser « thermiquement » le moteur et prévoir son comportement sous diverses contraintes (démarrage, accroissement de charge). Les inconnues thermo physiques sont nombreuses. Il en est ainsi des pertes par effet Joule, mécaniques et d'électromagnétiques qui constituent autant de sources thermiques, des conductivités thermiques de chacun des Constituants du moteur qui présentent bien souvent des conditions d'anisotropie (en particulier pour les bobinages constitués de cuivre, d'air et d'isolants) et des conductivités thermiques équivalentes des contacts aux interfaces solide-solide. [8].

Les Stratégies de commande et d'estimation des moteurs à l'induction sont basées sur le circuit électrique équivalent du modèle du moteur. Dans beaucoup de cas, le modèle est le circuit équivalent équilibré son familier, mais pour la commande de haute performance, un modèle transitoire du moteur est nécessaire. La modélisation efficace, et donc l'efficacité de la commande et de l'estimation, mais elle est limitée par la complexité de processus physique qui avoir lieu dans le moteur [9]

Ce mémoire s'adresse à la dépendance des résistances à la température, en incorporant un modèle thermique de moteur dans le procédé d'estimation. La dépendance de fréquence du circuit électrique de rotor et la non linéarité du circuit magnétique ne sont pas incluses.

L'estimation de la température dans le moteur à induction est faite par beaucoup d'auteurs, mais la plus part de ces publications décrivent un réseau complexe de paramètre mis en bloc (lumped-paramètre) ou utilise la méthode d'élément fini. Un modèle complexe serait inadéquat dans ce travail, où l'estimation est effectuée en temps réel, ainsi un réseau complexe de paramètre mis en bloc (lumped-paramètre). Ce modèle peut être adapté pour l'usage avec toute machine d'induction sans exigence l'information sur la taille et le dimensionnement de machine ou les propriétés des matériaux (méthode de modélisation) [9].

Notre travail est comme suit :

Dans un premier chapitre, après avoir défini le modèle mathématique de la MAS dont la complexité a été réduite moyennant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices et par l'application de la transformée de PARK, nous avons développé un modèle d'ordre quatre, est comme on ne peut pas généralement séparer les modes mécaniques et électriques, on a considéré la vitesse de rotation comme un état et non pas comme un paramètre, ce qui arrive à un modèle d'ordre cinq.

Dans un deuxième chapitre on présente les différentes méthodes de mesure de la température et on ensuite on discute la problématique du choix et de positionnement de capteur dans la MAS.

Dans un troisième chapitre, on fait un état de l'art sur la modélisation thermique, en fonction de notre besoin on choisit un modèle thermique et on le couple avec le modèle électromécanique. La résolution de ce système d'équations montre clairement les différentes grandeurs internes de la MAS au régime permanent et transitoire.

Dans un quatrième chapitre c'est bien l'objectif principal est de concevoir un estimateur des grandeurs internes pour la MAS, dans le cadre d'une technique appliquée visant à augmenter les performances dynamiques et la robustesse des actionneurs électriques pour ces machines. C'est la technique du filtre de Kalman étendu.

En fin dans le chapitre 5 nous avons présenté la théorie du RNA et nous avons vu qu'ils étaient capables d'être utilisés pour l'estimation des grandeurs internes et thermique de la MAS.

CHAPITRE 1

GÉNÉRALITÉS & MODÉLISATION DE LA MAS

1.1 - INTRODUCTION

Autour de 1831 Faraday découvrit la loi d'induction électromagnétique et Maxwell formule les lois de l'électricité (équations de Maxwell) environ 1860. La connaissance était mûre pour l'invention de la machine d'induction qui a deux pères : Galilée Ferraris (1885) et Nicola Tesla (1886) [10]. En 1888, TESLA déposa une quantité de brevets pour tout son système polyphasé (générateurs, transformateurs, moteurs synchrones et asynchrones...), en particulier pour un moteur asynchrone à induit en anneau. Le premier moteur asynchrone triphasé fut réalisé par l'Allemand Michael Dolivo-Dobrowolski en 1889 [11]. Comme toutes les machines électriques tournantes, une machine asynchrone est un convertisseur dynamique d'énergie. Elle est réversible, robuste. La machine asynchrone que l'on trouve dans une multitude d'applications est constituée d'un stator et d'un rotor, constitués de tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles on place les enroulements. Le stator est fixe, on y trouve les enroulements reliés à la source. Le rotor est monté sur un axe de rotation. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermés sur eux mêmes en permanence, on définit deux types de rotor : bobiné ou à cage d'écureuil. Dans ce travail, nous allons considérer le cas d'une machine asynchrone à cage d'écureuil [12].

1.2 - UTILITÉ DES MODÈLES

A- Connaissance scientifique

Bien que le mot n'ait pas été utilisé, toute démarche scientifique a toujours tendu à obtenir des « modèles ». Lorsque la complexité des phénomènes (grand nombre de variables) ou leurs complications (relations intriquées, en pratique non linéaires, entre ces variables) augmente l'esprit humain se trouve rapidement limité dans sa capacité à intégrer toutes ces informations et à reconnaître une cohérence ou une stationnarité structurelle invariante dans tous les comportements constatés. Il est donc nécessaire d'avoir recours à une aide méthodologique et à un support matériel approprié (Calculateurs) [13].

L'application première des modèles est en effet d'aider au processus de la découverte scientifique. Notons, de plus, que les techniques modernes de construction (CAO) utilisent fondamentalement des modèles mathématiques décrivant le fonctionnement du processus qu'il s'agit de construire et

dont on cherche à optimiser les paramètres, afin de satisfaire un certain critère de qualité, tout en respectant des contraintes [13].

B- Commande de processus

S'il s'agit de commander un processus simple (réguler le débit D'une vanne par exemple), la modélisation n'est pas nécessaire et Une adaptation locale heuristique d'un régulateur simple suffit largement. En revanche, s'il s'agit d'un processus plus complexe, à plusieurs entrées et sorties (multivariable), où l'on recherche un certain comportement optimal, alors il est beaucoup plus économique et plus sûr de procéder autrement. Cela consiste à établir un modèle du processus à commander puis à concevoir, à l'aide de ce modèle, une simulation du régulateur qui, une fois spécifié et optimisé, sera implanté à coup sûr sur le site. La modélisation est donc là économiquement nécessaire. Les modèles de représentation y sont souvent suffisants [13].

C- Diagnostic

À caractérisation donnée, les paramètres d'un processus objet peuvent jouer le rôle d'identificateur de ce processus et peuvent permettre ainsi de le distinguer d'un autre processus de même caractérisation mais dont les valeurs numériques des paramètres sont différentes.

Le processus de modélisation et d'identification peut alors être interprété comme une technique de réduction de l'information qui donnerait une fiche signalétique d'identité suffisante pour discriminer les objets entre eux [13].

En particulier, si le processus évolue dans le temps soit par vieillissement, soit par usure progressive, les paramètres de son modèle comportemental évoluent également et peuvent inversement être un indicateur qui permet de diagnostiquer l'état du processus à un instant donné (détection précoce de pannes).

Des techniques statistiques de traitement de données appliquées au vecteur des paramètres permettront de formuler un « état de santé » probable du processus qu'il s'agit de surveiller [13].

1.3 - TYPES DE MODÉLISATION

Dans la littérature, nous discernons principalement trois approches concernant la modélisation des machines électriques. En choisissant de les présenter par leur degré de complexités décroissantes, nous avons [16] :

- Ø La modélisation par la Méthode des circuits Electriques magnétiquement couplés (Park).
- Ø La modélisation par réseaux de perméances
- Ø La modélisation par éléments finis.

1.3.1 - Méthode des circuits électriques magnétiquement couplés (Park)

Les inductances propres et mutuelles entre le stator et le rotor de la machine prennent une place importante dans cette méthode de modélisation car elles contiennent la signature des différents phénomènes pouvant apparaître au sein de la machine asynchrone [14]. La modélisation de Park est construite à partir des équations électriques de la machine [15]. Ce modèle fait un certain nombre d'hypothèses simplificatrices. L'induction dans l'entrefer est sinusoïdale, la saturation du circuit magnétique, les pertes fer, les harmoniques d'encoches et d'espaces ne sont pas pris en compte dans la modélisation. Cette approche offre un bon compromis en termes de précision du modèle et de temps de calcul [14]. En raison de la simplicité de la formulation algébrique, ce type d'approche est bien adapté à l'élaboration d'algorithmes de commande [16].

1.3.2 - Méthode de réseaux de perméances

La modélisation par réseaux de perméances permet d'obtenir une meilleure précision avec un coût de calcul inférieur aux modèles basés sur la méthode par éléments finis. Cela consiste à modéliser le circuit magnétique de la machine par un schéma électrique équivalent. La principale difficulté de la modélisation par réseaux de perméances se situe au niveau de la représentation de l'entrefer de la machine. L'erreur de modélisation est très sensible au modèle utilisé pour la perméance d'entrefer. Cette méthode constitue un intermédiaire entre la modélisation de Park et la modélisation par éléments finis. Elle est inadéquate pour la formulation d'une commande mais elle semble très intéressante pour tester la robustesse des algorithmes. En outre, elle peut contribuer à l'estimation des paramètres de la machine [16].

1.3.3 - Méthode des éléments finis

Ce type de modélisation est le plus précis. Hélas, le temps de calcul offert par cette approche est inadmissible dans un contexte de commande de machines électriques [14], [16]. Le circuit magnétique de la machine est découpé en plusieurs éléments de faibles dimensions pour permettre de considérer le matériau magnétique linéaire sur les surfaces correspondantes. L'utilisation des Équations de Maxwell, à partir des formes locales, permet de résoudre le problème. La résolution analytique correspondante est complexe et ne permet de traiter le phénomène de saturation que de façon approchée [14]. Néanmoins, lors d'un dimensionnement ou lors d'une estimation de paramètres de la machine, sa précision justifie son utilisation. Nous pouvons citer Flux 2D, Flux 3D [16] ou encore Maxwell [14]. Le but principal de ces logiciels est, rappelons le, de déterminer la cartographie du champ magnétique présents dans les machines électriques dans l'objectif d'optimiser le dimensionnement de ces dernières [14].

1.3.4 - Conclusions

Tout type de modélisation ne peut se faire sans effectuer quelques hypothèses qui font l'objet de la suite de cette partie. Pour l'élaboration de stratégies de commande, il faut trouver un compromis entre la complexité et la précision de la modélisation. Notre choix s'est dirigé vers le modèle Méthode des circuits Electriques magnétiquement couplés (Park), de plus il ne faut pas oublier notre objectif qui est l'utilisation de filtre de Kalman étendue ce qui impose le formalisme d'état.

Les équations présentées dans l'espace d'état permettent en outre de calculer les performances de la machine en régime permanent à l'aide d'une formulation complexe, ou en régime transitoire à l'aide d'une formulation opérationnelle. Ensuite, les méthodes matricielles d'analyse des machines sont développées et devenues les bases pour les approches de modélisation, de simulation, d'identification, de commande et de diagnostic. Cependant, toutes ces théories qui conduisent à la machine généralisée ont été élaborées sous des hypothèses simplificatrices.

1.4 - MODÉLISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

L'aspect modélisation des machines électriques est très ancien ; il fait débuté au début du vingtième siècle et jusqu'aux ses années trente. Par définition, la modélisation d'un processus ou d'un système physique consiste à prédire sa réponse à une excitation donnée. On recherche donc une relation mathématique ' F ' liant les variables mesurées d'entrée et de sortie [15].

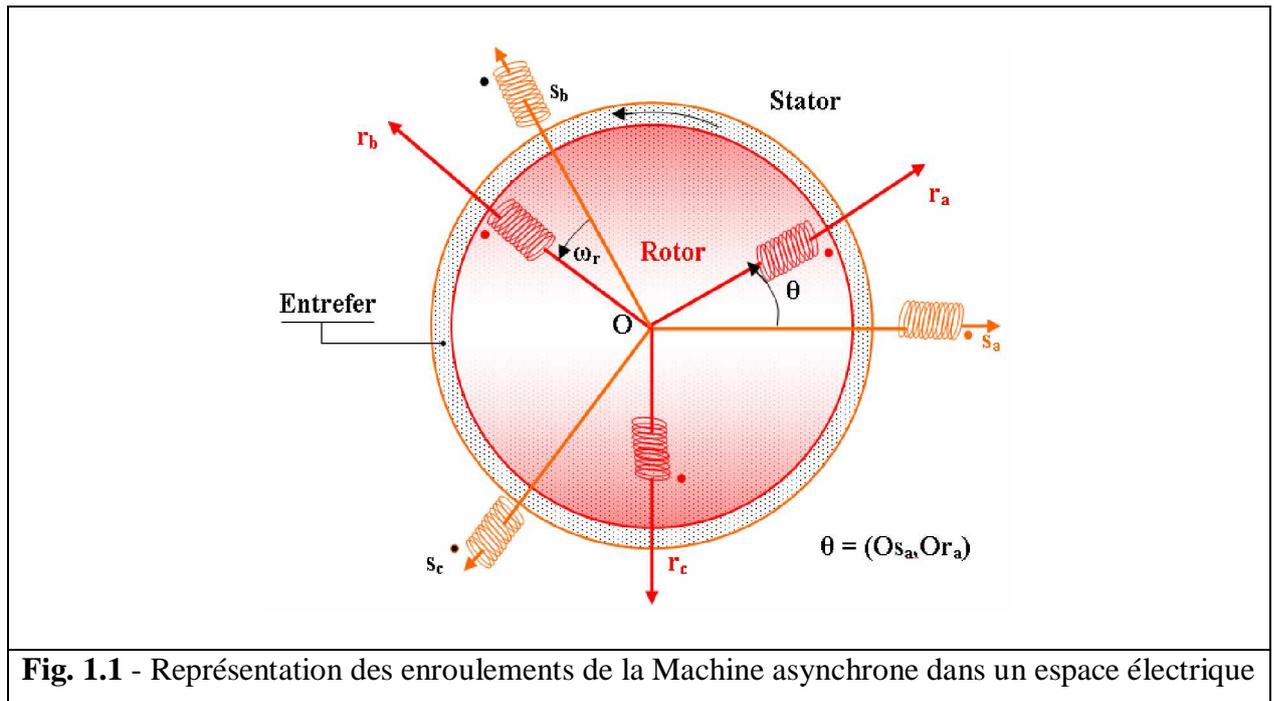
1.4.1 - Hypothèses simplificatrices de départ

Il est évident que le seul modèle exact d'un processus donné est le processus lui-même. Cependant, pour faciliter l'étude et l'analyse, certaines hypothèses sont à supposer [17] :

- Ø Entrefer dans le moteur est constant.
- Ø Effet des encoches est négligeable.
- Ø Distribution spatiale sinusoïdale des forces magnétomotrices dans l'entrefer.
- Ø Circuit magnétique non saturé et, à perméabilité constante (perméabilité relative du fer très grande devant 1) [17]. Cette hypothèse nous a permis d'introduire le concept d'inductance propre et mutuelle entre les bobinages statoriques et rotoriques [14].
- Ø Pertes ferromagnétiques négligeables.
- Ø Influence de l'effet de peau, les effets capacitifs et effets thermique a été négligés dans la construction du modèle de la machine asynchrone à cage d'écureuil.

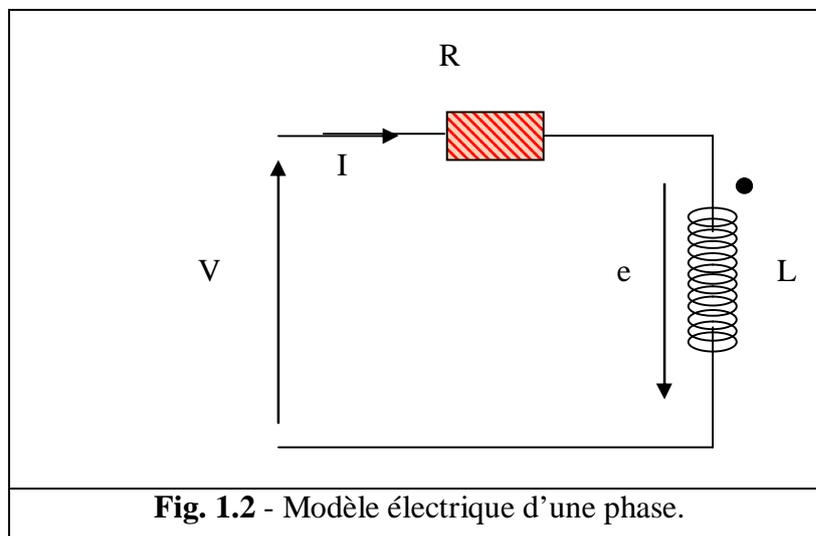
1.4.2 - Représentation et mise en équations de la machine

La structure principale de la machine asynchrone est présentée dans la figure (1.1), où les trois axes statoriques sont décalés entre eux d'un angle $\frac{2\pi}{3}$, ainsi que les axes rotoriques. Un angle θ repère le déphasage entre les axes rotoriques et ceux statoriques, les flux sont comptés positifs selon le sens des axes des enroulements et repérés conventionnellement par le point (o).



1.4.2.1 - Equations générales de la machine

La machine possède six enroulements couplés magnétiquement, chacun d'eux peut être représenté par la figure suivante [18], [17] :



Ce qui nous permet d'écrire l'équation :

$$v = Ri - e = Ri + \frac{d}{dt}(\phi) \quad (1.1)$$

On déduit, ainsi, l'ensemble des équations de la machine.

1.4.2.2 - Equations des tensions

Equations des enroulements statoriques

$$\begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{sa} \\ \phi_{sb} \\ \phi_{sc} \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Equations des enroulements rotoriques (rotor court-circuité sur lui-même)

$$\begin{bmatrix} v_{ra} \\ v_{rb} \\ v_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

1.4.2.3 - Equations du couplage électromagnétique

On désigne par :

l_s : Le coefficient d'inductance propre d'un enroulement statorique.

m_s : Le coefficient d'inductance mutuelle avec chacun des deux autres bobinages statoriques.

m_1, m_2, m_3 : Les coefficients d'inductance mutuelle avec les trois bobinages rotoriques.

Compte tenu du schéma de la figure (1.2), on écrira :

$$\left. \begin{aligned} m_1 &= m_{sr} \cos \theta \\ m_2 &= m_{sr} \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ m_3 &= m_{sr} \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) \end{aligned} \right\} \quad (1.4)$$

Avec m_{sr} représente la valeur maximale des coefficients d'inductance mutuelle stator-rotor obtenue lorsque les axes des bobines en question sont coïncidents.

L'expression du flux total à travers le bobinage statorique 1 sera la suivante :

$$\phi_{s1} = l_s i_{s1} + m_s (i_{s2} + i_{s3}) + m_1 i_{r1} + m_2 i_{r2} + m_3 i_{r3} \quad (1.5)$$

L'écriture matricielle ci-dessous résume les 3 équations de flux statoriques :

$$\begin{bmatrix} \phi_{s1} \\ \phi_{s2} \\ \phi_{s3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s1} \\ i_{s2} \\ i_{s3} \end{bmatrix} + m_{sr} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{r1} \\ i_{r2} \\ i_{r3} \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Pour simplifier, posons :

$$[L_s] = \begin{pmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{pmatrix}, [I_s] = \begin{pmatrix} i_{s1} \\ i_{s2} \\ i_{s3} \end{pmatrix}, [I_r] = \begin{pmatrix} i_{r1} \\ i_{r2} \\ i_{r3} \end{pmatrix} \text{ et } [\phi_s] = \begin{pmatrix} \phi_{s1} \\ \phi_{s2} \\ \phi_{s3} \end{pmatrix}$$

$$[M_{sr}] = m_{sr} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta \end{bmatrix}$$

L'équation (1.6) s'écrit alors :

$$[\phi_s] = [L_s] \cdot [I_s] + [M_{sr}] \cdot [I_r] \quad (1.7)$$

De même pour le rotor :

$$[\phi_r] = [L_r] \cdot [I_r] + [M_{rs}] [I_s] \quad (1.8)$$

Où : $[L_s]$ et $[L_r]$: Matrices inductances propres du stator et du rotor, respectivement.

$[M_{sr}]$, $[M_{rs}]$: Matrices inductances mutuelles entre le stator et le rotor.

On notera que la matrice des mutuelles du rotor $[M_{rs}]$ est obtenue en transposant celle du stator :

$$[M_{rs}] = [M_{sr}]^T$$

Sous une forme plus compacte, les équations (1.7) et (1.8) seront sur la forme :

$$\begin{bmatrix} [\phi_s] \\ [\phi_r] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} [I_s] \\ [I_r] \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

On pose : $[L(\theta)] = \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix}$ La matrice des inductances.

En substituant (1.9) dans (1.2) et (1.3) on tire les équations électriques suivantes :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt} \{ [L_s][I_s] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}][I_r] \} \quad (1.10)$$

$$[V_r] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt} \{ [L_r][I_r] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}]^T [I_s] \} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

1.4.2.4 - Expressions du couple électromagnétique

L'expression du couple électromagnétique, est donnée par [19] :

$$T_e = \frac{1}{2} [I_s \quad I_r] \left(\frac{d}{d\theta} [L(\theta)] \right) \begin{bmatrix} I_s \\ I_r \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Pour les machines asynchrones, et compte tenu des hypothèses simplificatrices, tous les termes des sous matrices $[L_s]$, $[L_r]$ sont constants par rapport à θ , d'où la forme du couple électromagnétique devient :

$$T_e = \frac{1}{2} [I_s \quad I_r] \left(\frac{d}{d\theta} [M_{sr}] \right) \begin{bmatrix} I_s \\ I_r \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

L'application de la relation fondamentale de dynamique permet d'écrire :

$$\frac{d}{dt} (\omega_r) = \frac{p}{J} (T_e - T_m) \quad (1.14)$$

$$\text{La vitesse rotorique réelle est : } \omega = \frac{d\theta}{dt} \quad (1.15)$$

Et puisque : $\theta_r = p\theta$ et $\omega_r = p\omega$ alors : $\omega_r = \frac{d}{dt} (\theta_r)$ Où :

T_e : représente le couple électromagnétique du moteur.

T_m : la somme des couples résistants sur l'arbre.

J : le moment d'inertie de l'ensemble des parties tournantes.

P : le nombre de paires de pôles du champ électromagnétique.

θ : l'angle mécanique (la position du rotor par rapport au stator).

θ_r : l'angle électrique (la position du champ électromagnétique tournant).

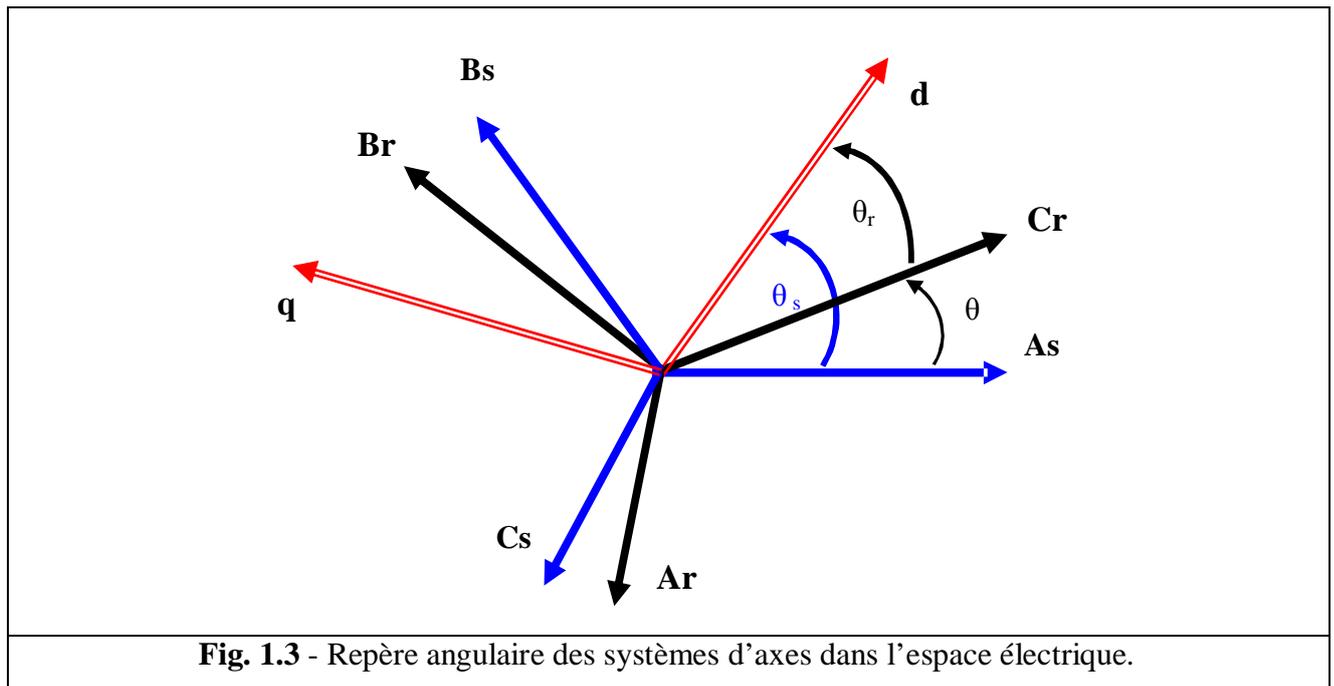
ω : vitesse de rotation.

ω_r : vitesse de glissement du champ par rapport au stator.

Cependant, on remarque que le système constitué par les équations de (1.10) à (1.13) est fonction de θ , donc c'est un système non linéaire d'équations différentielles à coefficients non constants.

1.4.3 - Transformation de Park

Pour rendre les coefficients du système d'équations de la machine indépendants de θ , on applique la transformation de *Park* qui conduit à un système d'équations différentielles à coefficients constants, cette transformation technique nous permet d'analyser et de commander les machines électriques, en rapportant aux courants, tensions et flux, un changement de variables faisant intervenir l'angle entre l'axe des enroulements et les axes 'd' et 'q'.



La matrice de Transformation de *Park* et son inverse sont données, respectivement, par les équations (1.16) et (1.17) suivantes [18], [17], [19].

En notant : $[K(\theta_r)]$ La matrice concernant la transformée des composantes rotoriques.

$[K(\theta_s)]$ La matrice concernant la transformée des composantes statoriques.

Pour les courants : $i_{dqo} = [K] i_{abc}$

Pour les tensions : $V_{dqo} = [K] V_{abc}$

Et pour les flux : $\phi_{dqo} = [K] \phi_{abc}$

$$[K] = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

$$[K]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 1 \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \end{bmatrix} \quad (1.17)$$

$\theta = \theta_s$ pour les grandeurs statorique et $\theta = \theta_r$ pour les grandeurs rotorique.

1.4.3.1 - Application de la transformée de Park à la machine asynchrone

Les équations (1.2) et (1.3) sont généralisées par l'équation matricielle suivante :

$$[V] = [R][I] + \left(\frac{d}{dt}\right)[\phi] \quad (1.18)$$

En appliquant la transformée de Park à l'équation (1.18) précédente, on trouve :

$$[K]^{-1}[V_{dqo}] = [R][K]^{-1}[i_{dqo}] + \left(\frac{d}{dt}\right)\left[[K]^{-1}[\phi_{dqo}]\right]$$

En multipliant à gauche par $[K]$:

$$[V_{dqo}] = [R][i_{dqo}] + \left(\frac{d}{dt}\right)[\phi_{dqo}] + [K]\left(\frac{d}{dt}\left([K]^{-1}\right)\right)[\phi_{dqo}] \quad (1.19)$$

Par développant mathématique on a :

$$[K]\left(\frac{d}{dt}\left([K]^{-1}\right)\right) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \left(\frac{d\theta}{dt}\right) \quad (1.20)$$

Par substitution de l'équation (1.20) dans l'équation (1.19) et après simplifications on obtient un système d'équations représentant le modèle électrique pour les enroulements diphasés équivalents :

$$\begin{aligned}
V_d &= R i_d + \frac{d}{dt}(\phi_d) - \frac{d}{dt}(\theta) \phi_q \\
V_q &= R i_q + \frac{d}{dt}(\phi_q) + \frac{d}{dt}(\theta) \phi_d \\
V_o &= R i_o + \frac{d}{dt} \phi_o
\end{aligned} \tag{1.21}$$

La composante homopolaire du système (1.21), est nulle, si on considère que le système (abc) est équilibré. Et d'ici on tire les équations de tension suivantes :

$$\begin{aligned}
V_{ds} &= R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \phi_{ds} - \frac{d}{dt} \theta_s \phi_{qs} \\
V_{qs} &= R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \phi_{qs} + \frac{d}{dt} \theta_s \phi_{ds} \\
V_{dr} &= R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr} - \frac{d}{dt} \theta_r \phi_{qr} = 0 \\
V_{qr} &= R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \phi_{qr} + \frac{d}{dt} \theta_r \phi_{dr} = 0
\end{aligned} \tag{1.22}$$

On notera le couplage de V_{ds} avec ϕ_{qs} et V_{qs} avec ϕ_{ds} , et de même pour les grandeurs rotoriques.

On applique aussi la transformée de Park pour établir les relations entre les flux des axes (dqo) et ceux des axes (abc).

$$\begin{aligned}
[\phi_{sdqo}] &= [K(\theta_s)] [\phi_{sabc}] \\
[\phi_{rdqo}] &= [K(\theta_r)] [\phi_{rabc}]
\end{aligned} \tag{1.23}$$

Les expressions des flux (1.7) et (1.8) deviennent alors :

Au stator:

$$[\phi_{sdqo}] = [K(\theta_s)] \{ [L_s] [i_{sabc}] + [M_{sr}] [i_{rabc}] \} \tag{1.24}$$

$$\Rightarrow [\Phi_{sdp}] = [K(\theta_s)] [L_s] [K(\theta_s)]^{-1} [i_{sdp}] + [K(\theta_s)] [M_{sr}] [K(\theta_s)]^{-1} [i_{rdp}] \tag{1.25}$$

Au rotor :

$$[\phi_{rdqo}] = [K(\theta_r)] \{ [L_r] [i_{rabc}] + [M_{sr}]^T [i_{sabc}] \} \tag{1.26}$$

$$= [K(\theta_r)] [L_r] [K(\theta_r)]^{-1} [i_{rdp}] + [K(\theta_r)] [M_{sr}]^T [K(\theta_s)]^{-1} [i_{sdp}] \tag{1.27}$$

Après des manipulations sur les équations (1.25) et (1.27) nous arrivons au système suivant :

$$\begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{os} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \\ \phi_{or} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_s - m_s & 0 & 0 & \frac{3}{2}m_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & l_s - m_s & 0 & 0 & \frac{3}{2}m_{sr} & 0 \\ 0 & 0 & l_s + 2m_s & 0 & 0 & 0 \\ \frac{3}{2}m_{sr} & 0 & 0 & l_r - m_r & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}m_{sr} & 0 & 0 & l_r - m_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & l_r + 2m_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{os} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{or} \end{bmatrix} \quad (1.28)$$

On constate que les éléments du système (1.28), sont indépendants de θ , et leur nombre est réduit jusqu'à cinq éléments :

$L_1 = l_s - m_s$: Inductance cyclique statorique.

$L_2 = l_r - m_r$: Inductance cyclique rotorique.

$L_m = \frac{3}{2}m_{sr}$: Inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor.

$L_{os} = l_s + 2m_s$: Inductance homopolaire statorique.

$L_{or} = l_r + 2m_r$: Inductance homopolaire rotorique.

La somme des courants dans le stator est nulle, suivant le mode d'alimentation, et à la structure des enroulements du rotor, donc les composantes d'indice (o) sont éliminées, et le modèle (1.28) devient :

$$\begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_1 & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_1 & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_2 & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (1.29)$$

En remplaçant les équations des flux de (1.29) dans le système (1.22), on trouve les équations électriques de la machine dans le repère d'axes (dq).

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_{dr} \\ V_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 + L_1 \frac{d}{dt} & -L_1 \frac{d}{dt} \theta_s & L_m \frac{d}{dt} & -L_m \frac{d}{dt} \theta_s \\ L_1 \frac{d}{dt} \theta_s & R_1 + L_1 \frac{d}{dt} & L_m \frac{d}{dt} \theta_s & L_m \frac{d}{dt} \\ L_m \frac{d}{dt} & -L_m \frac{d}{dt} \theta_r & R_2 + L_2 \frac{d}{dt} & -L_2 \frac{d}{dt} \theta_r \\ L_m \frac{d}{dt} \theta_r & L_m \frac{d}{dt} & L_2 \frac{d}{dt} \theta_r & R_2 + L_2 \frac{d}{dt} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (1.30)$$

Le rotor étant court-circuité donc $V_{dr} = V_{qr} = 0$, $\frac{d}{dt}\theta_r = \omega_s - \omega$ donc (1.30) devient alors :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 + L_1 \frac{d}{dt} & -\omega_s L_1 & L_m \frac{d}{dt} & -\omega_s L_m \\ \omega_s L_1 & R_1 + L_1 \frac{d}{dt} & \omega_s L_m & L_m \frac{d}{dt} \\ L_m \frac{d}{dt} & -(\omega_s - \omega) L_m & R_2 + L_2 \frac{d}{dt} & -(\omega_s - \omega) L_2 \\ (\omega_s - \omega) L_m & L_m \frac{d}{dt} & (\omega_s - \omega) L_2 & R_2 + L_2 \frac{d}{dt} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (1.31)$$

Avec : $\omega_r = \omega_s - \omega$ Et l'équation du couple électromagnétique devient alors [17], [20] :

$$T_e = p L_m (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \quad (1.32)$$

Les équations (1.31) et (1.32) représentent le modèle mathématique de la machine à étudier.

1.4.3.2 - Mise sous forme d'équations différentielles

Le comportement des circuits électromagnétiques de la machine à induction est décrit par un système d'équations différentielles non linéaires à coefficients constants dans le repère de Park (dq). Dans un repère quadratique (dq), et de l'équation (1.29) les flux sont liés aux courants par les équations [17], [20] :

$$\begin{aligned} \phi_{ds} &= L_1 i_{ds} + L_m i_{dr} \\ \phi_{qs} &= L_1 i_{qs} + L_m i_{qr} \\ \phi_{dr} &= L_2 i_{dr} + L_m i_{ds} \\ \phi_{qr} &= L_2 i_{qr} + L_m i_{qs} \end{aligned} \quad (1.33)$$

Et le flux magnétisant :

$$\phi_m = \phi_s - L_s I_s \quad (1.34)$$

$$\text{Avec : } \phi_s = \begin{bmatrix} \phi_{ds} \\ \phi_{qs} \end{bmatrix} \text{ et } I_s = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}.$$

A partir de ces équations, on peut déduire les expressions des courants en fonction des flux :

$$\begin{aligned}
i_{ds} &= \frac{1}{\sigma L_1} \phi_{ds} - \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \phi_{dr} \\
i_{qs} &= \frac{1}{\sigma L_1} \phi_{qs} - \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \phi_{qr} \\
i_{dr} &= \frac{1}{\sigma L_2} \phi_{dr} - \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \phi_{ds} \\
i_{qr} &= \frac{1}{\sigma L_2} \phi_{qr} - \frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \phi_{qs}
\end{aligned} \tag{1.35}$$

Avec $\sigma = 1 - \left(\frac{L_m^2}{L_s L_r} \right)$: c'est le coefficient de dispersion

De l'équation (1.22) on obtient les équations décrivant l'évolution des flux sont :

$$\begin{aligned}
\frac{d\phi_{ds}}{dt} &= -R_1 i_{ds} + \left(\frac{d\theta_s}{dt} \right) \phi_{qs} + v_{ds} \\
\frac{d\phi_{qs}}{dt} &= -R_1 i_{qs} - \left(\frac{d\theta_s}{dt} \right) \phi_{ds} + v_{qs} \\
\frac{d\phi_{dr}}{dt} &= -R_2 i_{dr} + \left(\frac{d\theta_r}{dt} \right) \phi_{qr} \\
\frac{d\phi_{qr}}{dt} &= -R_2 i_{qr} - \left(\frac{d\theta_r}{dt} \right) \phi_{dr}
\end{aligned} \tag{1.36}$$

En remplaçant (1.35) dans (1.36), on trouve des équations qui ne comportent que des flux :

$$\begin{aligned}
\frac{d\phi_{ds}}{dt} &= -R_1 \left(\frac{1}{\sigma L_1} \right) \phi_{ds} + \left(\frac{d\theta_s}{dt} \right) \phi_{qs} + R_1 \left[\frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \right] \phi_{dr} + v_{ds} \\
\frac{d\phi_{qs}}{dt} &= -R_1 \left(\frac{1}{\sigma L_1} \right) \phi_{qs} - \left(\frac{d\theta_s}{dt} \right) \phi_{ds} + R_1 \left[\frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \right] \phi_{qr} + v_{qs} \\
\frac{d\phi_{dr}}{dt} &= -R_2 \left(\frac{1}{\sigma L_2} \right) \phi_{dr} + \left(\frac{d\theta_r}{dt} \right) \phi_{qr} + R_2 \left[\frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \right] \phi_{ds} \\
\frac{d\phi_{qr}}{dt} &= -R_2 \left(\frac{1}{\sigma L_2} \right) \phi_{qr} - \left(\frac{d\theta_r}{dt} \right) \phi_{dr} + R_2 \left[\frac{1-\sigma}{\sigma L_m} \right] \phi_{qs}
\end{aligned} \tag{1.37}$$

On choisit le repère le mieux approprié pour représenter le flux considéré [20]

Dans un repère lié au stator : $\frac{d\theta_s}{dt} = 0$ et $\frac{d\theta_r}{dt} = -\omega$

Dans un repère lié au rotor : $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega$ et $\frac{d\theta_r}{dt} = 0$

Dans un repère lié au champ tournant : $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s$ et $\frac{d\theta_r}{dt} = -\omega_r$

1.5 - MODÈLE D'ÉTAT CONTINU

On sait bien que la température est une fonction du courant donc, il faut que les courants soit des variables d'état, pour construire se modèle on remplace l'équation (1.29) dan le system d'équation (1.22) avec [9] :

$$\frac{d}{dt}\theta_s = 0 \quad et \quad \frac{d}{dt}\theta_r = -\omega_r \quad \text{On trouve :}$$

$$v_{ds} = R_1 i_{ds} + L_1 p i_{ds} + L_m p i_{dr} \quad (1.38)$$

$$v_{qs} = R_1 i_{qs} + L_1 p i_{qs} + L_m p i_{qr} \quad (1.39)$$

$$0 = R_2 i_{dr} + L_2 \frac{d}{dt} i_{dr} + L_2 \omega_r i_{qr} + L_m \omega_r i_{qs} + L_m \frac{d}{dt} i_{ds} \quad (1.40)$$

$$0 = R_2 i_{qr} + L_2 p i_{qr} - L_2 \omega_r \frac{d}{dt} i_{dr} - L_m \omega_r i_{ds} + L_m \frac{d}{dt} i_{qs} \quad (1.41)$$

Ce qui peut être réarrangé dans d'espace d'état sur le format [9] :

$$p \delta^* i_{ds} = -R_1 L_2 i_{ds} + L_m^2 \omega_r i_{qs} + R_2 L_m i_{dr} + L_2 L_m \omega_r i_{qr} + L_2 V_{ds} \quad (1.42)$$

$$p \delta^* i_{qs} = -L_m^2 \omega_r i_{ds} - R_1 L_2 i_{qs} - L_2 L_m \omega_r i_{dr} + R_2 L_m \omega_r i_{qr} + L_m V_{qs} \quad (1.43)$$

$$p \delta^* i_{dr} = R_1 L_m i_{ds} - L_1 L_m \omega_r i_{qs} - R_2 L_1 i_{dr} - L_1 L_2 \omega_r i_{qr} + L_m V_{ds} \quad (1.44)$$

$$p \delta^* i_{qr} = -L_1 L_m \omega_r i_{ds} - R_1 L_2 i_{qs} - L_1 L_2 \omega_r i_{dr} + R_2 L_1 i_{qr} + L_m V_{ds} \quad (1.45)$$

$$\text{Où : } \delta^* = L_1 L_2 - L_m^2$$

L'équation du couple est donnée par :

$$T_e = b \omega_r + j p \omega_r + T_m \quad (1.46)$$

Dans ce cas le couple électromagnétique du moteur T_e peut être représenté dans la limite des composants courants statorique et de rotor :

$$T_e = PL_m (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \quad (1.47)$$

Depuis les équations (1.46), (1.47) l'équation de la vitesse devient :

$$p \omega_r = PL_m (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) - \frac{b}{j} \omega_r + \frac{T_m}{j} \quad (1.48)$$

Ou :

P : nombre de pair de pôle.

b : coefficient de frottement visqueux.

Donc :

$$\text{Entrée : } U = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix}, \text{ sortie : } Y = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}, \text{ variable d'état : } X = [i_{ds} \ i_{qs} \ i_{dr} \ i_{qr}]^T$$

A partir des équations (1.42) à (1.45), on obtient alors le modèle d'état ci-dessous.

La présence de la vitesse mécanique ω_r dans la matrice A rend le modèle non stationnaire.

$$\begin{cases} \frac{dX}{dt} = AX + BU \\ Y = CX \end{cases} \quad (1.49)$$

$$\text{Avec : } \delta = \frac{1}{\delta^*}$$

$$A = \begin{bmatrix} -\delta R_1 L_2 & \delta R_2 L_m & \delta L_2 L_m \omega_r & \delta L_m^2 \omega_r \\ -\delta L_m^2 \omega_r & -\delta L_2 L_m \omega_r & \delta R_2 L_m \omega_r & -\delta R_1 L_2 \\ \delta R_1 L_m & -\delta R_2 L_1 & -\delta L_1 L_2 \omega_r & -\delta L_1 L_m \omega_r \\ -\delta L_1 L_m \omega_r & -\delta L_1 L_2 \omega_r & \delta R_2 L_1 & -\delta R_1 L_2 \end{bmatrix} \quad (1.50)$$

$$B = \begin{bmatrix} \delta L_2 & 0 \\ 0 & \delta L_m \\ \delta L_m & 0 \\ 0 & \delta L_m \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.51)$$

$$\text{Avec : } \delta^* = 1/(L_1 L_2 - L_m^2), \quad \omega_r = p \omega$$

1.6 - SÉPARATION DES MODES ÉLECTRIQUES & MÉCANIQUES

Le modèle précédent d'ordre quatre est valable, si la séparation entre les modes électriques et les modes mécaniques était possible, en d'autres mots, les modes mécaniques peuvent être très lents par rapport aux modes électriques, cette opportunité arrive, quand les paramètres électriques [21] les plus grandes sont beaucoup plus petites que celles mécaniques. (Au moins un rapport de 20).

Cependant, dans certains types de machines cette séparation des modes électriques et mécaniques n'est pas possible, alors le modèle doit être augmenté au cinquième ordre où la vitesse est considérée comme un état et non pas comme un paramètre [22].

A partir du modèle, (1.49) et de l'équation (1.48) on obtient le modèle d'ordre cinq qui est non linéaire (puisque'il fait intervenir des produits entre variables d'états) :

$$\begin{bmatrix} p\delta i_{ds} \\ p\delta i_{qs} \\ p\delta i_{dr} \\ p\delta i_{qr} \\ p\omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -R_1 L_2 i_{ds} + L_m^2 \omega_r i_{qs} + R_2 L_m i_{dr} + L_2 L_m \omega_r i_{qr} \\ -L_m^2 \omega_r i_{ds} - R_1 L_2 i_{qs} - L_2 L_m \omega_r i_{dr} + R_2 L_m \omega_r i_{qr} \\ R_1 L_m i_{ds} - L_1 L_m \omega_r i_{qs} - R_2 L_1 i_{dr} - L_1 L_2 \omega_r i_{qr} \\ -L_1 L_m \omega_r i_{ds} - R_1 L_2 i_{qs} - L_1 L_2 \omega_r i_{dr} + R_2 L_1 i_{qr} \\ p_n L_m (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) - \frac{b}{j} \omega_r + \frac{T_L}{j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_2 & 0 \\ 0 & L_m \\ L_m & 0 \\ 0 & L_m \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} \quad (1.52)$$

1.7 - CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons établi un modèle mathématique de la machine asynchrone dont la complexité a été réduite sous l'effet de certain nombre d'hypothèses simplificatrices.

Dans ce choix de structure, nous devons respecter la présence de ces deux procédures :

- une analyse physique conventionnelle du processus.
- l'expérience et le résultat qualitatif de tests simples.

La description d'état de la machine asynchrone est facilitée par l'emploi, des calculs matricielle, ce modèle de Park est caractérisé par un système d'axe en quadrature indicé (d) axe directe, et (q) axe transversale, ce dernier en avance de $(\pi/2)$ par rapport à l'axe directe, et l'axe (o) qui est perpendiculaire au plan (odq) [15].

L'efficacité de l'optimisation est liée au choix du modèle requis sur lequel repose les calculs. Cependant, la pertinence d'une approche peut être obérée par la mauvaise qualité de l'estimation des paramètres de la machine électrique [9].

L'utilisation de nouvelles formes de commande pour les machines à courant alternatif se traduit par l'apparition d'un nouveau type de contraintes sur les matériaux de l'isolation statorique et rotorique si bien que les contraintes thermiques. L'étude de leur comportement sous l'action de ce type de contraintes revêt un intérêt tout particulier pour la validation et la stabilité de ces systèmes dans le temps [3].

CHAPITRE 2

MESURE DE LA TEMPÉRATURE DANS LES ME

2.1 - INTRODUCTION

La science tente d'expliquer et de décrire rationnellement les phénomènes naturels que nous percevons par nos sens. Communément, la notion de température nous apparaît avec celle de chaud et de froid. Les premiers « thermoscopes » étaient d'ailleurs gradués en domaines « très chaud, chaud, tempéré, froid, très froid ».

En thermodynamique, la température fut introduite en 1824 avec la notion de machine thermique parfaite décrite par un cycle de Carnot, où un rapport de températures est défini par un rapport d'énergies. La thermodynamique abstraite, que l'on peut déduire des principes, décrit avec élégance les phénomènes mais ne les explique pas ; la structure de la matière elle-même peut être ignorée.

La physique statistique a une démarche différente et fait apparaître certaines grandeurs, telles qu'énergie et entropie, de manière plus concrète. En physique statistique, la température thermodynamique T n'intervient que sous la forme du produit kT (k constante de Boltzmann). C'est un paramètre d'essence purement mathématique, permettant de décrire la distribution de l'énergie thermique parmi les différents degrés de liberté associés au système étudié.

La température est une grandeur intensive, c'est-à-dire qu'elle traduit un « état » du système étudié au même titre qu'une tension électrique, une altitude, un potentiel chimique, etc. On peut comparer les valeurs d'une grandeur intensive de deux systèmes, mais on ne peut pas en faire la somme [23].

Maintenant que nos besoins sont définis (quantifie la température), il est possible de réaliser un état de l'art de la thermique dans les machines électriques. Ce sera l'objet de ce chapitre. Celle-ci traitera de l'isolation électrique afin de déterminer les contraintes liées à la température dans une machine, ensuite on traitera la solution proposée par les constructeurs mais les récentes publications disent que ce n'est pas suffisant tel que les travaux de J.T. Boys ; et pour ceci nous amènera à différentes méthodes de mesure de température. Enfin, on traitera la problématique du choix et du positionnement des capteurs.

2.2 - ÉTAT DE L'ART

2.2.1 - Effets de la température dans les machines tournantes

De manière générale, la machine électrique est un ensemble mécanique complexe, du point de vue des nombreux phénomènes qu'elle met en jeu au sein des différents matériaux qui la constituent. Pour l'électricien, les phénomènes thermiques sont, finalement, peu connus. On sait, tout au plus, que la machine est soumise aux échauffements dus aux pertes Joule, aux pertes fer, aux frottements au niveau des paliers et des collecteurs. Aussi, généralement, on s'inquiète simplement du positionnement par rapport à la température limite définie par la classe thermique d'isolation. En approfondissant la question, on entrevoit les problématiques thermiques comme celles des températures locales, globales ou encore celles d'éventuels points chauds. Aussi, dans l'objectif de l'instrumentation du banc d'essais, il a été nécessaire d'approfondir nos connaissances concernant les phénomènes thermiques dans les machines électriques. Ceux-ci se traduisent, avant tout, par un vieillissement physique des matériaux isolants [2], [24].

L'effet normal du vieillissement thermique est de rendre le système d'isolation vulnérable pour les autres facteurs et effets qui actuellement produisent des défaillances. Une fois que l'isolation perd ses performances physiques, elle ne pourra plus résister aux différents effets diélectriques, mécaniques et environnementaux [25].

Parmi les causes de défaut thermiques on cite [25] :

Ø au niveau du stator

- Les variations de la tension
- Les déséquilibres dans les tensions de phase
- Le grand appel de courant au démarrage
- Les surcharges et La mauvaise ventilation.

Ø au niveau du rotor

- Ventilation insuffisante.
- Mauvaise installation de la machine et de sa charge.
- Déséquilibre des tensions de phase.
- Effet de peau qui cause des différentiels de température au niveau des barres rotoriques.
- Mauvaise position de l'arbre de la machine par rapport au noyau rotorique, ce qui cause des vibrations.
- Variation de l'isolation des barres rotoriques.

2.2.1.1 - Isolation dans les machines tournantes

Les isolants ou diélectriques sont des matériaux ayant une résistivité très élevée : 10^8 à 10^{16} $\Omega.m$, car ils contiennent très peu d'électrons libres [26]. Les pertes d'énergie électriques et mécaniques dans les machines électriques se produisent par la transformation de ses formes en énergie thermique, ce qui chauffe certaines parties de la machine. Pour assurer la fiabilité des machines électriques, l'échauffement des différentes parties de la machine doit être limité [27].

TAB. 2.1 - Classe et Constitution des isolants [27]

Classe	Température limite [°C]	Constitution
y	90	Fibreux en cellulose et soie imprégnés et plongée dans un isolant liquide.
A	105	Fibreux en cellulose ou soie imprégnés, ou plongés dans un isolant liquide.
E	120	Pellicules organiques synthétisables
B	130	à base de mica, et de fibre de verre utilisés avec des liants organiques.
F	155	à base de mica, et de fibre de verre combinés avec des liants et des compositions d'imprégnation synthétique.
H	180	à base de mica et de fibre de verre utilisés en combinaison avec les silicones.
C	Plus de 180	Le mica, les céramiques, le verre, quartz utilisé sans liants organiques.

La tâche la plus difficile et la plus importante est d'assurer la bonne tenue de l'isolation des enroulements ; pour cette raison la charge admissible d'une machine est déterminée tout d'abord par la température admissible des isolants utilisés. Tableau (2.1) [27].

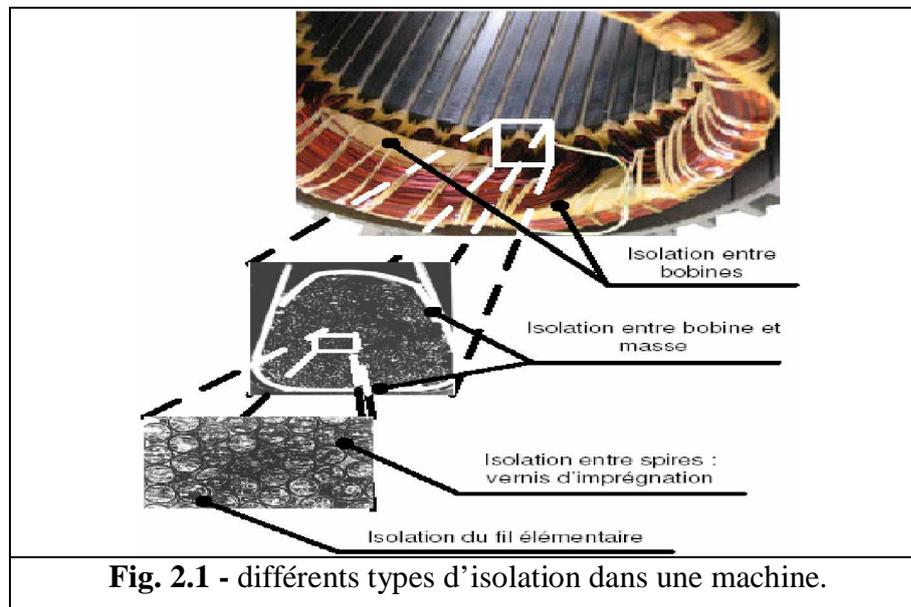
L'isolation électrique est indispensable à plusieurs niveaux au sein d'une machine tournante [5], [28] (fig.2.1) :

- Isolation du fil élémentaire.
- Isolation éventuelle entre spires par un vernis d'imprégnation dans la bobine.
- Isolation entre bobine et masse dans l'encoche par le même vernis d'imprégnation ou un autre type de matériau.
- Isolation entre bobines au sein d'une encoche ou au niveau des têtes de bobine.

Chacun de ces types d'isolation présente un cahier des charges distinct, des points de vue des contraintes diélectrique, mécanique et thermique. Ainsi, par exemple, l'isolation entre bobine et masse est soumise à la tension d'alimentation ; elle doit fortement dissiper l'énergie calorifique vers

la carcasse et enfin, par son placement, elle est en contact avec le fond d'encoche linéaire et avec les tôles magnétiques abrasives [2].

Du fait de ces différences au niveau du cahier des charges, les matériaux utilisés varient selon le type d'isolation auquel ils sont destinés. Cependant, du fait des contraintes de mise en œuvre et de fonctionnement, seuls les matériaux de type organique sont utilisables par les constructeurs [29].



2.2.1.2 - Action de la température sur les matériaux isolants

En fonction des matériaux utilisés pour la fonction d'isolation dans les machines, on peut définir la température maximale admissible au sein de la machine (Tab.2.2). En effet, la contrainte thermique sur les isolants est le facteur le plus limitatif au sein de la machine. Une hausse de température, au-delà du seuil critique de stabilité des isolants (choc thermique), aurait un effet catalyseur irréversible sur les matériaux : ceux-ci entameraient une nouvelle réaction chimique qui les dégraderait [29]. L'augmentation de la température qui s'ensuit entraîne la destruction en cascade des isolants et par effet cumulatif, la destruction complète de la machine [25].

Généralement, ces chocs thermiques n'ont pas une durée suffisante pour altérer, de manière appréciable, les matériaux et pour générer un vieillissement mesurable. Cependant, ils sont à la source, à long terme, de fissurations dans les matériaux solides, du ramollissement des isolations thermoplastiques avec des déformations définitives sources de claquage rapide, et de bulles gazeuses dans les isolations imprégnées de liquides entraînant des décharges partielles [2]. Pour quantifier ce vieillissement, on cite généralement la loi d'Arrhenius qui spécifie qu'une hausse de 10°C au delà de la température maximale de fonctionnement se traduit par une diminution de moitié de la durée de vie de la machine [2], [25], [24] et [30].

Ces conditions extrêmes, génératrices de chocs thermiques, peuvent être rencontrées dans le cas de régimes transitoires ou permanents en surcharge ou à rotor bloqué. Lors de transitoires en surcharge, par exemple, le courant étant 2 à 10 fois plus élevé que le courant nominal à pleine charge, le stator d'une machine de faible puissance (quelques kW) atteint sa température limite en quelques secondes car la puissance calorifique générée au sein des bobinages est proportionnelle à la fréquence et au carré de l'amplitude du courant [31]. De même, le fonctionnement transitoire à rotor bloqué génère des hausses de température extrêmes [32], dont on peut voir les courbes pour un simple essai de 10 secondes dans [33], [34].

De manière générale, en régimes transitoire et permanent, la température limite est atteinte au stator avant le rotor (*voir simulation*), dans le cas des machines de faible puissance (<37 kW) [35], [31]. Pour les machines plus puissantes (>74 kW), la machine est limitée par la température stator, en régime de surcharge permanent, et par la température rotor, en régime de surcharge transitoire [35], [31]. De point de vue constructeur, on précise juste la durée et l'intensité des courts circuits admissibles à la source de ces chocs thermiques [2].

Du fait de cette limitation importante, il a été nécessaire de définir des classes thermiques. Celles-ci sont le fruit de l'évaluation, sur l'expérience en service et sur les essais fonctionnels, des températures maximales admissibles [2].

Il existe une température limite supportable pour chaque type d'isolant. On sépare ceux-ci en classes normalisées et repérées par une lettre (Tab.2.2) [24].

TAB. 2.2 - Classes thermiques des systèmes d'isolation [2].

Classe thermique	Y	A	E	B	F	H	200
Température maximale (°C)	90	105	130	120	155	180	200

A ces températures limite θ_l correspond un échauffement moyen noté θ_{moy} défini comme l'augmentation moyenne de la température au-dessus de la température ambiante (généralement normalisée à 40°C). Pour une machine, cet échauffement correspond à celui de ses enroulements, calculé à partir de la mesure de la résistance de ceux-ci [24].

TAB. 2.3 - Température limite normalisée et échauffement moyen pour les différentes classes de la machine [24], [30].

Classes thermique	A	B	F	H	C
θ_l °C	105	130	155	<180	≤180
θ_{moy} °C	60	80	105	<120	≤120

On peut constater que $\theta_{moy} + 40 < \theta_1$. L'écart croissant avec θ_1 tient compte d'éventuels points chauds des enroulements que la méthode ne peut déceler [24].

Les classes standards couramment utilisées par les constructeurs sont les classes A, B et F. Il ne faut pas négliger, dans le tableau (2.3), le fait que la température ambiante influe, de manière évidente, sur la puissance de fonctionnement : avec une température finale identique, un moteur fonctionnant dans une enceinte de température élevée fournira une puissance moindre. Enfin, le tableau (2.3) peut être exploité de différentes manières, en insérant notamment une marge de sécurité : [36] propose, ainsi, un fonctionnement, pour la classe F, basé sur une température ambiante de 40°C, autorisant une élévation de température de 105°C tout en conservant une marge de sécurité de 10°C [24].

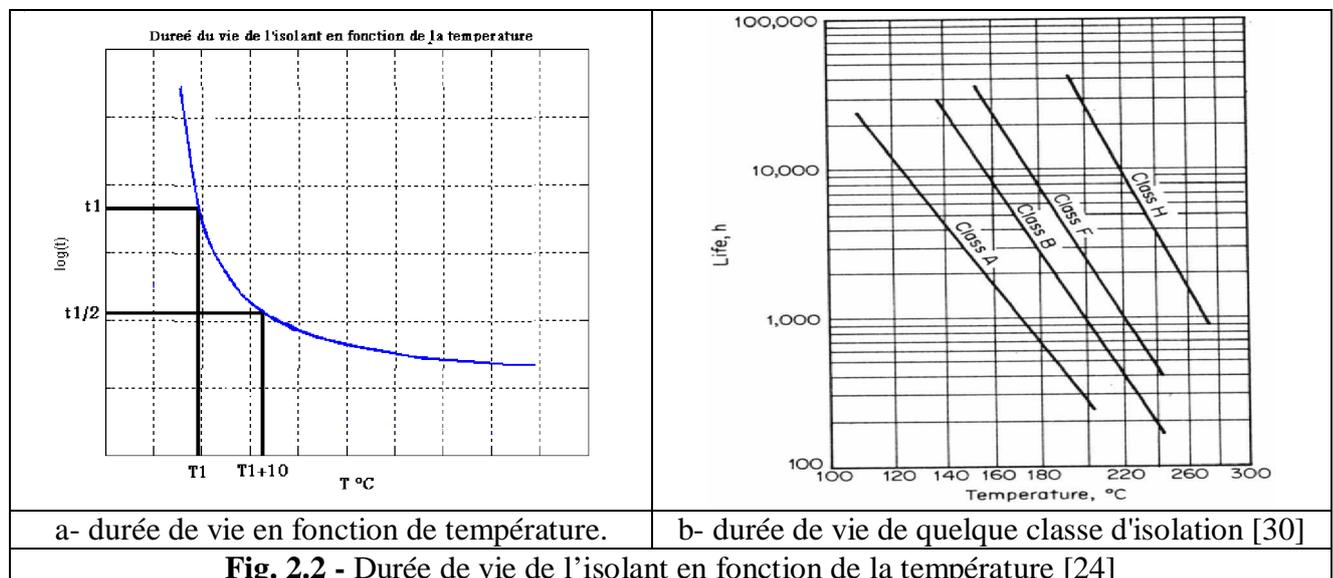
La tenue dans le temps et donc la durée de vie des isolants (égale à celle de la machine), est fortement conditionnée par la tension électrique et par les contraintes vibratoires mécaniques qui dégradent sa texture mais aussi par sa température de fonctionnement. Un échauffement élevé vieillit rapidement les isolants. Le vieillissement correspond à une réaction chimique d'oxydation qui dégrade l'isolant à une vitesse liée à sa température selon la **loi d'Arrhenius**, une étude très fine sur le vieillissement thermique des isolants dans [37].

L'effet de la température sur les isolants électriques a été examiné en 1930 par W.M.Montsinger qui a présenté une formule empirique décrivant la réduction de la durée de vie de moitié pour un accroissement de 8°C de la température (règle de 8°C) du papier utilisé comme isolant dans les transformateurs [37].

La durée de vie t de l'isolant, caractérisée par un seuil de dégradation normalisé, est donnée en fonction de la température absolue à laquelle ce seuil apparaît [30], [24] comme suite :

$$\text{Log } t = \frac{a}{T} + b \quad (2.1)$$

Où a et b sont des constantes du matériau.



Pour conclure cette partie sur le vieillissement des isolants, de manière générale, en dehors du phénomène extrême de choc thermique, les matériaux isolants, en tant que substances organiques, vont subir des dégradations progressives, dans le cas d'un fonctionnement en régime normal, sous l'action de la température et des autres contraintes mécaniques et diélectriques définies plus haut.

De plus, la température ne joue pas uniquement une action lors du vieillissement thermique mais elle se combine aussi aux autres facteurs en aggravant ainsi le vieillissement qui peut être physique et / ou chimique. Dans ce cas, les caractéristiques électriques (résistivité, rigidité diélectrique, permittivité, facteur de pertes) et thermiques (coefficient de dilatation thermique, conductivité thermique, capacité thermique massique, température de déformation, inflammabilité et tenue au feu, température de fusion ou de transition vitreuse, stabilité à l'oxydation, perte de masse) vont être altérées, rendant les matériaux encore plus sensibles à tous les types de contraintes [2].

2.2.2 - Refroidissement des machines électriques

Toutes les pertes se traduisent par un échauffement et doivent être évacuées. En effet, certains matériaux tels que les isolants sont sensibles à la chaleur. Il faut donc transporter cette chaleur vers un système de refroidissement : c'est l'objet de la norme CEI 34-6 [38].

Pour des raisons techniques autres que le refroidissement, les machines peuvent être soit ouvertes sur l'extérieur, soit fermées donc étanches (milieu humide, corrosif ou explosif) [38], [39]. Les machines fermées possèdent un circuit d'air interne et souvent un second à l'extérieur. Les machines ouvertes ne possèdent pas forcément de deuxième circuit à l'extérieur. Les fluides utilisés pour le transport de la chaleur sont couramment l'air, l'eau ou l'huile et plus rarement le gaz carbonique, l'azote ou l'hydrogène. Les systèmes de dissipations de la chaleur peuvent aller du simple jeu d'ailettes jusqu'au groupe frigorifique [40].

2.2.2.1 - Types de refroidissement

La commission électrotechnique international (CEI) a publié une recommandation intitulée ; mode de refroidissement des machines tournantes ; donne des symboles et des désignations abrégées qui peuvent être utilisées pour tous les modes d'usage courant (Tableau 2.4) [27].

Quelques exemples du système complet décrivant deux circuits de refroidissement

- 1- La première lettre indique la nature du fluide primaire.
- 2- La deuxième lettre indique la nature de fluide secondaire.
- 3- Le premier chiffre indique la disposition du circuit de refroidissement.
- 4- Le deuxième chiffre indique le circuit de refroidissement primaire dans la machine.

5-Le troisième chiffre indique le circuit de refroidissement secondaire, qui est à la température la plus basse dans l'échangeur thermique.

TAB. 2.4 - Exemple de systèmes courants de ventilation	
Code de ventilation	Caractéristique
IC 011.	- machine ouverte auto ventilée - ventilation montée sur l'arbre
IC 0141.	- machine fermée. - carcasse ventilée lisse ou à nervures. - ventilateur externe
IC 0151	- machine fermée. - carcasse à tubes. - deux ventilateurs, un externe et un interne.
IC 161	- machine fermée auto ventilée. - deux ventilateurs, un externe et un interne. - échangeurs monté sur la machine
IC 37	-deux canalisations -machine ventilée par un groupe moto ventilateur, non monté sur la machine.
IC W37A71	-machine refroidie par air hydro réfrigérant sur la machine - circulation d'eau par pompe séparée ou par distribution

2.2.3 - Protection des machines dès la phase de conception

2.2.3.1 - Degrés de protection des machines électriques

Pour la protection du personnel d'une part contre les contacts avec des pièces tournantes ou sous tension et pour la protection du matériel d'une autre part, aussi contre la pénétration des corps étrangers et la pénétration de l'eau, il est nécessaire de définir le degré de protection qui sera symbolisé par les lettres IP, suivis de deux ou trois chiffres caractéristiques (Tab.2.5) [27].

TAB. 2.5 - Indices de protection des enveloppes des matériels électriques					
Protection contre les solides		Protection contre les liquides		Protection mécanique	
IP	Définition	IP	Définition	IP	Définition
0	Pas de protection	0	Pas de protection	0	Pas de protection
1	Protégée contre les corps solides supérieur à 50mm	1	Protégée contre les chutes verticale des gouttes d'eau (condensation)	1	Energie de choc 0.225j
2	Protégée contre les corps solides supérieur à 12mm	2	Protégée contre les chutes de gouttes d'eau jusqu'à 15° de la verticale	2	Energie de choc 0.375j
3	Protégée contre les corps solides supérieur à .5mm	3	Protégée contre l'eau en pluie jusqu'à 60° de la verticale	3	Energie de choc 0.500j
4	Protégée contre les corps solides supérieur à 1mm	4	Protégée contre la projection d'eau de toute la direction	4	Energie de choc 2j
5	Protégée contre les poussières (pas de dépôt nuisible)	5	Protégée contre les jets d'eau de toutes directions à la lance	5	Energie de choc 0.6j
6	Totalement protégé contre les poussières ne concerne pas les machines tournantes	6	Protégée contre les projections d'eau assimilés aux paquets de mer	6	Energie de choc 20j
		7	Protégée contre les effets de l'immersion entre 0.1 et 1m		
		8	Protégée contre les effets prolongés de l'immersion sous pression		

2.2.3.2 - Protection thermique des machines dès la phase de conception

Les concepteurs de machines, conscients de cette limitation thermique, ont profilé les carcasses de manière à favoriser les échanges avec le milieu ambiant de température plus faible. Des systèmes de ventilation avec moteur indépendant ou auto entraînés ont été ajoutés à l'extérieur de la machine et des ailettes de refroidissement ont été ajoutées au niveau de l'anneau de court-circuit des rotors à cage afin d'homogénéiser la température dans la machine, souvent totalement close (fig.2.3). Généralement, la conception de ces machines, malgré l'effort fait pour les échanges thermiques, ne prend pas en compte l'échauffement supplémentaire relatif aux harmoniques présents dans les commandes liées à des convertisseurs statiques [36].

De même, il est nécessaire de prendre en considération l'effet amoindri de l'auto ventilation à faible vitesse, que ce soit à l'extérieur de la machine le long de la carcasse où à l'intérieur, avec les ailettes au rotor à cage [36], [41].

On pourra trouver dans [42], une première approche des problèmes de protection thermique et de mesure dans les machines électriques.

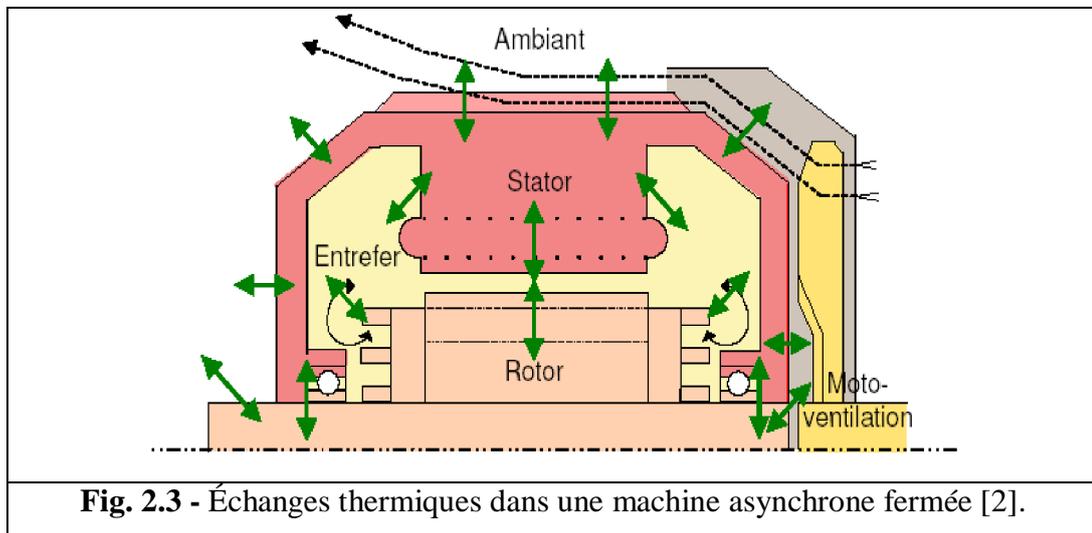


Fig. 2.3 - Échanges thermiques dans une machine asynchrone fermée [2].

2.3 - MÉTHODES DE MESURE DE TEMPÉRATURE

Comme on a pu le constater dans le paragraphe précédent, l'effet de la température dans les machines tournantes, en particulier sur les matériaux isolants n'est pas anodin et doit être évité dans un souci de longévité de la machine. Dans cet objectif de protection de la machine électrique, deux approches sont possibles [36]

La technique invasive qui se traduit par l'insertion de sondes et de capteurs qui fournissent des mesures de température locales, mais précises, et la technique indirecte qui consiste en l'utilisation d'un modèle thermique (avec une précision moindre) sensible à la fois aux modifications transitoires et aux régimes permanents [2].

La température est l'une des grandeurs physiques les plus fréquemment mesurées. Comme toute grandeur physique, la température n'est jamais mesurée directement mais elle est toujours traduite sous forme de variations d'une grandeur ou d'un phénomène quelconque qu'elle provoque. Du nombre important de propriétés de la matière et de phénomènes physiques et physico-chimiques sensibles à la température résulte une grande diversité de méthodes de mesure. Nous allons distinguer ici les différentes méthodes de mesure selon la façon de transmettre l'information de la température et de ses variations entre l'élément sensible (le corps chaud) et le capteur. Il existe trois grandes catégories de mesure de température [43] qui seront détaillées dans la section suivante :

- Ø Méthodes de mesure traditionnelles (avec contact)
- Ø Méthodes repères
- Ø Méthodes de mesure sans contact.

2.3.1 - Chaîne de mesure d'un capteur

La chaîne de mesure représente l'ensemble des dispositifs rendant possible dans les meilleures conditions la détermination précise de la valeur d'un mesurande. Dans ce paragraphe nous rappelons les définitions générales des éléments constituant la chaîne de mesure d'un capteur.

La figure (2.4) représente la chaîne de mesure type d'un capteur, on y distingue :

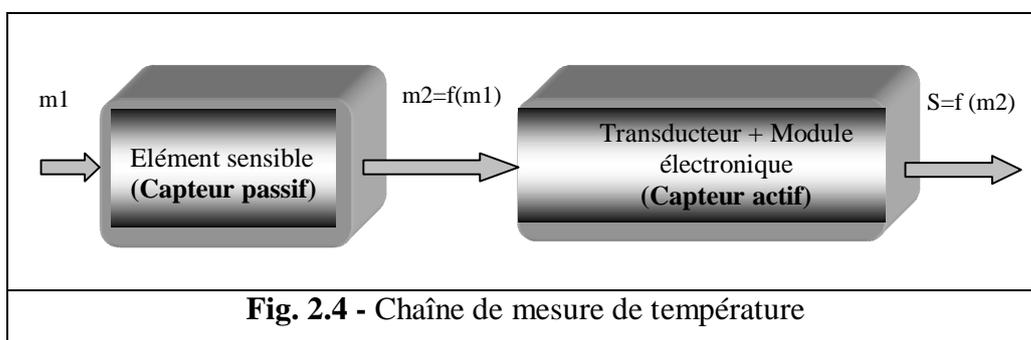


Fig. 2.4 - Chaîne de mesure de température

Ø *Mesurande primaire (m_1)* : grandeur physique objet de la mesure (température, déplacement, pression, etc.).

Ø *Elément sensible (capteur passif)* : dispositif qui, soumis au mesurande primaire étudié en assure une première traduction en une autre grandeur physique non électrique, le mesurande secondaire (m_2). Dans certains cas l'élément sensible représente un dispositif qui est en contact avec le milieu ou l'objet dont on veut estimer un mesurande, et dans d'autres c'est le milieu ou l'objet eux-mêmes qui jouent le rôle d'élément sensible.

Ø *Capteur actif* : dispositif qui soumis à l'action du mesurande non électrique présente une caractéristique de nature électrique (charge, tension, courant ou impédance) désignée par 'S' et qui est fonction directement de m_2 et indirectement de m_1 ,

Ø *Mesurage* : ce terme désigne l'ensemble des opérations expérimentales permettant d'associer une valeur numérique au mesurande primaire.

2.3.2 - Méthodes de mesure traditionnelles

Les méthodes de mesure avec contact consistent à transmettre l'information de la température grâce à un lien matériel, électrique ou mécanique, entre l'élément sensible et le capteur actif. Les capteurs

de température qui mettent en œuvre ces méthodes de mesure sont couramment appelés capteurs de température avec contact.

a - Méthodes électriques

Ces méthodes reposent essentiellement sur la variation avec la température de la valeur d'une résistance ou de son bruit de fond [43], sur l'effet Seebeck (l'effet thermoélectrique) [26] ou sur la sensibilité thermique de la fréquence d'oscillation d'un quartz,... Dans la catégorie des capteurs de température mettant en œuvre des méthodes électriques, on distingue le plus souvent : les thermomètres à résistance métallique, les thermistances, et les couples thermoélectriques (thermocouple) [43].

Les thermistances actuellement sur le marché peuvent être classées (fig.2.5) d'après le signe et la valeur de leur coefficient de température α , c'est-à-dire d'après la pente de leur caractéristique $R = f(T)$ [44].

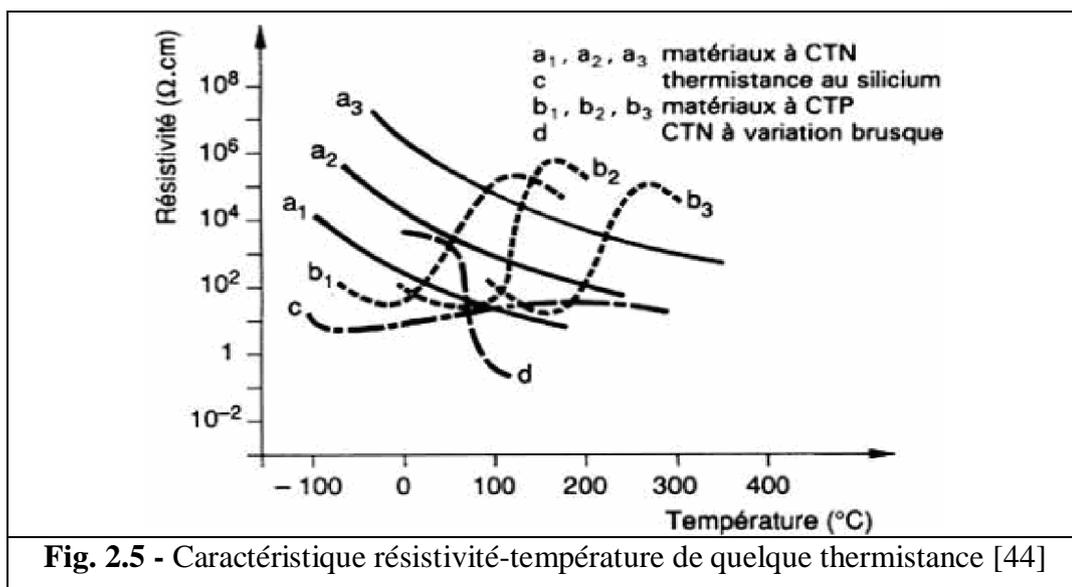


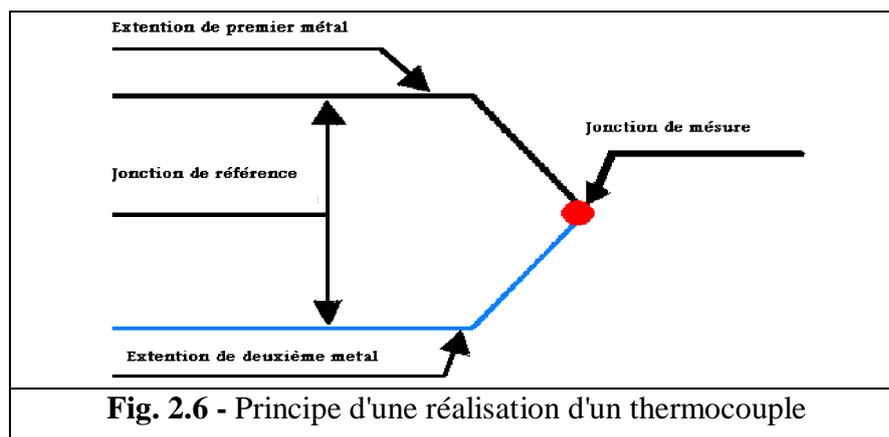
Fig. 2.5 - Caractéristique résistivité-température de quelques thermistance [44]

On distingue deux types de thermistance :

Thermistances à coefficient de température négatif, Elles sont souvent appelées CTN ou simplement thermistances. Aux températures d'utilisation, leur résistance diminue d'une manière monotone quand la température augmente. Ce sont des céramiques, obtenues par frittage à $T > 1100^{\circ}\text{C}$ de poudres d'oxydes métalliques.

Thermistances à coefficient de température positif, Elles sont en général appelées CTP. Ce sont des céramiques à base d'oxydes ferroélectriques, principalement du titanate de baryum, de strontium et de plomb. Leur coefficient de température est faiblement négatif ou nul pour toute température, sauf sur un domaine étroit d'environ 50°C , où leur résistivité augmente brutalement [44].

Les thermocouples sont constitués de deux conducteurs de matériaux différents (fig.2.6), connectés à une de leur extrémité : la jonction de mesure. L'autre extrémité de chacun de ces conducteurs est reliée à un système de mesure : c'est la jonction de référence. Lorsque les deux jonctions sont à des températures différentes, une différence de potentiel de quelques millivolts apparaît dans les conducteurs. La température de la jonction de mesure est donc mesurable connaissant la température de la jonction de référence et les deux matériaux utilisés. Les appareils de mesure font désormais la conversion entre la tension mesurée et la température liée sur la base d'abaques connus pour les thermocouples courants. Ceux-ci sont issus de l'association de matériaux conducteurs qui sont reconnus pour leur répétitivité, au niveau thermique, et la bonne connaissance de leurs caractéristiques comme, par exemple, leur température maximale de fonctionnement et leur précision. Le thermocouple type K, par exemple, est issu de l'association de Chromel et d'Alumel et est utilisable sur la gamme $[-40^{\circ}\text{C}, +1200^{\circ}\text{C}]$ et fournit au mieux une précision de l'ordre du degré Celsius [2].



De nombreux articles traitent de la mesure de température via l'utilisation de thermocouples [45], [46], [47], [48]. Considérant la taille de ces capteurs, il suffit finalement de peu, voire pas du tout, d'usinage de la machine pour les implanter. La question importante est plutôt de connaître le nombre de thermocouples à installer pour avoir une bonne image de la température et surtout leur positionnement en fonction de l'application.

Au-delà même de déterminer le positionnement des points de mesure de la température, le placement du capteur en contact avec le point dont on cherche à connaître la température est délicat. Le positionnement idéal est l'insertion du capteur lors du bobinage de la machine avant l'application de la résine d'imprégnation, mais celle-ci ne garantit finalement pas, à 100%, un contact franc avec le fil conducteur qui, on le rappelle, est électriquement et donc aussi, thermiquement isolé [49]. De plus, malgré leur taille réduite, les thermocouples ne mesurent pas uniquement la température du corps avec lequel ils sont en contact, mais ils réalisent, plutôt, une valeur moyenne de la température dans un volume élémentaire englobant la jonction de mesure [2].

b - Méthodes mécaniques

Les méthodes mécaniques sont essentiellement fondées sur la dilatation d'un solide, d'un liquide ou d'un gaz à pression constante, sur la pression d'une vapeur saturante ou sur la célérité du son... Les principaux thermomètres basés sur ces méthodes sont : les thermomètres à dilatation de gaz (thermo manomètres), les thermomètres à dilatation de liquide, les thermomètres à dilatation de solide, les thermomètres à tension de vapeur.

2.3.3 - Méthodes repères

Les méthodes repères représentent une catégorie particulière des moyens de mesure de la température. Dans ce cas l'information de la température et de ses variations est obtenue en contrôlant visuellement l'état d'un élément sensible : ses déformations ou ses changements de couleur. Comme l'indique leur nom, ces méthodes se doivent avant tout de donner une valeur approchée de la température. La précision doit être suffisante mais ce n'est pas un paramètre prioritaire. Ce sont des méthodes tout à fait passives, sans aucune automatisation, et leur mise en œuvre se fait uniquement par l'intermédiaire de manipulations manuelles et d'observations visuelles. Le fonctionnement des méthodes repères est basé sur la fusion franche ou progressive de solides, des changements de couleur de vernis ou de peintures. Les principales réalisations pratiques de ce type sont ce que l'on appelle les montres fusibles et les revêtements colorés représentés par les crayons et peintures thermosensibles.

a - Montres fusibles

Les montres fusibles sont principalement utilisées dans les industries céramiques pour rendre compte de l'état de cuisson d'un produit. Leur fonctionnement est basé sur des déformations rapides par ramollissement des solides (kaolin, feldspath, silice, alumine, etc.) à partir d'une température donnée. Les mesures sont effectuées dans un domaine allant de 600 à 2000°C. Les montres fusibles ne peuvent pas être réutilisées, ce sont donc des moyens de mesure jetables.

Les inconvénients majeurs des montres fusibles sont :

- Ø La dépendance vis-à-vis de l'atmosphère du four, par exemple une atmosphère contenant de la vapeur d'eau peut être néfaste.

- Ø L'influence de la vitesse de montée en température sur les indications données par un cône, par exemple les indications peuvent varier de plusieurs dizaines de degrés dans les cas de montée rapide ou lente en température.

- Ø . leur utilisation n'est pas intuitive,

- Ø enfin, ce sont des méthodes visuelles non adaptées pour systèmes embarqués soumis à des mouvements.

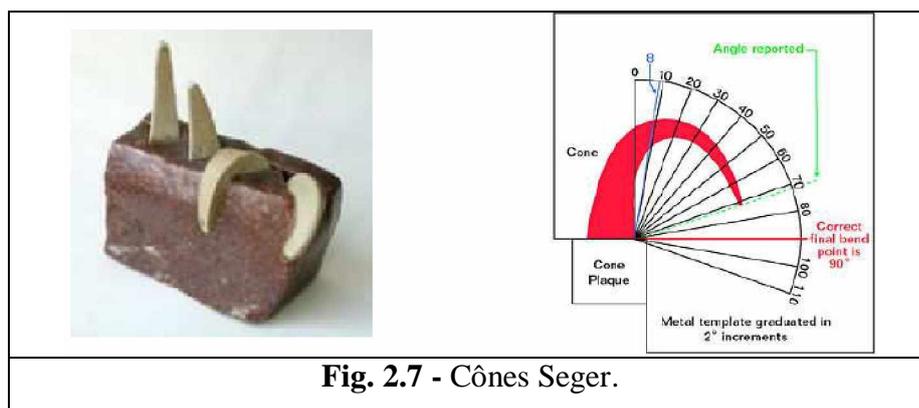


Fig. 2.7 - Cônes Seger.

b - Crayons et peintures thermosensibles

Les crayons et les peintures thermosensibles fonctionnent sur le principe du changement définitif de couleur ou de la variation réversible de teinte suite à un changement de composition à une température donnée, par exemple départ d'eau, de CO₂, de NH₃, etc. Ces produits sont très simples d'utilisation et permettent de surveiller l'échauffement de pièces compliquées, inaccessibles, ou dont on désire connaître la température de surface ou la répartition de la température. En revanche, c'est de nouveau une méthode visuelle ne pouvant pas être automatisée.

2.3.4 - Méthodes de mesure sans contact

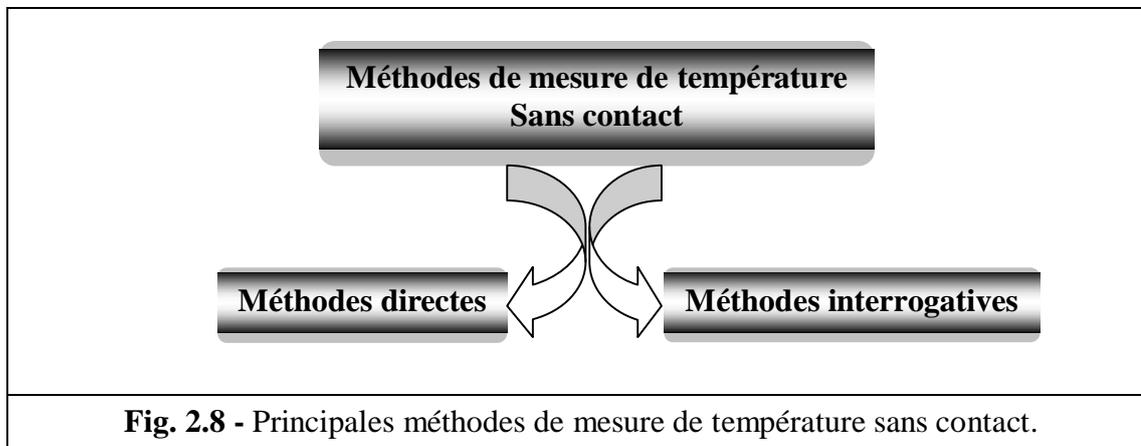
Les méthodes de mesure sans contact consistent à transmettre l'information de la température et de ses variations sans aucun contact matériel entre l'élément sensible et le capteur. Les capteurs de température qui mettent en œuvre ces méthodes de mesure sont couramment appelés capteurs de température sans contact.

2.3.4.1 - Bilan des avantages et des inconvénients

Faire une mesure sans contact, c'est sans doute un avantage incontournable ouvrant les portes à une multitude de nouvelles applications. Cependant, les divers capteurs de température sans contact peuvent être plus au moins adaptés et pratiques d'utilisation au regard de leur fonctionnement, et surtout au regard de l'application envisagée. Ils présentent donc des avantages et des inconvénients divers qui doivent être étudiés pour chaque application donnée. Il n'est pas vraiment possible de désigner un capteur comme bon ou mauvais car les capteurs qui sont parfaitement adaptés pour certaines applications ne le sont peut-être pas pour d'autres. Le choix doit donc être fait en fonction des besoins de l'application donnée. L'objectivité de ce dernier exige des connaissances complexes sur toutes les méthodes de mesure utilisées, sur leurs avantages et limitations, ainsi que sur leurs coûts. La maîtrise de tous ces facteurs permet de trouver le compromis idéal pour une application donnée.

2.3.4.2 - Classification des méthodes de mesure de température sans contact

Dans ce paragraphe nous distinguons deux grandes sous catégories pour la mesure de température sans contact [43] (fig.2.8).



2.3.4.3 - Méthodes directes

Les méthodes directes de mesure de température sans contact consistent à analyser le rayonnement d'un corps, objet de la mesure, en fonction de la température. Ce sont des méthodes dites passives car aucun signal d'interrogation n'est fourni pour obtenir une réponse.

a. Principe de fonctionnement

Tout corps émet un rayonnement électromagnétique (de la lumière) dû à sa température. Les méthodes directes sont basées sur l'analyse du rayonnement émis par un corps pour déterminer sa température. La longueur d'onde (ou couleur) du rayonnement émis par le corps est directement liée à sa température. C'est donc le corps lui-même qui joue le rôle d'élément sensible et ce sont les variations de son rayonnement qui traduisent les variations de la température. La longueur d'onde est de l'ordre de plusieurs micromètres pour les températures autour de 20-30°C, et de l'ordre de centaines de nanomètres pour les températures élevées (p. ex. le soleil). Ainsi, en analysant la lumière émise par un objet il est possible de déterminer sa température.

b. Pyromètres

Les capteurs de température mettant en œuvre les méthodes directes sont couramment appelés pyromètres ou encore pyromètres optiques. On distingue :

- Ø Les pyromètres à radiation totale (radiation),
- Ø Les pyromètres à récepteur sélectif,
- Ø Les pyromètres à disparition de filament,
- Ø Les pyromètres bichromatiques,...

Grâce aux recherches très poussées et à l'évolution des technologies de fabrication, le domaine de la pyrométrie évolue à grands pas et des modèles de plus en plus sophistiqués sont désormais proposés sur le marché. Ils présentent certes de nombreux avantages mais également quelques inconvénients. Nous allons tout d'abord citer quelques avantages en les illustrant par des modèles de pyromètres existants sur le marché.



Avant tout, les pyromètres optiques offrent l'avantage incontournable d'effectuer des mesures de température sans contact.

Ø Très large étendue de mesure en température. La figure (2.9) présente un nouveau modèle développé par la société Espi-Heitronics permettant des mesures de -50°C à 3000°C.

Ø Possibilités d'effectuer des mesures de pièces sous tension (composants électriques/électroniques) ou ne pouvant pas être touchées (pièces stériles ou fraîchement peintes, etc.). Les mesures des pièces en mouvement ou la surveillance de processus industriels sont également possibles. Plusieurs fabricants proposent des modèles portables idéalement adaptés pour ces types de mesure. La figure (2.10) présente un exemple de pyromètre portable pour des verres.

Ø Temps de réponse pouvant être très faible, de l'ordre de quelques ms [43], contrairement aux thermocouples qui affichent, au mieux, des temps de réponse de 0.05 secondes, ce qui est néanmoins très suffisant pour notre application [2].

Ø Distance de mesure importante.

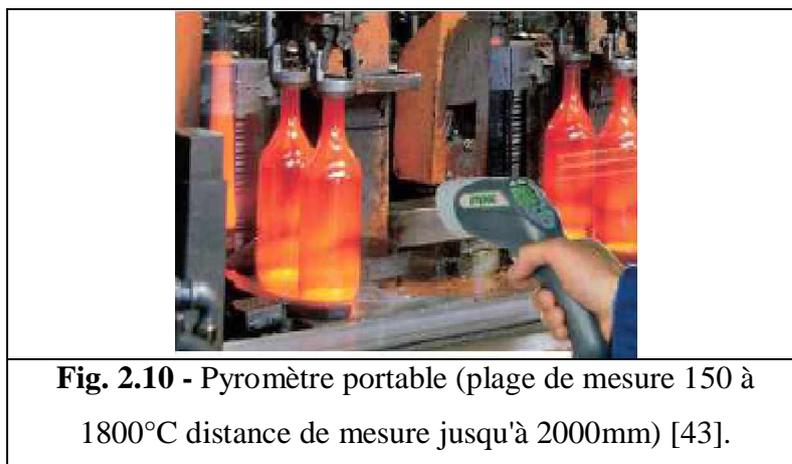
Ø Durée de vie importante.

Ø Grande souplesse d'utilisation, etc.

Ø Les capteurs modernes offrent, désormais, des possibilités de communication Informatique avec l'intégration des normes usuelles des réseaux informatiques [2].

Les pyromètres optiques présentent également quelques inconvénients Les pyromètres optiques ne fournissent qu'une mesure surfacique de la température. Nous suggérons donc qu'ils sont mal

adaptés dans des cas où nous voulons mesurer la température à l'intérieur d'une enceinte étanche par exemple :



∅ Les pyromètres optiques n'indiquent jamais, ou presque la température thermodynamique du milieu. Un écart de plusieurs dizaines de degrés est courant si les corrections d'émissivité et d'absorption n'ont pas été effectuées. Normalement les pyromètres sont préalablement étalonnés par le fabricant et une liste des émissivités des différentes matières est fournie.

∅ Les pyromètres optiques ne fournissent qu'une mesure surfacique de la température. Nous suggérons donc qu'ils sont mal adaptés dans des cas où nous voulons mesurer la température à l'intérieur d'une enceinte étanche par exemple [43].

∅ La détection du dépassement d'un seuil critique de température est possible mais nécessite des mesures en temps réel. En aucun cas le dépassement ne peut être mémorisé sans risque d'effacement, par exemple à cause d'une coupure de l'alimentation électrique. Prenons comme exemple le transport d'aliments ou de médicaments où nous voulons vérifier que les produits n'ont pas été exposés à des températures trop élevées durant le voyage. Dans ce cas les mesures en temps réel par pyrométrie sont très coûteuses et pas bien adaptées. Nous suggérons donc qu'un dispositif capable de mémoriser le dépassement d'une température critique sans faire des mesures continues s'avère très intéressant et peut ouvrir la voie de nouvelles applications [43].

∅ La mise en œuvre des mesures pyrométriques n'est pas toujours très pratique car elle demande des moyens importants d'instrumentation [43].

∅ La méthode est relativement coûteuse pour notre application, c'est pourquoi nous ne l'avons jamais rencontrée au niveau expérimental [2].

∅ Enfin, les pyromètres, bien que très précis, demeurent pour l'instant des moyens très onéreux et ne sont utilisés que dans des cas où ils sont indispensables [43].

Au niveau de la littérature, on les retrouve dans de nombreuses applications de mesure de température au rotor [46]. On peut aussi citer la plateforme nationale (en France) de l'IRCCyN qui

a mis en place, il y a quelques années, un capteur infrarouge au niveau du flasque de la machine asynchrone, afin de mesurer la température moyenne au rotor (fig.2.11) [2]. Ce capteur vise l'anneau de court circuit de la cage au rotor. Celui-ci a été préalablement peint en noir, comme c'est souvent le cas, afin d'augmenter son émissivité thermique. Les capteurs infrarouges ont un cône de visée, ce qui représente une contrainte concernant la taille de la surface observée. Dans le cas de la plateforme de l'IRCCyN, le capteur vise la cage du rotor en rotation, du fait des ailettes de refroidissement au niveau de l'anneau de court-circuit, le capteur ne peut pas être proche de la cage, il fera donc une mesure sur un disque de taille modérée. De même, les ailettes se retrouvant régulièrement devant le capteur du fait de la rotation de la cage, celui-ci réalisera une valeur moyenne mécanique des températures des ailettes et de la cage.

Enfin, la mesure réalisée par un capteur infrarouge est une mesure de température de surface. Une cartographie thermique interne de l'objet observé peut être réalisée uniquement au travers de l'utilisation de modèles thermiques [2]. Si le capteur infrarouge est répertorié dans les méthodes de contrôle non destructif puisqu'il ne nécessite pas d'usinage sur l'objet observé, il ne peut fournir de mesure directe interne. Le thermocouple, en revanche, peut nécessiter quelques usinages pour un placement correct mais a le mérite de pouvoir fournir des températures internes dans des endroits exigus de la machine. Les deux méthodes (thermocouple et capteur infrarouge) sont donc complémentaires.

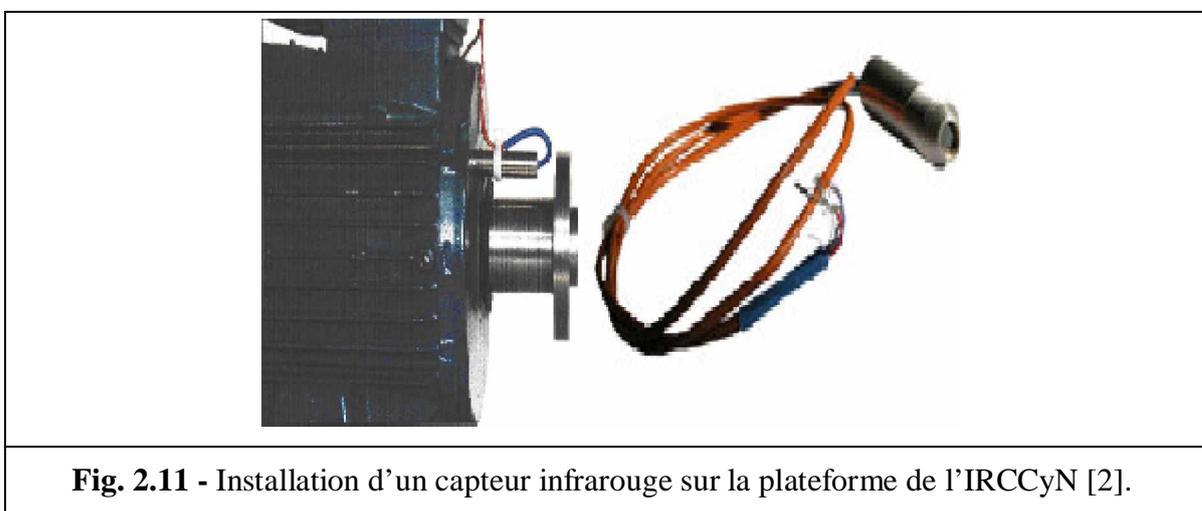


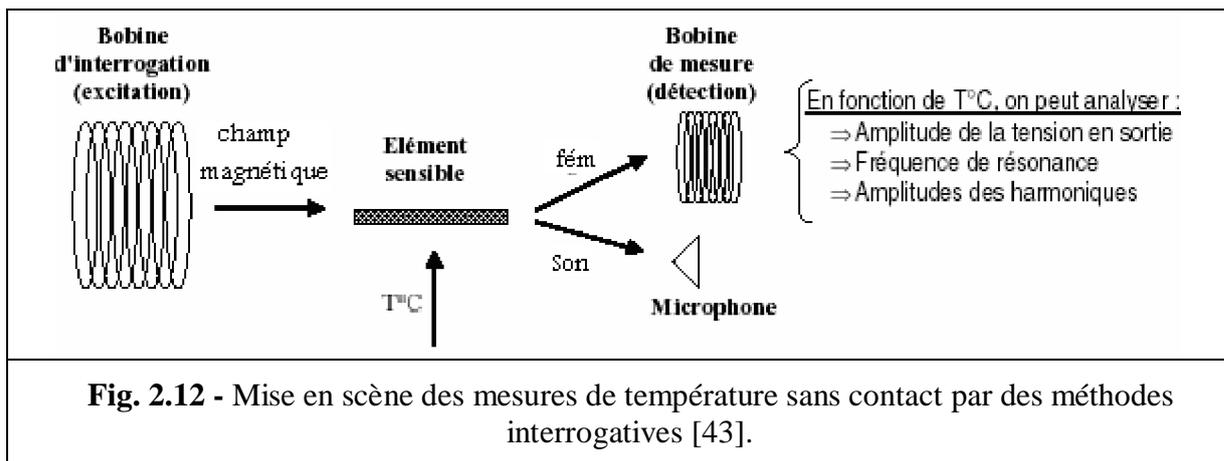
Fig. 2.11 - Installation d'un capteur infrarouge sur la plateforme de l'IRCCyN [2].

2.3.4.4 - Méthodes interrogatives

La température peut également être mesurée sans contact à l'aide des méthodes interrogatives. Dans ce cas, l'élément sensible à la température est soumis à un signal d'interrogation afin d'obtenir une réponse. La chaîne de mesure est constituée alors de deux parties parfaitement indépendantes et séparées l'une de l'autre. D'une part nous avons l'élément sensible qui subit les variations de la température et y répond par les variations d'une propriété particulière, et d'autre part nous avons le

capteur avec toute l'instrumentation nécessaire pour interroger l'élément sensible et détecter sa réponse.

La figure (2.12) représente schématiquement la mise en scène des mesures de température sans contact par des méthodes interrogatives. Dans cet exemple, nous distinguons d'une part l'élément sensible dont les propriétés varient avec la température et d'autre part le capteur représenté par une bobine d'interrogation et une bobine de détection.



L'élément sensible est un dispositif passif ne pouvant pas communiquer tout seul ses variations avec la température. Voilà pourquoi il est excité par un champ magnétique créé par la bobine d'interrogation. Ainsi les variations de ses propriétés avec la température peuvent être traduites en une autre grandeur détectable par la bobine de mesure ou les microphones. Les fonctions d'excitation et de détection peuvent également être accomplies par une seule bobine. Le signal détecté par la bobine de mesure représente la somme du signal d'interrogation et de celui de l'élément sensible. Il peut être interprété en termes de variations d'amplitude, de fréquence de résonance ou encore de signature harmonique.

La maîtrise du fonctionnement des méthodes interrogatives demande des connaissances complexes aussi bien sur l'élément sensible que sur le système d'excitation et de détection.

L'élément sensible fait une première traduction de la température en une grandeur non électrique que le système de mesure traduit ensuite en une grandeur électrique détectable [43].

2.4 - PROBLÉMATIQUE DU POINT DE MESURE

Suite au choix des méthodes des mesures, comme nous l'avons vu dans les paragraphes précédents, se pose la question du point de mesure et de ce qu'on cherche à mesurer. Dans une optique de protection, on aurait plutôt tendance à rechercher le point chaud au sein de la machine. La littérature est plutôt partagée à ce sujet : certains le situent dans les têtes de bobine, d'autres renient son

existence et parlent juste d'une température supérieure au sein des têtes de bobine, par rapport à la température des encoches. On entrevoit déjà la séparation de la machine en deux sous-ensembles : les têtes de bobine d'un côté et les encoches de l'autre. Dans [50], on montre que la température dans chacun de ces sous-ensembles est approximativement uniforme. Aussi, [50] définit la température moyenne comme approximativement égale à une combinaison linéaire des températures d'encoche et des têtes de bobines. Les coefficients utilisés dans la combinaison linéaire peuvent être déduits d'une réflexion physique sur les longueurs de cuivre associées à chaque sous-ensemble du bobinage.

D'autres études abordent le problème de la température maximale au sein des bobinages d'un point de vue statistique en fonction de la méthode de remplissage des encoches par les bobinages. [47] montre ainsi que la distribution des conducteurs au sein de l'encoche à peu d'influence sur la température maximale qui n'est finalement pas localisée en un point précis de la machine. Dans ce cas, on tente de corrélérer cette valeur de température avec une caractéristique physique mesurable de la machine. On s'aperçoit que le lien entre une température quelconque et la température maximale n'est pas évident du fait des différents gradients de température au sein de la machine en fonction du positionnement. En revanche, on observe une corrélation significative avec la température moyenne. Ceci est un apport significatif concernant la protection en température puisque on considère la température maximale comme une combinaison linéaire de températures en des points quelconques du bobinage.

Il ressort, ainsi, de la littérature qu'une approche intéressante de la température des bobinages passe par la mesure en plusieurs points du bobinage, au sein des encoches et des têtes de bobines. On peut alors corrélérer soit la température maximale, soit la température moyenne, avec ces mesures [2].

2.5 - PROBLÉMATIQUE DE LA MESURE AU ROTOR

On trouve une étude détaillée sur cette problématique de mesure dans [51], mais elle s'intéresse au régime permanent. La mesure de température au rotor peut être envisagée de deux manières :

Ø Dans le cas d'une mesure sans contact par capteur infrarouge par exemple, il est nécessaire de permettre au capteur de viser directement le rotor ce qui nécessite un usinage comme sur la plateforme de l'IRCCyN (Fig.2.11). De plus, du fait de la présence des ailettes de refroidissement, le capteur infrarouge, sera éloigné de la masse du rotor et fournira donc une valeur de température sur une surface de taille modérée. La mesure ne sera pas une mesure de précision. Enfin, le rotor étant en rotation, le capteur infrarouge fera une moyenne mécanique de la température de l'anneau de court-circuit et des ailettes de refroidissement.

Ø Dans le cas où l'on cherche à mettre en place une mesure plus précise comme avec des thermocouples (Fig.2.13), la problématique du passage de l'information du rotor au stator apparaît. On trouve différentes solutions dans la littérature :

Ø La première méthode consiste à l'utilisation d'un transformateur tournant industriel [40] visible sur la figure (2.13). Le souci majeur de ce type de matériel est le nombre de capteurs associés : en effet, celui-ci est de quatre ce qui est faible pour instrumenter un rotor et peut obliger à répéter des essais identiques en changeant les capteurs associés au transformateur.

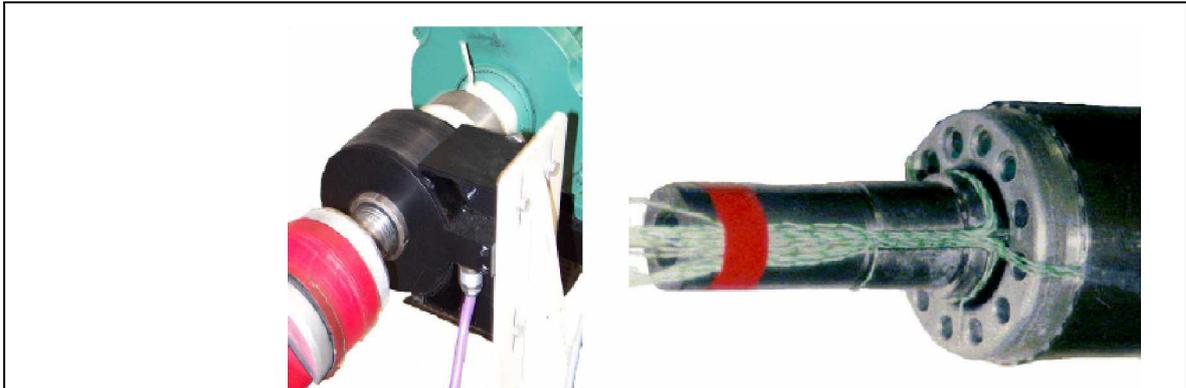


Fig. 2.13 -Transformatrice tournante utilisée pour le passage d'information des thermocouples du rotor au stator [40]

Ø Une autre méthode consiste en l'utilisation d'une liaison optique dans l'axe du rotor à l'aide de fibre optique, de LED et de phototransistor [4], [45] et [50]. Dans ce cas, de nouveaux soucis de mise en forme des données, de conditionnement du signal apparaissent avec la nécessité de l'utilisation d'un microcontrôleur, d'une source d'énergie embarquée... De même, la transmission d'information se fait au niveau de l'axe du rotor ce qui implique un travail considérable d'usinage. De plus, l'ajout des pièces d'adaptation implique l'utilisation de l'axe qui n'est plus exploitable. Cette méthode est utilisable uniquement dans le cadre de la recherche [2].

Ø D'autres idées sont évoquées comme l'utilisation de modules Hautes Fréquences ou encore le placement au sein de la machine entre le stator et le rotor de modules infrarouges pour transmettre les informations [2].

Ø Une dernière méthode évidente consiste en l'utilisation des bagues et balais. La mise en œuvre, même si la technique mécanique est connue, est loin d'être aisée du fait de l'amplitude des signaux à transmettre et des perturbations électriques induites par le convertisseur statique qui alimente la machine [2].

2.6 - CAPTEURS INTÉGRÉS DANS LES MACHINES INDUSTRIELLES

Comme on l'a vu précédemment (section 2.2.1), la température de fonctionnement d'une machine est devenue une contrainte inquiétante depuis l'arrivée des convertisseurs statiques qui génèrent non seulement des fronts de tension importants et rapides susceptibles de provoquer des claquages mais sont surtout commandés par des MLI qui provoquent des pertes et donc des échauffements supplémentaires pour lesquels les machines ne sont pas dimensionnées.

De ce fait, les constructeurs proposent désormais des capteurs de température intégrés, au sein de la machine, en usine. Un large choix dans le nombre et le type de capteurs est proposé de manière générale par les industriels. On peut le constater en parcourant tout simplement les pages Internet des constructeurs. Malheureusement, on ne connaît généralement pas le placement exact de ces capteurs qui peut ne pas être judicieux pour nos applications.

La figure (2.14) montre que les capteurs sont placés dans un endroit accessible au stator pour plus de simplicité et finalement à un endroit peu judicieux puisqu'ils ne sont même pas en contact direct avec les bobinages. On pensait, au départ, les trouver au niveau des têtes de bobines au stator et pouvoir les utiliser pour obtenir une évaluation du maximum de température. Finalement, considérant le placement de ces capteurs, la température mesurée est une température globale au sein de la machine [2].

En rencontre dans la littérature quelque travaux qui consistent à créer des polynômes d'après, des mesures ou une simulation utilisons des logiciels spécialisés comme dans [52], mais ces polynômes ont un aspect mathématique plus qu'un aspect physique donc cette méthode est loin de notre but.

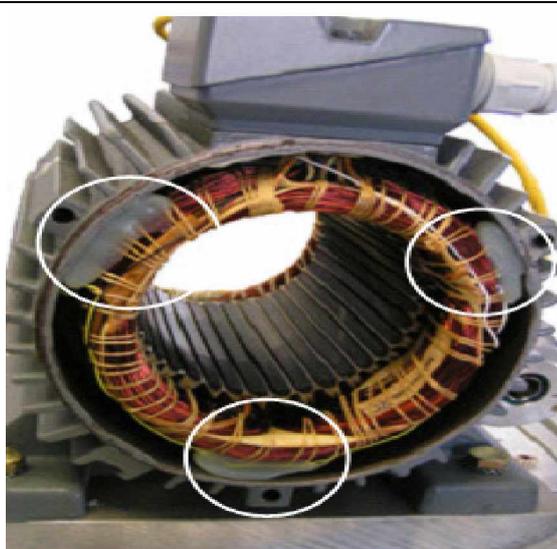


Fig. 2.14 - Placement des sondes de température industrielles au sein de notre MAS à cage

2.7 – CONCLUSION

Dans ce chapitre on a fait un bon état de l'art ce qui concerne les effets indésirables de température sur les machines tournantes, précisément sur leur isolation (diminution de la durée de vie d'isolant), ensuite on a donné une stratégie de refroidissement faite par les constructeurs pour supprimer les effets négatifs de température, malheureusement on na constaté que cette solution est incomplète.

Donc il faut quantifie (mesuré) la température statorique est rotorique, donc on a fait un état de l'art de la mesure de température, mais la problématique de mesure surtout au niveau du rotor et leur électronique associé (carte d'interface, filtrage et parfois amplification des signaux acquièrent) d'une part, et que le modèle de la MAS présentée traditionnellement dans le chapitre1 est un modèle d'ordre cinq, c'est à dire il ne montre pas le comportement thermique, d'une autre part.

Donc il nous faut un modèle de la machine asynchrone qui permet de simuler son fonctionnement en régime transitoire et/ou permanent en tenant compte de son comportement thermique et qui permet de répondre à une commande suivant un schéma de commande.

CHAPITRE 3

GÉNÉRALITÉ & MODÉLISATION THERMIQUE DE LA MAS

3.1 - INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent nous avons discuté la problématique de mesure de température et comme solution, on propose l'utilisation d'un modèle thermique, c'est pour cela qu'on fait un état de l'art sur la modélisation thermique de la MAS. Riches de cet état de l'art nous pourrions faire un choix concernant le modèle thermique que nous comptons coupler au modèle électrique.

Souvent la méthode d'identification en temps réel des résistances globales, des conducteurs au stator et au rotor, est basée sur l'utilisation d'un filtre de Kalman étendu que nous présenterons dans le chapitre suivant. Cette méthode d'identification, couplée au modèle électrique, souffre de quelques contraintes comme les pertes d'observabilité de la résistance rotor, dans le cas d'un fonctionnement à couple nul, ou encore de la résistance stator, dans le cas d'un fonctionnement à haute vitesse. Certains diront que ces pertes d'observabilité ne sont pas critiques à faible couple puisque la machine n'est pas thermiquement sollicitée [31], [35], mais il reste le souci de la perte d'observabilité à grande vitesse et d'autres, comme nous, chercheront à maintenir l'identification possible et donc l'observabilité, dans tous les cas de fonctionnement, en gardant à l'esprit la problématique possible de l'adaptation de la commande en fonction des variations de paramètres [2].

Afin de palier ces pertes d'observabilité, nous proposons l'utilisation d'un modèle thermique couplé au modèle électrique défini plus tard. Ce modèle thermique, en offrant un lien évident entre la température au stator et celle au rotor [53], permettra de créer un lien supplémentaire entre les résistances globales au stator et au rotor. De cette manière, en pondérant le rôle de chaque modèle en fonction du régime de fonctionnement, la perte d'observabilité d'une résistance pourrait être potentiellement masquée par l'identification de la résistance observable et l'exploitation des liens entre les températures, au sein du modèle thermique [2].

De plus, nous verrons, dans le chapitre suivant, que le filtre de Kalman étendu possède une étape de prédiction, et l'ajout d'un modèle thermique apporte des équations d'évolution des températures, en fonction des paramètres du modèle thermique et électrique, utile lors de la phase de prédiction et apportant ainsi une meilleure efficacité au filtre de Kalman [2].

3. 2 – ÉTAT DE L'ART

3. 2.1 - Introduction

La modélisation thermique des machines électriques est un problème crucial [4], le titre de ce chapitre peut laisser supposer que les mesures thermiques au sein des machines ne sont plus nécessaires étant remplacées par des modèles. Au contraire, l'élaboration des modèles thermiques passe, évidemment, par une phase d'étalonnage des paramètres du modèle et par la nécessité, de manière générale, de mesures de températures de référence. La mesure de température est donc un passage obligatoire vers la modélisation [2].

3.2.2 - Modèles thermiques rencontrés dans la littérature

Actuellement, les modèles thermiques utilisés sont basés sur des modèles de transfert de puissance avec des paramètres fixes. Cependant, on doit passer à des modèles de transferts de chaleur avec des paramètres évolutifs mis à jour en temps réel [35]. On rencontre, à l'heure actuelle, dans la littérature, différents modèles thermiques de la machine asynchrone. Ceux-ci se distinguent par leur complexité et leur précision. Nous tenterons, dans ce paragraphe, de regrouper les modèles par catégorie.

Une approche grossière pour présenter les températures se basé sur un modèle statique grossier afin d'élaborer d'une loi générale des températures dans de grands sous-ensembles. Nous aborderons ces approches dans le paragraphe 3.2.3.

Comme une deuxième méthode on le trouve dans [41], on peut trouver un bref rappel sur les méthodes utilisées à l'heure actuelle pour obtenir un modèle thermique plus fin de la machine asynchrone :

Ø Utilisation des réseaux de transfert de chaleur afin d'obtenir un modèle thermique complexe basé sur des calculs théoriques prenant en considération le design et la géométrie de la machine.

Ø Identification d'un modèle complexe sur des essais thermiques dynamiques ou par rapport à des essais en surcharge.

Quelle que travaux consiste à la modélisation thermique à travers de l'association des méthodes hybride [54].

Les modèles, obtenus par ces deux méthodes, sont d'ordre élevé et très précis, nous les aborderons dans le paragraphe 3.2.4.

Enfin, d'autres chercheurs ont cherché à simplifier les modèles en regroupant les pertes dans des sous-ensembles et en approximant la température en un point quelconque par une simple réponse exponentielle que l'on peut représenter simplement par une résistance et une capacité thermiques.

Ces modèles, du fait de leur simplicité, sont intéressants pour notre application en temps réel. Nous les aborderons dans la partie 3.2.5.

3. 2.3 - Modélisation simple pour une approche grossière

On trouve dans la littérature de nombreuses approches simples afin de donner des liens entre la température au stator et la température au rotor. [55], [56] présentent ainsi une méthode d'identification de la résistance électrique rotor qui ne permet malheureusement pas d'estimer la résistance électrique stator. Ces articles proposent alors deux approches thermiques pour lier les deux résistances du modèle électrique : la première méthode est basée sur l'expérience d'EDF qui considère que le rotor présente une température supérieure de 10°C à celle du stator. La seconde méthode, basée sur les travaux de Kubota, donne une simple relation de proportionnalité entre les deux résistances étalonnée sur les valeurs nominales de la plaque signalétique. Ces méthodes sont utilisées sur une machine de 4kW et s'appliquent donc à notre cas. On retrouve la méthode de la proportionnalité dans d'autres articles comme [35]. En revanche, des travaux ultérieurs ont été réalisés sur le modèle EDF et mettent un bémol quant à sa validité pour tous les modes de fonctionnement [57].

3. 2.4 - Modélisation fine pour une cartographie thermique précise

3. 2.4.1 - Méthode des éléments finis

a - Élément fini 3d

A.1.L'étude du comportement thermique d'une machine électrique est typiquement un problème 3D d'une grande complexité. Quoique lourde à mettre en œuvre, seule une modélisation 3D rend compte du comportement thermique réel de la machine. Un exemple de géométrie 3D utilisée pour le calcul thermique d'un moteur à induction est représenté sur la figure (3.1) [40].

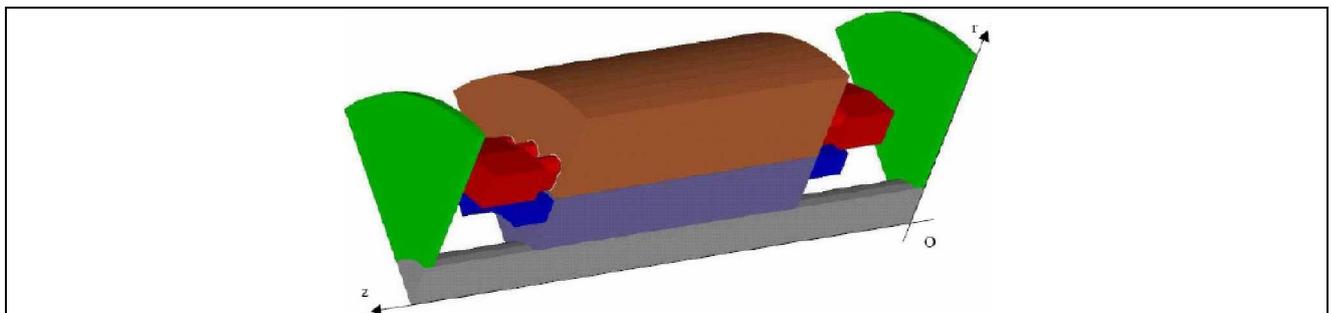
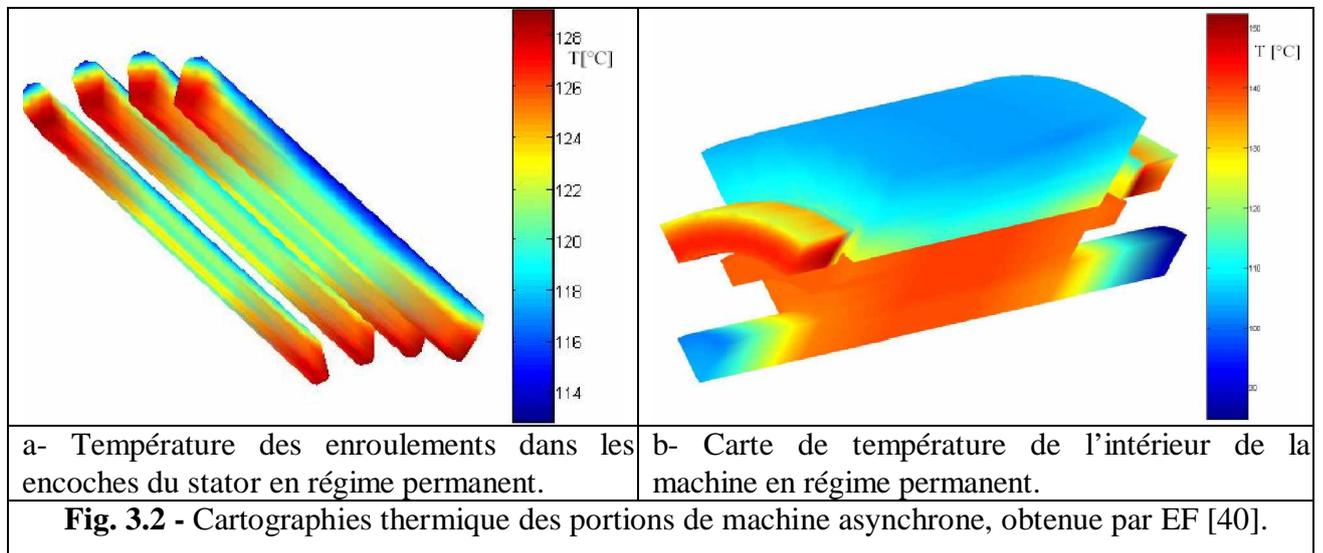


Fig. 3.1 - Géométrie 3D pour le calcul thermique d'un moteur à induction (seul 1/6 de la machine est représenté) [4], [40]

Ceci permet d'obtenir une cartographie complète de la température de la machine (fig.3.2). Ces résultats sont très intéressants puisqu'ils permettent de donner une idée des lieux où la température devient critique en fonction des régimes de fonctionnement et répondent à la problématique des points chauds ou, plutôt, du lieu des températures maximum [2].



Les difficultés de calcul concernent la prise en compte des écoulements des fluides (notamment les difficultés inhérentes à l'équation de *Navier-Stokes*) et des transferts convectifs et rayonnants. Afin de s'affranchir de ces dernières complications, l'approche courante consiste à n'utiliser que l'équation de la chaleur (conduction), aussi bien dans les zones solides que fluides [53], [4]. En revanche, pour notre application, ce type de modèles est inexploitable du fait des temps de calcul nécessaires [2]. Les conditions aux limites de type Dirichlet sont obtenues par thermographie infrarouge [53], [4].

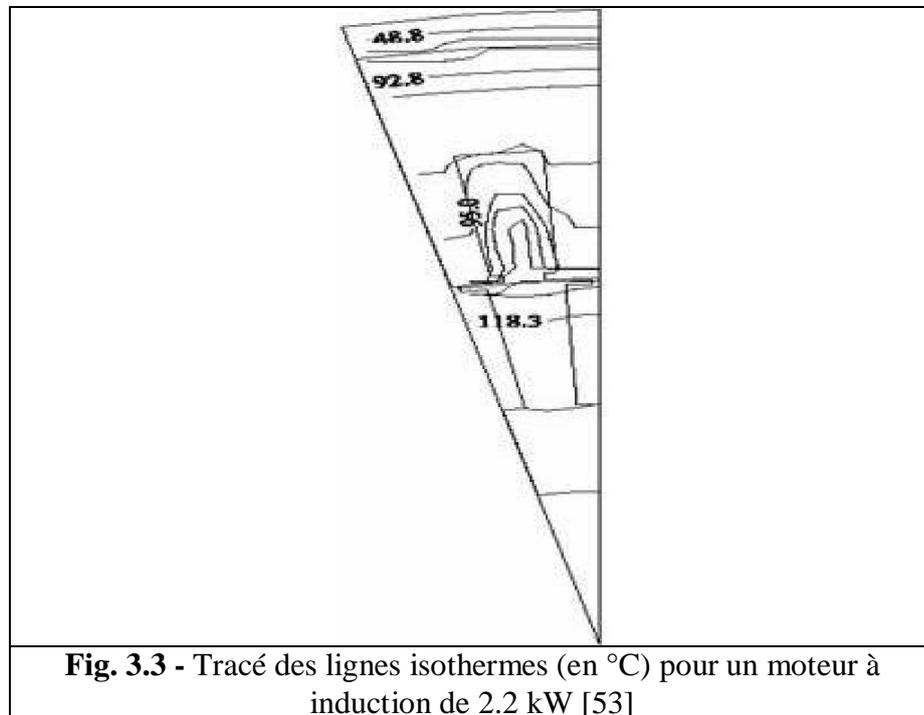
L'étude de la distribution de la température dans le stator d'une machine asynchrone permet de considérer les échanges convectifs vers l'entrefer, l'air interne et l'extérieur. Des conditions aux frontières sont introduites sous forme de flux de chaleurs convectifs vers ces zones fluides [4]. Une combinaison d'un modèle éléments finis 3D au rotor et d'un réseau thermique équivalent au stator permet d'incorporer commodément les effets convectifs dans l'entrefer [4].

b - Élément fini 2d

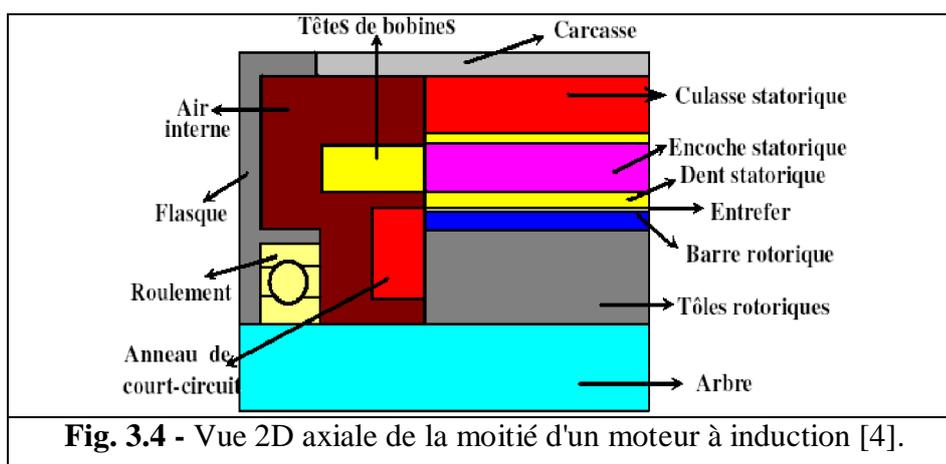
Les calculs thermiques les plus simples sont généralement effectués en 2D, selon qu'il s'agit d'une vue radiale ou axiale de la machine, on ne peut considérer qu'une partie des flux de chaleur mis en jeu.

Ø **Sur le plan radial**, on ne considère pas les flux de chaleur axiaux. Dans un moteur à induction fermé, l'hypothèse d'un flux radial est souvent adoptée et de nombreuses études ont été

effectuées [53], selon cette hypothèse. Sur la figure (3.3) nous avons représenté, sur un pas dentaire, la géométrie et le tracé d'isothermes obtenues pour un moteur à induction fermé de 2.2 kW pour le point de fonctionnement nominal.



Ø **Sur une vue axiale**, (Fig. 3.4), les modèles permettent de prendre en compte les flux de chaleur des parties frontales de la machine [58], [59]. Néanmoins, on balaie des régions différentes selon la position angulaire, encoche ou dent, de sorte qu'aucune configuration étudiée ne peut faire apparaître simultanément les encoches et les dents.



Une solution possible consiste à raccorder les deux vues axiales et radiales suivant un ou plusieurs axes. Pour s'affranchir de ce choix, il est possible de définir un anneau homogène à pertes équivalentes qui tient compte des encoches et de la denture [4]. L'étude radiale est effectuée avant l'étude axiale car les paramètres à déterminer sur la vue radiale sont moins nombreux. Les échanges

par l'axe de la machine conduisent à introduire un tenseur des coefficients de conductivité sachant que les échanges sont plus réduits dans le sens axial des tôles, isolées entre elles, que dans le sens radial, alors que le résultat est inverse pour les enroulements. Ainsi, l'étude 3D est avantageusement remplacée par deux études 2D dans deux plans perpendiculaires [4].

Les sources de chaleur du problème thermique dépendent directement du calcul de pertes. Au lieu de considérer une densité de perte constante, la connexion avec un programme spécifique de calcul des pertes en tout point, en fonction du champ magnétique et de la répartition réelle des courants, est possible. On calcule ainsi la distribution de pertes en tout point du maillage du problème électromagnétique puis, avec ce même maillage, on passe au calcul thermique en gardant cette distribution de pertes [4]

4.2.4.2 - Méthode nodale

Cette méthode de modélisation, très ancienne (1954) [4], consiste à ramener l'étude du comportement thermique à un schéma équivalent électrique en utilisant des résistances et des capacités thermiques [4], [60]. Les pertes constituent alors les sources de courant et le potentiel aux différents nœuds donne la température.

Nous rappelons sur le Tableau (3.1) l'analogie thermoélectrique [4].

TAB. 3.1 - Analogie thermoélectrique	
Grandeurs thermiques	Grandeurs électriques
Puissance calorifique	Courant électrique
Température	Tension
Conductance thermique	Conductance électrique
Capacité calorifique	Capacité électrique

En régime permanent, on détermine les températures aux nœuds en résolvant le système suivant [4] :

$$[G] * \{\theta\} = \{q\} \quad (3.1)$$

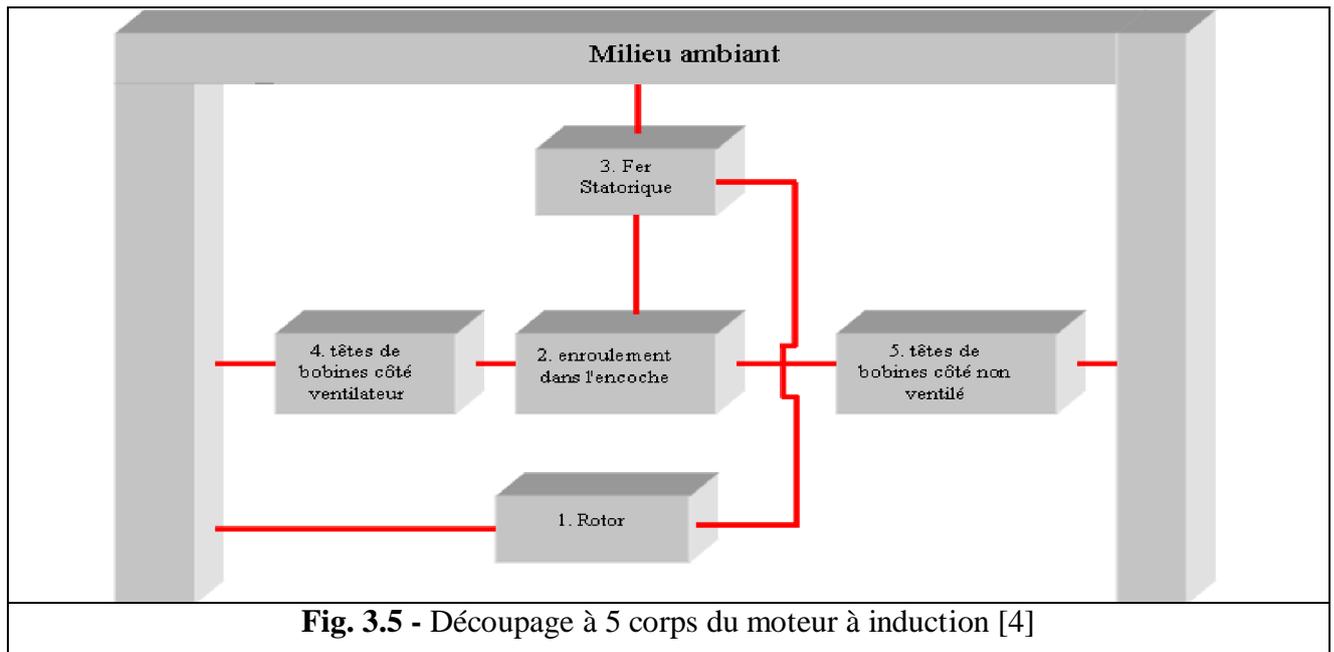
Où : [G] Est la matrice des conductances thermiques.

{ θ } Est le vecteur des températures inconnues.

{ q } Est le vecteur des sources de chaleur (pertes).

Au-delà de l'utilisation des éléments finis, on trouve aussi, dans la littérature, des modèles thermiques sous la forme de réseaux électriques équivalents (méthode nodal) [2]. Ceux-ci modélisent généralement l'ensemble de la machine avec des nœuds de température associés à chaque matériau utilisé [2], [60].

En toute première approximation, on peut schématiser la machine par un ou deux corps. Les modèles ainsi établis se prêtent à des calculs analytiques simples. Ils concernent surtout les actionneurs de petite taille (à courant continu ou synchrone à courant alternatif) où les pertes sont bien localisées [4]. Par contre, ils conviennent beaucoup moins aux machines asynchrones où les pertes sont davantage réparties entre stator et rotor. On utilise alors des modèles à 3 corps (bobinage statorique, fer statorique et rotor) [4] ou mieux encore, des modèles à 5 corps (Fig. 3.5), où l'on tient compte des têtes de bobines [4].



La figure (3.6) représente l'échange thermique dans une machine asynchrone fermée et auto ventilée, où dans chaque direction, un nombre bien défini de nœuds et de résistances thermiques est issu de la résolution analytique de l'équation de la chaleur en régime permanent.

Les pertes et les capacités thermiques (pour l'étude des régimes transitoires) sont injectées en ce nœud, ce qui permet d'écrire l'équation différentielle qui y correspond. En procédant ainsi pour chaque bloc, on obtient un système global d'équations qui traduit le comportement thermique global de la machine.

Les paramètres d'un modèle thermique sont obtenus à partir des dimensions et des propriétés physiques des matériaux constitutifs de la machine. On utilise pour cela des relations déduites de corrélations de résultats expérimentaux et théoriques que l'on trouve dans la littérature spécialisée [4].

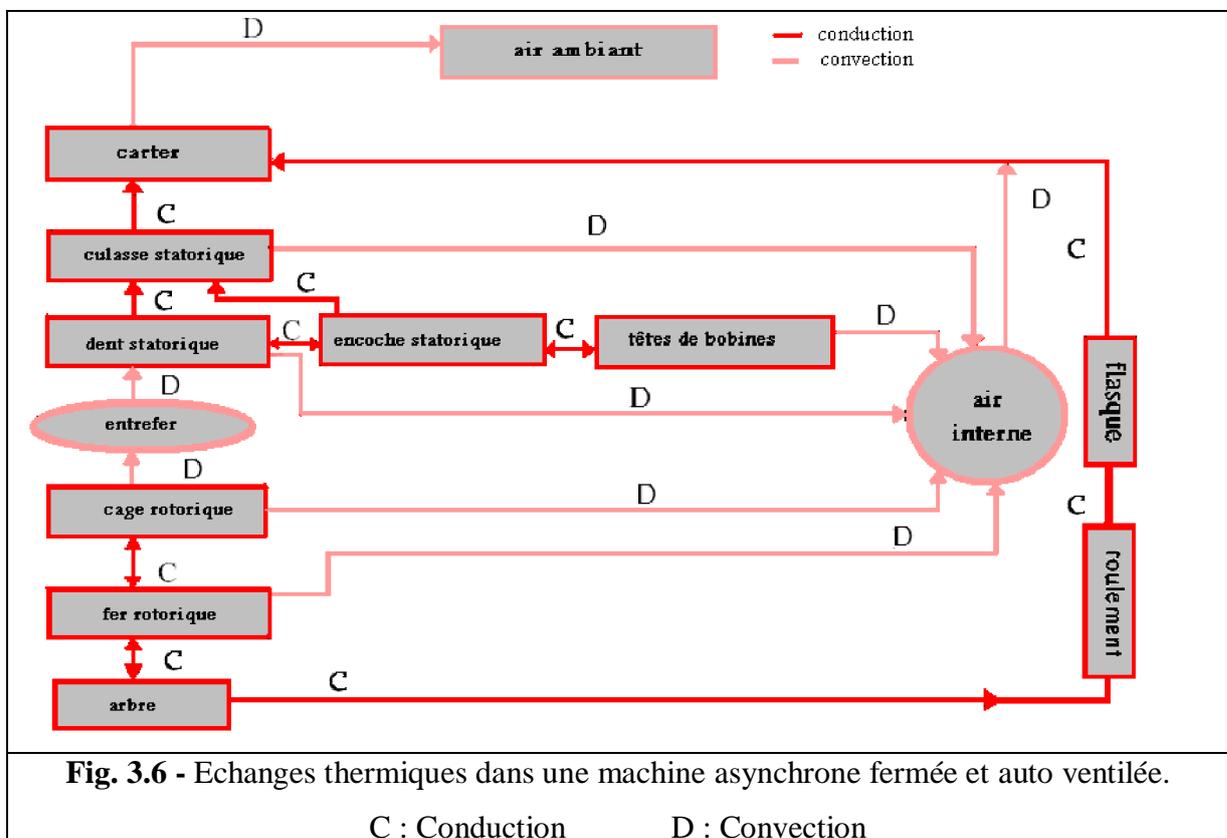
L'utilisation de modèles spécifiques dans les domaines de la thermique et de la mécanique des fluides permet actuellement de déterminer avec une meilleure précision certains paramètres, mais beaucoup d'incertitudes demeurent en raison de la géométrie complexe d'une machine électrique.

Des valeurs plus exactes ou des lois de variation plus justes peuvent être obtenues grâce à des mesures de températures [4].

La démarche consiste à réarranger le système (3.1) de sorte à ce que certains éléments de la matrice [G] deviennent les inconnues du problème. Connaissant les températures (mesurées) et les pertes, on peut théoriquement déduire les valeurs de ces conductances. Néanmoins, le nombre d'inconnues est souvent supérieur aux nombre de mesures disponibles et il est nécessaire de mener plusieurs campagnes de mesures correspondant à différents dégagements de chaleur. Le système d'équations devient ainsi surdéterminé et on utilise des méthodes de type SVD (Singular Value Decomposition) pour résoudre le problème [4].

Une autre approche consiste à déterminer aussi bien les capacités thermiques que les conductances thermiques en utilisant des méthodes d'optimisation et d'identification basées sur les moindres carrés [69]. Ce modèle d'identification de type "entrée-sortie" est très attractif, néanmoins, il est nécessaire de lancer le calcul avec des valeurs initiales proche des valeurs finales ce qui impose de revenir au calcul de conductances thermiques par les moyens classiques [4].

Notons, enfin, qu'un simple réajustement des paramètres par comparaison des températures mesurées et calculées pour un point de fonctionnement suffit pour avoir une bonne prédiction de la température sur une large plage de fonctionnement [4].



Pour résumer l'identification de ce modèle est donc réalisée soit par éléments finis, soit par un grand nombre de points de mesure de température au sein de la machine. Ces modèles sont généralement très détaillés (fig.3.7) [2].

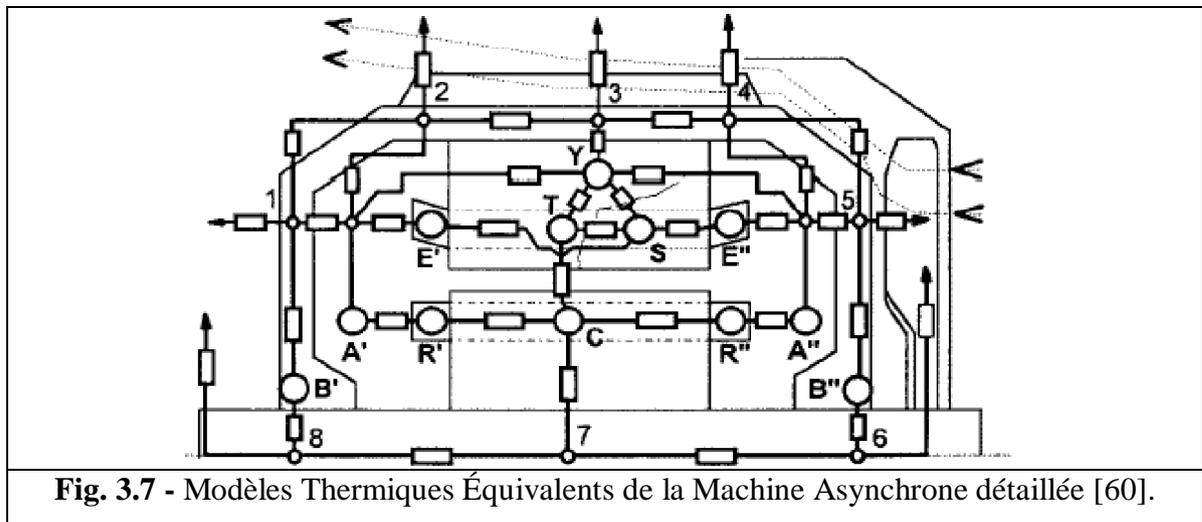


Fig. 3.7 - Modèles Thermiques Équivalents de la Machine Asynchrone détaillée [60].

Les modèles peuvent être très fins (quelques centaines de nœuds) [4], mais les temps de résolution sont alors importants. Une méthode de réduction de ces modèles par la théorie des réseaux, incluant deux étapes d'optimisation des réponses dynamiques pour le choix des nœuds à conserver et pour la valeur de certains éléments du modèle réduit est envisagée [4].

Cette réduction permet de passer d'un réseau thermique équivalent de 1200 nœuds à un modèle comportant seulement 10 nœuds [4].

Cependant, lorsque la distribution complète de la température n'est pas nécessaire, l'utilisation de modèles avec des nœuds de température représentant des sous-ensembles importants de la machine et des paramètres globaux est intéressant (figure 3.8) [50], [2].

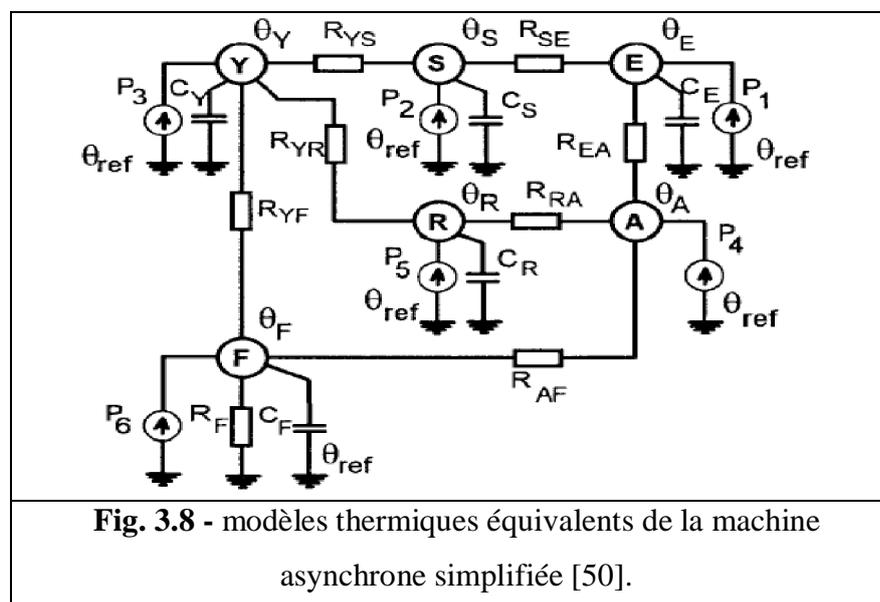


Fig. 3.8 - modèles thermiques équivalents de la machine asynchrone simplifiée [50].

Nous pourrions observer six zones caractéristiques :

(S) section d'enroulement de fente de stator; (E) extrémité de section d'enroulement de stator; (Y) stator encoche et dents; (R) rotor ; (A) côté d'espace d'air ; (F) cadre de stator [50].

On note que :

P1 : pertes en cuivre dans la fente du stator ; P2 : pertes en cuivre dans l'extrémité des sections du stator ; P3 : pertes dans le joug de fer du stator ; P4 : partie des pertes de frottement dissipé dans l'espace à côté air (A) ; P5: pertes de cuivre de rotor ; P6: partie de pertes de frottement mécaniques dissipé [50].

Le modèle simplifié présenté sur la figure (3.8) possède tout de même 19 paramètres et 6 nœuds de températures ce qui reste inexploitable dans notre cas. En revanche, on entrevoit la possibilité de réduire petit à petit le modèle en deux sous-ensembles comme le stator et le rotor afin de simplifier l'exploitation de ces modèles complexes [2].

Une combinaison d'un modèle éléments finis 3D au rotor et d'un réseau thermique équivalent au stator permet d'incorporer commodément les effets convectifs dans l'entrefer [4].

3.2.5 - Modèles de complexité intermédiaire pour le temps réel

L'aboutissement à un modèle exploitable en temps réel est possible de différentes manières. La littérature évoque différentes possibilités. La première, entrevue dans le paragraphe précédent, consiste à simplifier un modèle complexe afin de diminuer le nombre de nœuds de température et le nombre de paramètres associés en regroupant les différents éléments constitutifs de la machine sous la forme de sous-ensembles [2].

La seconde méthode repose sur une réflexion sur les constantes de temps. Ainsi, nombreux sont ceux qui modélisent les sous-ensembles qui les intéressent par une capacité thermique et une résistance thermique. Dans ce cas, les modèles utilisés ne reproduisent pas l'ensemble des phénomènes globaux au sein de la machine mais sont suffisants et adaptés à une approche en temps réel pour une application spécifique [41].

C'est dans l'objectif de cette application que les modèles sont réalisés et étalonnés. Chaque modèle est adapté à une machine, à une application, avec des points de mesure particuliers comme on peut le constater dans [36].

Un exemple simple (Fig.3.9) consiste en l'estimation d'une température globale au sein de la machine sur la base de deux mesures simples : la mesure des températures ambiante et de la carcasse de la machine [61]. Il est évident que ce modèle a été élaboré dans cette optique unique en considérant des réponses exponentielles. Il n'est pas adapté pour donner la température du bobinage au stator dans les têtes de bobines, par exemple.

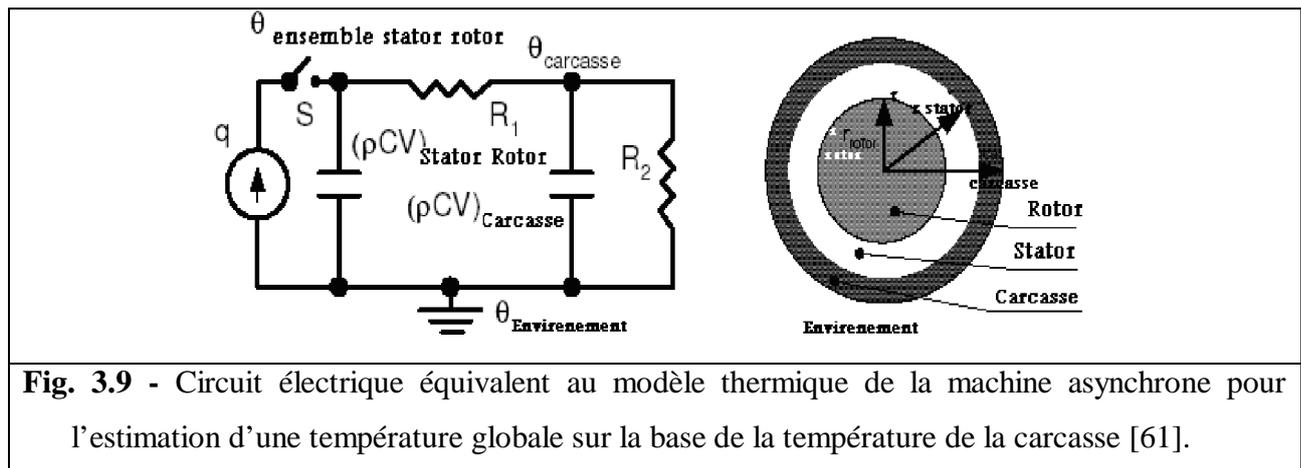


Fig. 3.9 - Circuit électrique équivalent au modèle thermique de la machine asynchrone pour l'estimation d'une température globale sur la base de la température de la carcasse [61].

Dans l'optique d'établir un lien entre la température au stator et la température au rotor, on peut trouver différents modèles utilisables. [41], [46], [62] et [63] présentent des modèles simples qui mettent en valeur les deux sous-ensembles stator et rotor et permettent un lien évident entre les températures associées (fig. 3.10).

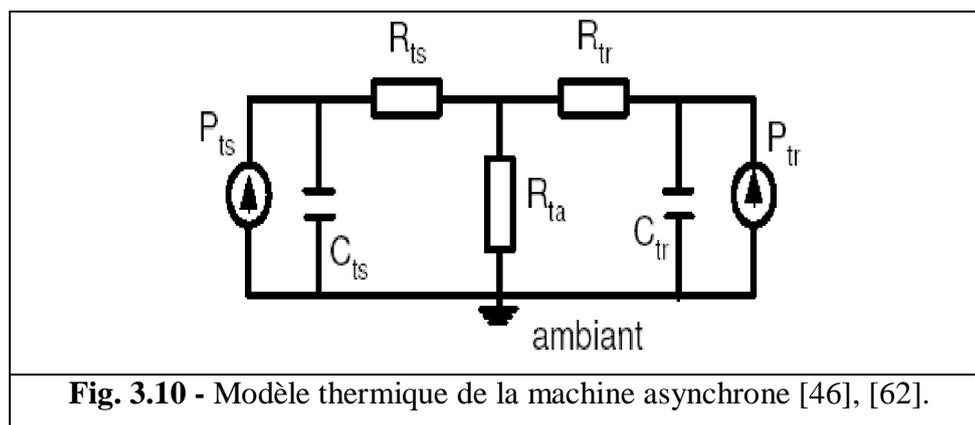


Fig. 3.10 - Modèle thermique de la machine asynchrone [46], [62].

Les éléments à identifier sont deux capacités et trois résistances thermiques. En fait, il n'est pas possible de trouver un modèle plus simple mettant en jeu les températures qui nous intéressent. En revanche l'identification des paramètres du modèle est très délicat à cause des différents périphériques associés tel que un variateur de fréquence, capteurs de vitesse et températures, carte d'acquisition, condition de l'environnement,

De plus, un soin particulier doit être pris concernant la fermeture des volets des fenêtres ou encore des portes. Une femme de ménage qui provoque des courants d'air peut fausser des heures de mesures... [2].

Le modèle présenté dans [9] est basé sur la théorie de dissipation de puissance, de transfert de chaleur et du taux de croissance de la température au stator et au rotor, en prenant en compte l'effet de la vitesse sur les échanges. Les équations composant ce modèle sont insérées directement dans un filtre de Kalman comme nous comptons le faire.

3.3 - EXPLOITATION DE LA VARIATION DES RÉSISTANCES AVEC LA TEMPÉRATURE

Le lien entre la variation de température et la variation de la valeur de la résistance n'est plus à démontrer. De nombreux articles exploitent ce phénomène dans des objectifs différents :

∅ Le premier point de vue se rapproche de notre application puisqu'il cherche à réaliser une surveillance thermique de la machine en exploitant l'identification de la résistance au rotor ou au stator, voire des deux [31], [55], [56] et [50]. L'article [50] apporte d'ailleurs une importante contribution à cette application en montrant clairement que la valeur de la résistance est fonction de la température moyenne au sein des bobinages dont on identifie la résistance ; Cette température moyenne étant, par définition, combinaison linéaire des températures au sein des têtes de bobines d'un coté et des encoches de l'autre.

∅ Le second point de vue, rencontré dans [46], consiste à surveiller les variations de valeur de résistance au rotor, au sein d'un modèle électrique afin de mettre à jour les paramètres d'un modèle thermique évolutif.

∅ Une dernière application consiste en l'utilisation d'une mesure continue de la température au sein de la machine, afin de mettre à jour les valeurs des résistances du modèle électrique dans le cadre particulier d'une commande adaptative.

Finalement, une question qui subsiste réside dans la valeur des coefficients de variation thermique de ces résistances. On connaît, bien entendu, les valeurs théoriques associées au cuivre et à l'aluminium pur [64], mais les matériaux utilisés dans les machines électriques sont des alliages dont il est difficile d'obtenir la formule exacte. On se base alors sur des étalonnages des modèles afin de coller, au mieux, aux courbes expérimentales [50].

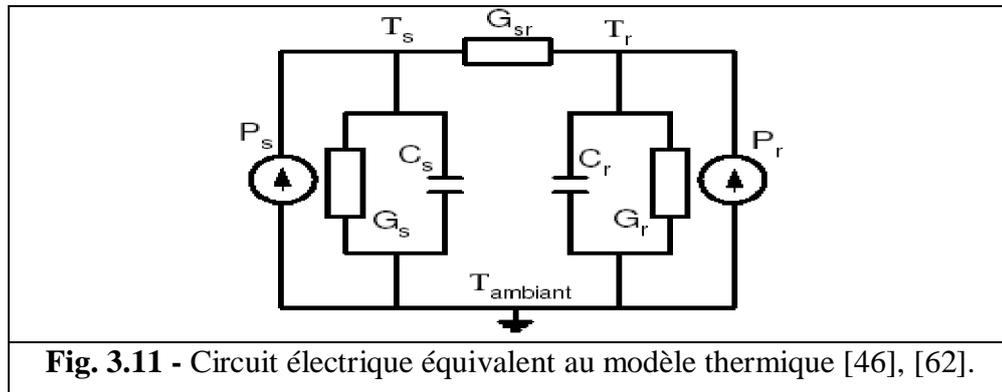
3.4 – CIRCUIT ÉLECTRIQUE ÉQUIVALENT AU MODÈLE THERMIQUE

Au vu de l'état de l'art précédent, nous avons cherché un modèle simple, applicable en temps réel et fournissant un lien explicite entre la température au stator et la température au rotor en opposition à la figure (3.9), par exemple. On rappelle que le choix d'observer les deux températures a été réalisé du fait de l'estimation des deux résistances au rotor et au stator. L'objectif final étant à la fois l'estimation des deux températures mais aussi l'observabilité permanente de ces deux températures.

Le modèle de la figure (3.10), en fonction de ces contraintes, est issu de [63]. Cependant, il fait l'objet de nombreux travaux puisque il est équivalent, suite à une transformation π / T , au modèle utilisé dans [41], [46], [62], visible sur la figure (3.11).

Ce modèle est issu d'une simple réflexion concernant les réponses en exponentielles des températures et les principaux sous-ensembles qui constituent la machine. Il semble adapté à notre

problème et il nous faut, maintenant, déterminer les paramètres qui le composent. [36] fait une excellente présentation du rôle de ces paramètres et de la façon de les identifier.



3.4.1 - Interprétation physique des paramètres du modèle [36]

Les températures T_s , T_r et T_a ($^{\circ}\text{C}$) sont respectivement la température moyenne, au stator, au rotor et ambiante. Ces températures peuvent être déduites d'une mesure unique en un point judicieux ou encore la résultante d'un calcul de moyenne ou d'une combinaison linéaire réfléchie comme on l'a évoqué dans l'état de l'art. Ces choix se font en fonction de l'application souhaitée. Ces trois variables sont d'une importance capitale pour notre application : elles représentent le lien entre le modèle électrique, puisqu'elles rentrent dans l'expression des résistances, et le modèle thermique, puisqu'elles sont issues des mesures que nous réalisons afin de vérifier notre méthode de diagnostic.

$\emptyset C_s$ et C_r ($J/^{\circ}\text{C}$) représentent les capacités thermiques du stator et du rotor, respectivement. Elles représentent la manière avec laquelle ces sous-ensembles vont stocker l'énergie. La capacité thermique, de manière générale, est responsable du comportement transitoire de la température.

$\emptyset G_s$, G_r et G_{sr} ($\text{W}/^{\circ}\text{C}$) sont respectivement les conductances thermiques entre le stator et l'ambiant, le rotor et l'ambiant et entre le stator et le rotor. La conductance thermique, de manière générale, est définie relativement aux transferts thermiques. Elle est supposée indépendante de la température. Les conductances thermiques modélisent la manière dont les flux de chaleur vont pouvoir progresser entre les différents éléments par conduction, convection et radiation [65] : depuis les bobinages stator vers la surface extérieure de la carcasse pour G_s , depuis les barres en aluminium de la cage au rotor vers la surface extérieure de la carcasse ou encore la partie externe de l'axe du rotor pour G_r , entre le bobinage stator et les barres en aluminium de la cage rotor, au travers de l'entrefer pour G_{sr} . Les conductances thermiques dépendent donc des vitesses de rotation de la cage rotor et du ventilateur externe. Les conductances thermiques sont responsables de l'équilibre qui réside entre les trois températures observées au régime permanent thermique.

$\emptyset P_s$ et $P_r (W)$ représentent les sources de puissance calorifique respectivement au stator et au rotor. Elles englobent les pertes Joule totales au sein des trois phases mais aussi les pertes fer ainsi que les pertes par frottement qui résultent en la création de chaleur. Une partie de ces pertes va donc être croissante avec la fréquence d'alimentation de la machine comme on l'a vu dans la partie consacrée à la présentation des pertes fer.

Finalement, l'association de ces paramètres donne le modèle que nous comptons utiliser. Celui-ci est élaboré en considérant la réponse exponentielle des températures à un créneau de puissance en entrée. Les constantes de temps mises en jeu dépendent finalement des valeurs de la capacité thermique et de la conductance thermique et donc de la vitesse de la machine.

A. Transfert de chaleur par conduction [4]

La conduction thermique est un transfert de chaleur à travers un milieu matériel sans déplacement de matière. La chaleur se propage suivant des lignes de flux orthogonales à des surfaces isothermes. La loi de Fourier permet de relier la densité du flux de chaleur au gradient de température

$$\vec{q} = -k \text{grad} \theta \quad (3.2)$$

Avec : q : la densité du flux de chaleur

k : conductivité thermique

θ : température.

B. Résistance thermique [4]

La résistance thermique d'un composant caractérise l'augmentation de température occasionnée par la puissance dissipée.

La loi de Fourier (3.2) est analogue à la loi $\vec{j} = -\sigma \text{grad} V$ de l'électrocinétique. On peut donc définir des tubes de flux thermique de "résistance thermique" :

$$R_m = \frac{e}{k S} \quad (3.3)$$

Avec :

e : et la longueur du trajet du flux de chaleur

S : la section traversée par le flux de chaleur.

C. Transfert de chaleur par convection [4]

Il s'agit d'un transport de chaleur dû au mouvement d'un fluide de température moyenne θ_m au contact d'un solide de température θ_s . La loi de Newton permet de relier la densité du flux de chaleur q à la différence de température entre les deux milieux par la relation :

$$q = h(\theta_s - \theta_m) \tag{3.4}$$

Avec : h est le coefficient d'échange par convection.

La convection peut être de deux natures :

- elle est dite forcée lorsque le mouvement du fluide est obtenu volontairement au moyen d'une source de pression ou de débit.
- elle est dite libre ou naturelle lorsque c'est la variation de la masse volumique du fluide par élévation de sa température qui produit le mouvement et donc l'échange de chaleur.

D. Transfert de chaleur par Rayonnement [40]

C'est l'échange d'énergie par le biais d'un rayonnement électromagnétique considéré du point de vue thermique c'est-à-dire comme un flux de chaleur :

$$q = \epsilon_e \cdot \sigma_b \cdot (T^4 - T_a^4) \cdot n \tag{3.5}$$

Avec : ϵ_e Permittivité, σ_b Constante de Boltzman, n Vecteur unitaire normal.

La longueur d'onde de ce rayonnement se situe en général entre 1mm et 0,1µm c'est à dire des infrarouges et jusqu'aux ultraviolets proches. On note que le transfert de chaleur se fait essentiellement par conduction thermique des parties actives internes vers le milieu ambiant où la chaleur est cédée par convection et rayonnement [63], [4].

Le roulement étanche à billes est le type de roulement le plus utilisé dans les machines électriques fermées. A cause de sa géométrie particulière, de sa rotation lors de son fonctionnement et de la présence de contacts mal définis entre billes et lubrifiant (de la graisse généralement), il devient difficile de déterminer une conductivité équivalente. Certains travaux comme par exemple [4], proposent des formules pour calculer la résistance thermique équivalente des roulements. Celle-ci est fonction de la vitesse de rotation et déterminée par validation du modèle [4].

3.4.2 - Mise en équation du modèle

La mise en équation du modèle de la figure (3.11) et avec un jeu mathématique simple on obtient le système suivant :

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta}_s \\ \dot{\theta}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{G_s + G_{sr}}{C_s} & \frac{G_{sr}}{C_s} \\ \frac{G_{sr}}{C_r} & \frac{G_r + G_{sr}}{C_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_s \\ \theta_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{C_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_s \\ P_r \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

De plus, on a vu, dans le paragraphe précédent que les conductances thermiques englobaient les phénomènes de conduction, convection et de radiation. Considérant les températures mises en jeu

au sein des machines électriques, la transmission de chaleur par radiation est négligeable [40], [63], [4]. La conduction est représentée par une valeur G_{x0} de chaque conductance, lorsque la vitesse est nulle. En première approximation, la contribution de la convection, due à l'action des ventilations interne et externe (figure 2.3) de chapitre2, peut être représentée par un terme proportionnel à la vitesse mécanique [9], [63] :

$$\begin{aligned} G_{sr}(\omega_m) &= G_{sr0}(1 + b_{sr} \omega_m) \\ G_s(\omega_m) &= G_{s0}(1 + b_s \omega_m) \\ G_r(\omega_m) &= G_{r0}(1 + b_r \omega_m) \end{aligned} \quad (3.7)$$

Il reste à exprimer les pertes au stator et au rotor.

3.4.3 - Détermination des pertes

Les différentes pertes sont localisées dans les parties massives de la machine, Les pertes Joule sont présentes au niveau des enroulements statoriques et de la cage rotorique, Les circuits magnétiques rotorique et statorique sont le siège de pertes fer et Les pertes mécaniques sont dues au frottement dans les paliers, au frottement de l'air dans l'entrefer (pertes aérodynamiques) et à la ventilation car il faut prélever de la puissance mécanique pour entraîner le ventilateur monté en bout d'arbre [4].

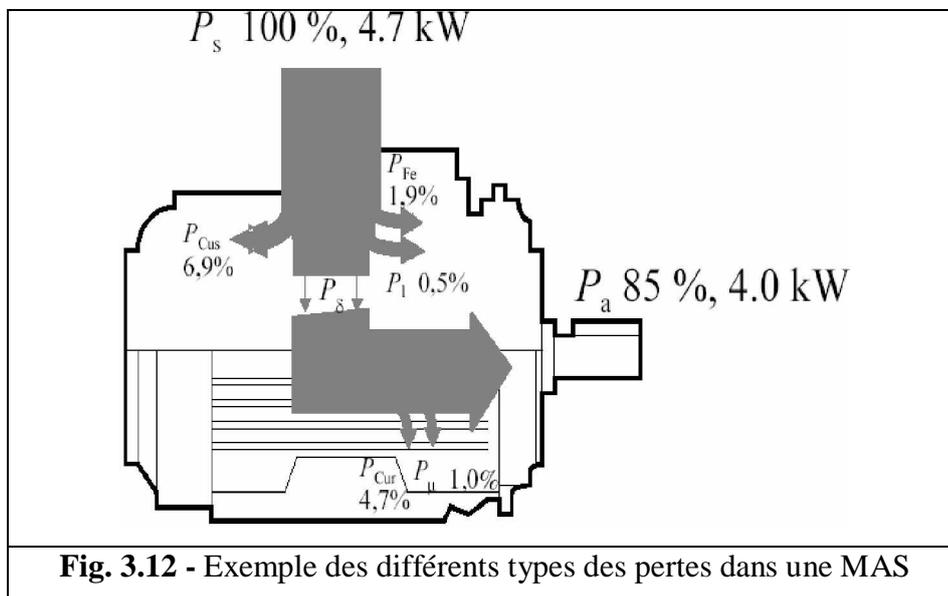
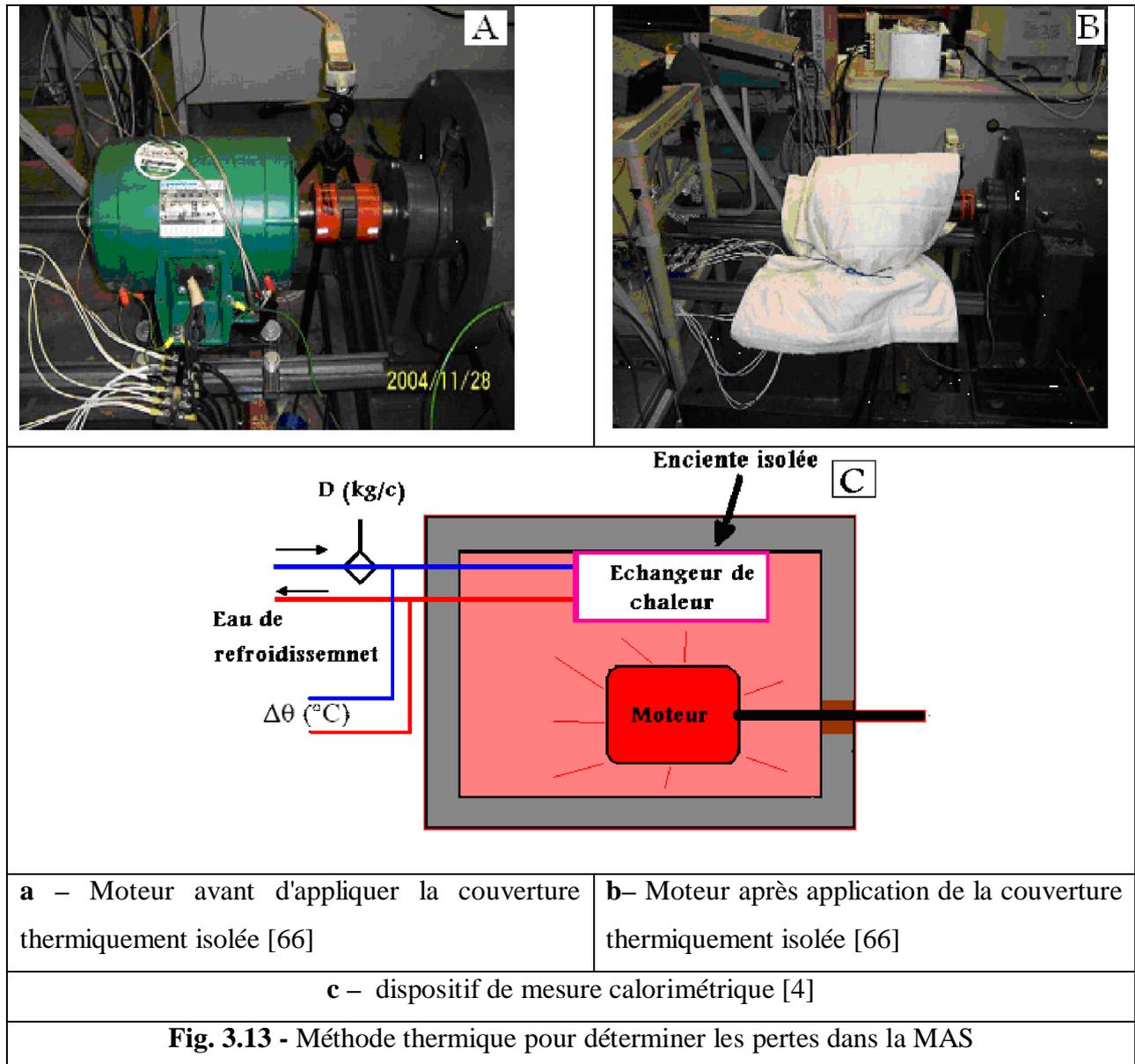


Fig. 3.12 - Exemple des différents types des pertes dans une MAS

a - méthode thermique

La méthode thermique de détermination des pertes est utilisée lorsque les méthodes classiques ne conduisent pas à une précision suffisante en raison des formes d'ondes et des bandes passantes des appareils de mesure.

Pour déterminer les pertes dans une machine électrique, il est normalement nécessaire de recourir à une infrastructure complexe qui consiste à placer cette machine dans une enceinte isolée et mesurer l'énergie calorifique évacuée par le système de refroidissement [4].



Cette méthode, dite aussi "méthode calorimétrique", est très lente et présente des difficultés liées à l'existence de pertes de chaleur aux parois de l'enceinte (qui emmagasinent de l'énergie calorifique) et au contact arbre-parois (défaut d'isolement).

$$P_{cal} = C_p D \Delta\theta \quad (3.8)$$

Où P_{cal} : représente la puissance calorifique, C_p : est la capacité calorifique de l'eau de refroidissement, D : est le débit massique d'eau, $\Delta\theta$: est la différence de température entre l'entrée et la sortie de l'échangeur

b - méthodes classiques

Les pertes au stator et au rotor, sont dues aux pertes Joule, aux pertes fer et aux pertes mécaniques que nous négligerons. Les pertes Joule totales s'expriment en fonction du courant efficace I :

$$P_j = 3R I^2 \quad (3.9)$$

Selon que l'on travaille sur la machine à cage ou à rotor bobiné, les conducteurs au rotor sont soit constitués d'aluminium, soit de cuivre contrairement aux conducteurs au stator qui sont toujours en cuivre. On peut ainsi exprimer les résistances rotor et stator en fonction de la température au rotor θ_r et au stator θ_s de la manière suivante [2], [63]:

$$R_s = R_s (1 + \alpha_s (\theta_s - \theta_{sRef})) \quad (3.10)$$

$$R_r = R_r (1 + \alpha_r (\theta_r - \theta_{rRef})) \quad (3.11)$$

Et l'expression des pertes Joule devient alors :

$$\begin{aligned} P_{js} &= 3R_s (1 + \alpha_s (\theta_s - \theta_{sRef})) I^2 \\ P_{jr} &= 3R_r (1 + \alpha_r (\theta_r - \theta_{rRef})) I^2 \end{aligned} \quad (3.12)$$

En ce qui concerne l'expression des pertes fer, celles-ci sont dues aux pertes par hystérésis, proportionnelles à la fréquence, et aux pertes par courant de Foucault, proportionnelles au carré de la fréquence. En considérant les pulsations, on obtient [63] :

$$\begin{cases} P_{fs} = k_{Hs} \omega_s + k_{Fs} \omega_s^2 \\ P_{fr} = k_{Hr} \omega_r + k_{Fr} \omega_r^2 \end{cases} \quad (3.13)$$

Ce qui donne finalement les expressions détaillées des pertes suivantes [63], [2]:

$$\begin{cases} P_s = P_{js} + P_{fs} = 3R_s (1 + \alpha_s (\theta_s - \theta_{sRef})) I_s^2 + k_{Hs} \omega_s + k_{Fs} \omega_s^2 \\ P_r = P_{jr} + P_{fr} = 3R_r (1 + \alpha_r (\theta_r - \theta_{rRef})) I_r^2 + k_{Hr} \omega_r + k_{Fr} \omega_r^2 \end{cases} \quad (3.14)$$

3.7 - PRÉSENTATION DU MODÈLE CHOISI

Le modèle présenté dans [9] est basé sur la théorie de dissipation de puissance, de transfert de chaleur et du taux de croissance de la température au stator et au rotor, en prenant en compte l'effet de la vitesse sur les échanges. Les équations composant ce modèle sont insérées directement dans un filtre de Kalman comme nous comptons le faire.

3.5.1 - Hypothèse et équations de dissipation thermique [9]

Bien que la machine soit faite de matériaux de nature différente : cuivre, fer, aluminium, isolations, etc. et avec les géométries diverses, pour ceci, il soit considéré en tant que division en deux parties homogènes [9] : stator et rotor. L'une température représentative de chacun de eux est recherchée, pour déterminer la valeur mise à jour de leurs résistances électriques, à chaque instant, pour l'exécution dans le transitoire ou équilibré [63].

Le modèle thermique est dérivé en considérant de la dissipation de puissance, le transfert thermique et le taux d'élévation de la température dans le stator et le rotor. Les pertes de puissance de stator incluent des contributions des pertes de cuivre et des pertes fer dépendantes de fréquence [9].

$$PL_1 = (i_{ds}^2 + i_{qs}^2)R_1 + k_{ir}\omega_r^2 \quad (3.15)$$

Où : k_{ir} est le constante de perte de fer.

Les pertes de puissance de rotor sont dominées par la contribution de perte de cuivre si le moteur est actionné à une valeur basse de glissement, ainsi [9]:

$$PL_2 = (i_{dr}^2 + i_{qr}^2)R_2 \quad (3.16)$$

La chaleur est transmise par le stator et le rotor par conduction, et de eux à l'air par un effet combiné de la conduction et de la convection, avec la prédominance de ce dernier. Entre le stator et rotor la transmission est effectuée fondamentalement par la conduction par l'entrefer [63].

Dans ce travail on considérera que la transmission de chaleur entre chaque deux des trois parties en lesquelles le système a été divisé (stator, rotor et environnement), est effectuée par un mécanisme combiné de la conduction et de la convection [63]. De manière général $\Delta Q = G \Delta\theta$ où ΔQ est la chaleur d'échange, G est la conductibilité thermique entre les deux pièces, et $\Delta\theta$ est la différence de la température entre elles.

Les pertes énergie électrique produites dans le stator et le rotor sont transformées en chaleur, une partie est utilisé pour modifier leurs températures par leur capacités de stockage de chaleur (C_s, C_r), Le reste est transféré à l'environnement par leurs conductances (G_s, G_r), et entre eux par la conductibilité commune ($G_{sr} = G_{rs}$) [63].

Une représentation simple de l'écoulement de la chaleur supposée est donnée dans la figure (3.14) L'écoulement de la chaleur du rotor est directement à l'air de refroidissement avec le coefficient de transfert thermique k_2 , ou à travers la hauteur de fuite au stator avec le coefficient de transfert thermique k_3 [9].

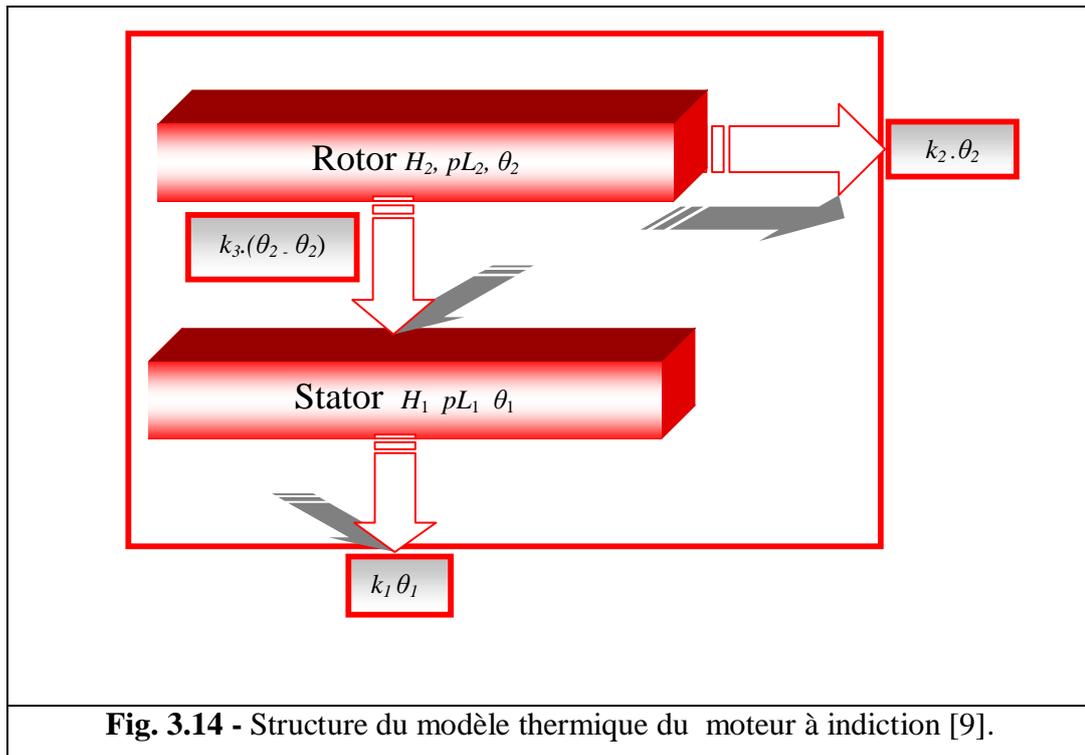


Fig. 3.14 - Structure du modèle thermique du moteur à induction [9].

Où : H_1 , H_2 sont respectivement les capacités thermiques du stator et du rotor.

$$PL_2 = k_2 \theta_2 + H_2 p \theta_2 + k_3 (\theta_2 - \theta_1) \quad (3.17)$$

L'écoulement de la chaleur du stator est directement à l'air de refroidissement, avec le coefficient de transfert thermique k_1 [9].

$$PL_1 = k_1 \theta_1 + H_1 p \theta_1 - k_3 (\theta_2 - \theta_1) \quad (3.18)$$

On a assumé que la cotisation de la convection (particulièrement par l'effet de ventilateur) est reflétée par un coefficient k_ω , qui affecte la valeur de la conductibilité k , et varie linéairement avec la vitesse de moteur ω . Si k_o est la conductibilité thermique pour $\omega = 0$, nous obtenons [63], [9] :

$$k_1 = k_{10} (1 + k_{1\omega} \omega_r) \quad (3.19)$$

$$k_2 = k_{20} (1 + k_{2\omega} \omega_r) \quad (3.20)$$

$$k_3 = k_{30} (1 + k_{3\omega} \omega_r) \quad (3.21)$$

Où :

k_{10} , k_{20} et k_{30} sont les coefficients de transfert de puissance thermiques à vitesse nulle, mais $k_{1\omega}$, $k_{2\omega}$ et $k_{3\omega}$ représentent la variation de transfert de puissance thermique avec la vitesse non nulle.

3.5.2 - Équations des températures

La Substitution des équations.19 et 20 dans les équations.17, 18, 21, 22, 23 et le réarrangement rapportent les équations thermiques d'état pour le stator et pour le rotor suivantes [9] :

$$\left. \begin{aligned} p\theta_1 &= \frac{R_{10}(1+\alpha_1\theta_1)}{H_1}(i_{ds}^2 + i_{qs}^2) + \frac{k_{ir}\omega_r}{H_1} - \frac{k_{10}(1+k_{10}\omega_r)}{H_1}\theta_1 + \frac{k_{30}(1+k_{30}\omega_r)}{H_1}(\theta_1 - \theta_2) \\ p\theta_2 &= \frac{R_{20}(1+\alpha_2\theta_2)}{H_2}(i_{dr}^2 + i_{qr}^2) - \frac{k_{20}(1+k_{20}\omega_r)}{H_2}\theta_2 - \frac{k_{30}(1+k_{30}\omega_r)}{H_2}(\theta_1 - \theta_2) \end{aligned} \right\} \quad (3.22)$$

3.6 - MODÈLE D'ÉTAT

L'ensemble des équations précédentes (2.10) à (2.13) exprime le comportement électrique et mécanique de la MAS et (3.22) exprime le comportement thermique; nous donne le modèle d'état suivant:

$$\left. \begin{aligned} pi_{ds} &= -\frac{R_{10}L_2}{\delta}i_{ds} + \frac{L_m^2\omega_r}{\delta}i_{qs} + \frac{R_{20}L_m}{\delta}i_{dr} + \frac{L_2L_m\omega_r}{\delta}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{ds}}{\delta}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2L_m i_{dr}}{\delta}\theta_2 + \frac{L_2V_{ds}}{\delta} \\ pi_{qs} &= -\frac{L_m^2\omega_r}{\delta}i_{ds} - \frac{R_{10}L_2}{\delta}i_{qs} - \frac{L_2L_m\omega_r}{\delta}i_{dr} + \frac{R_{20}L_m}{\delta}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{qs}}{\delta}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2\theta_2L_m i_{qr}}{\delta} + \frac{L_2V_{ds}}{\delta} \\ pi_{dr} &= \frac{R_{10}L_m}{\delta}i_{ds} - \frac{L_1L_m\omega_r}{\delta}i_{qs} - \frac{R_{20}L_1}{\delta}i_{dr} - \frac{L_1L_2\omega_r}{\delta}i_{qr} + \frac{R_{10}\alpha_1L_m i_{ds}}{\delta}\theta_1 - \frac{R_{20}\alpha_2L_1 i_{dr}}{\delta}\theta_2 + \frac{L_mV_{qs}}{\delta} \\ pi_{qr} &= -\frac{L_1L_m\omega_r}{\delta}i_{ds} - \frac{R_{10}L_2}{\delta}i_{qs} - \frac{L_1L_2\omega_r}{\delta}i_{dr} + \frac{R_{20}L_1}{\delta}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{qs}}{\delta}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2L_1 i_{qr}}{\delta}\theta_2 + \frac{L_mV_{qs}}{\delta} \\ p\omega_r &= \frac{PL_m(i_{qs}i_{dr} - i_{qr}i_{ds})}{j} - \frac{b}{j}\omega_r - \frac{T_L}{j} \\ p\theta_1 &= \frac{R_{10}(1+\alpha_1\theta_1)(i_{ds}^2 + i_{qs}^2)}{H_1} + \frac{k_{ir}\omega_r^2}{H_1} + \frac{(k_{30}(1+k_{30}\omega_r) - k_{10}(1+k_{10}\omega_r))}{H_1}\theta_1 - \frac{k_{30}(1+k_{30}\omega_r)}{H_1}\theta_2 \\ p\theta_2 &= \frac{R_{20}(1+\alpha_2\theta_2)(i_{dr}^2 + i_{qr}^2)}{H_2} - \frac{k_{30}(1+k_{30}\omega_r)}{H_2}\theta_1 + \frac{(k_{30}(1+k_{30}\omega_r) - k_{20}(1+k_{20}\omega_r))}{H_2}\theta_2 \end{aligned} \right\} \quad (3.23)$$

3.6.1 - Validation du modèle

a - Stratégie de validation en pratique

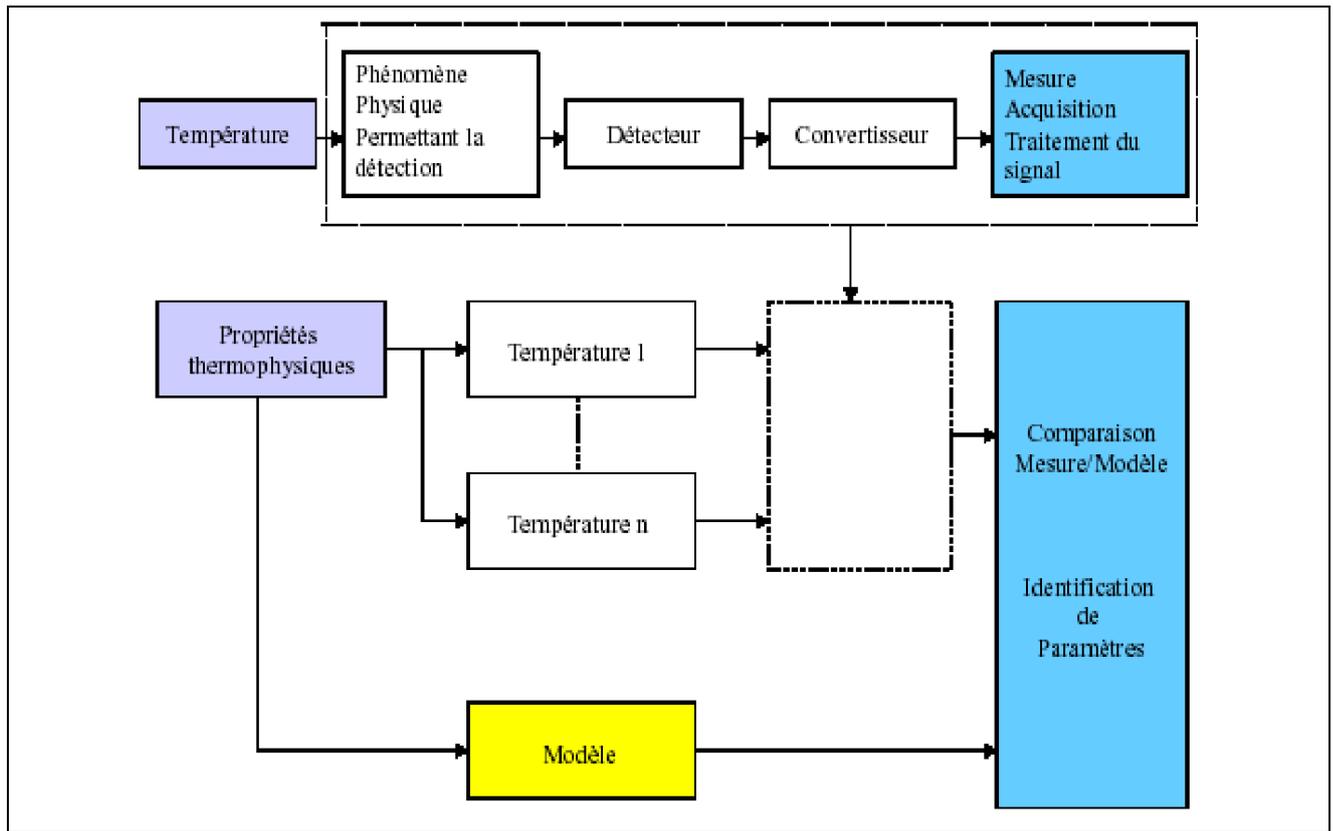


Fig. 3.15 - Processus de validation des résultats de simulation [67].

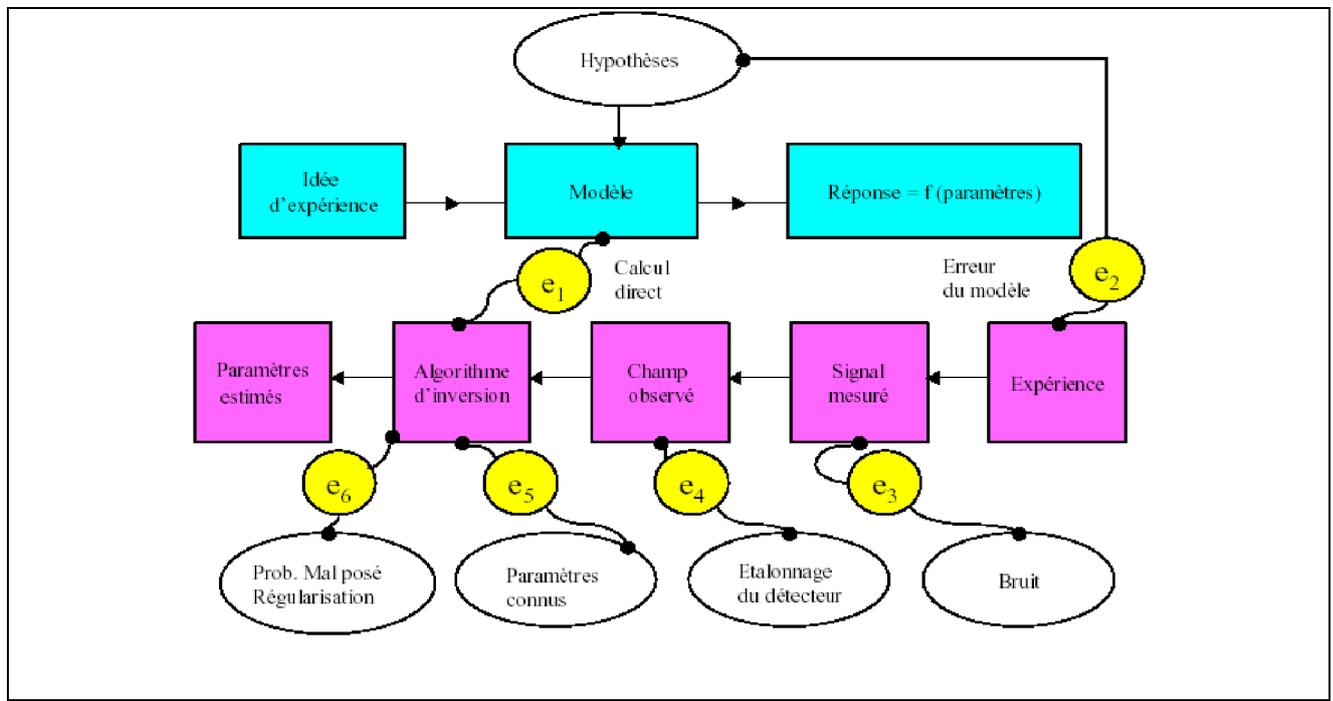


Fig. 3.16 - Causes d'erreur dans l'estimation des paramètres [67].

b - Validation Par simulation

Pour vérifier la qualité du modèle thermique proposé par simulation, la simulation a été

effectuée ainsi que les équations qui définissent le comportement électrique, dynamique et thermique du moteur (Fig. 3.17). La simulation a été mise en application dans MATLAB/SIMULINK, et les mêmes conditions de la source (amplitude et fréquence), vitesse, charge et la température d'environnement qui a eue lieu dans les essais ont été reproduites [63].

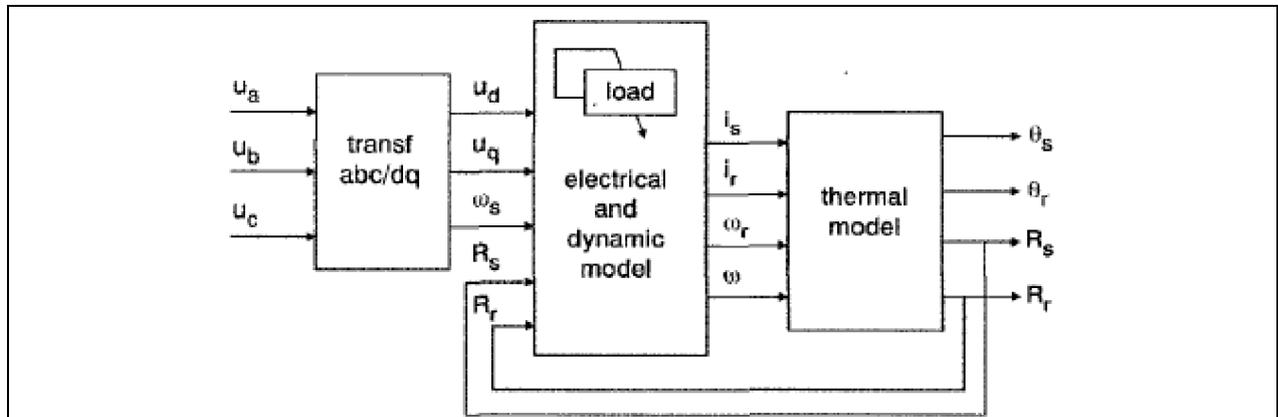


Fig. 3.17 - Modèle de moteur (Dynamique, électrique et thermique) pour la simulation [9].

Afin d'évaluer les performances de notre modélisation thermique et par conséquent les performances du système d'entraînement global, nous avons soumis notre système à des tests de simulation.

3.7 - RÉSULTAT DE SIMULATION

3.7.1 - Essais à fréquence constante 50Hz.

3.7.1.1 - Démarrage et arrêt à vide.

L'évolution de l'échauffement au cours du temps se fait d'après l'équation [10], [26] :

$$mc \frac{d\theta}{dt} + KS\theta = P \quad (3.24)$$

- m : masse de la machine (en kg) ;
- c : chaleur massique (en J/° C/kg) ;

On note $\theta = T - T_a$, l'échauffement, T : température de la machine ; - T_a : température ambiante.

- K : coefficient de dissipation thermique ($W/°C/m^2$), dépend des matériaux constituant la machine ;
- S : surface de dissipation (surface en contact avec l'air) ;
- P : puissance dissipée (en W) ;

C'est une équation différentielle linéaire du premier ordre dont la solution avec la condition initiale $\theta(0) = 0$ est :

$$\theta(t) = \theta_m (1 - e^{-\frac{t}{\tau}}) \tag{3.25}$$

$\tau = \frac{mc}{KS}$: Constante de temps thermique ;

$\theta_m = \frac{P}{KS}$: Échauffement stabilisé, échauffement à l'équilibre thermique ($t \rightarrow \infty$).

Evolution de l'échauffement au cours du temps :

$$\theta = T - T_a$$

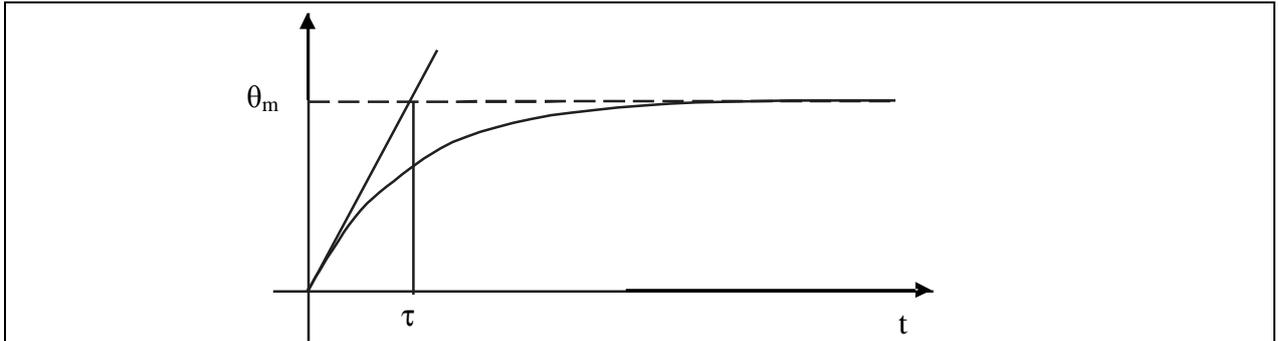
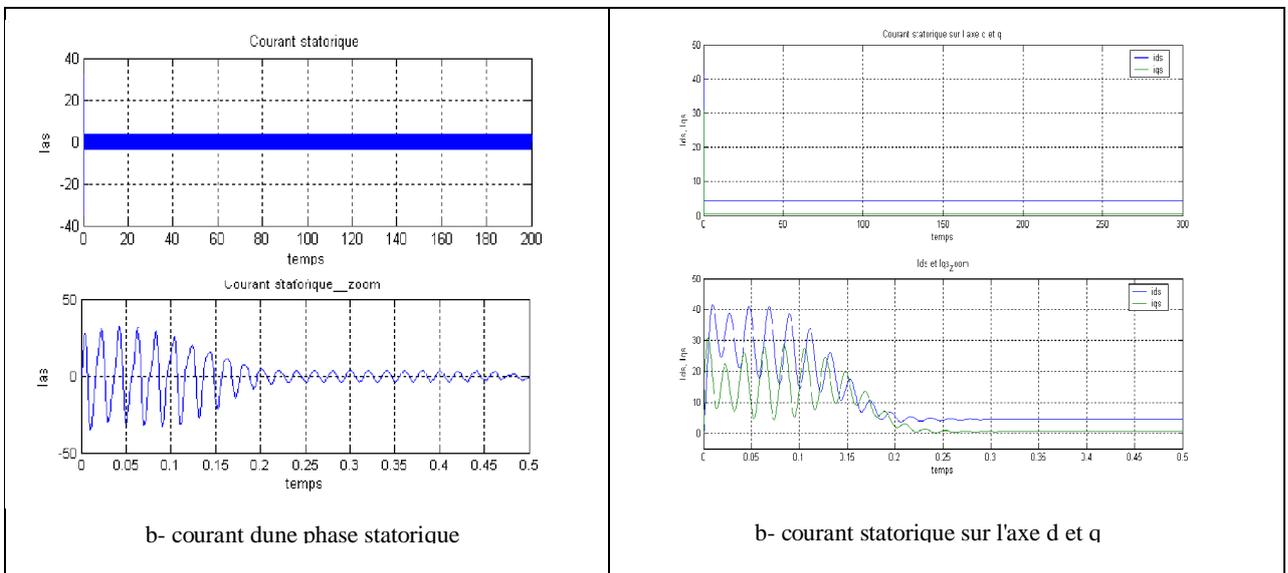


Fig. 3.18 - Evolution de l'échauffement au cours du temps [10], [26]

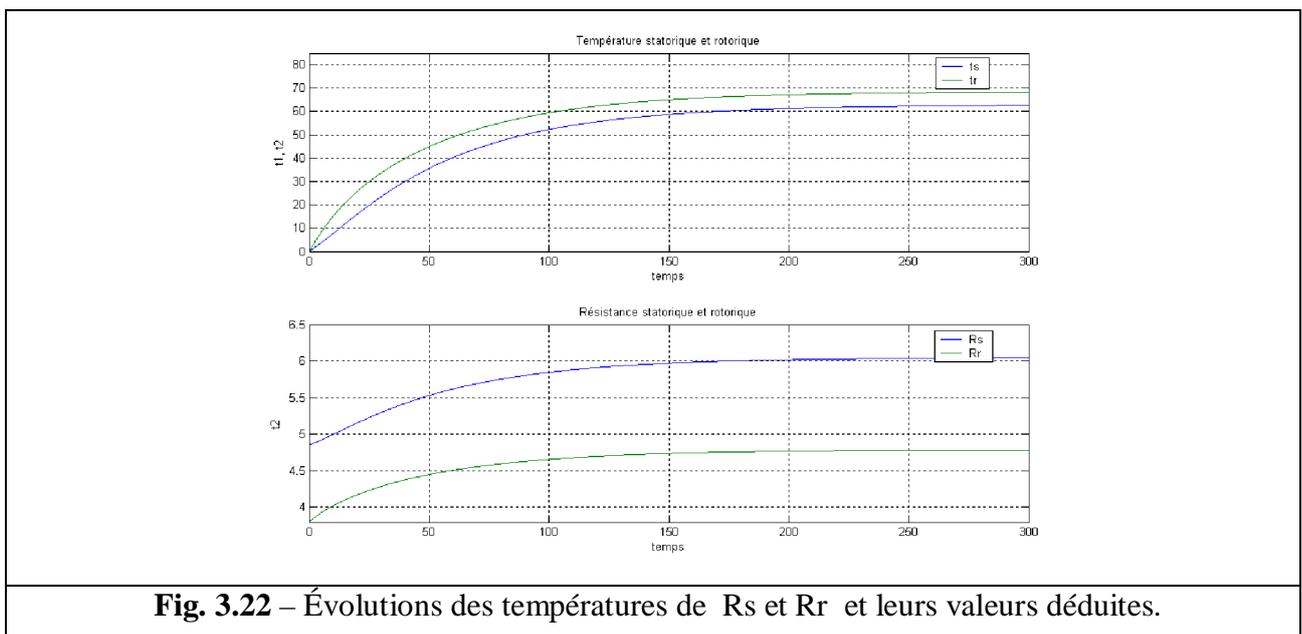
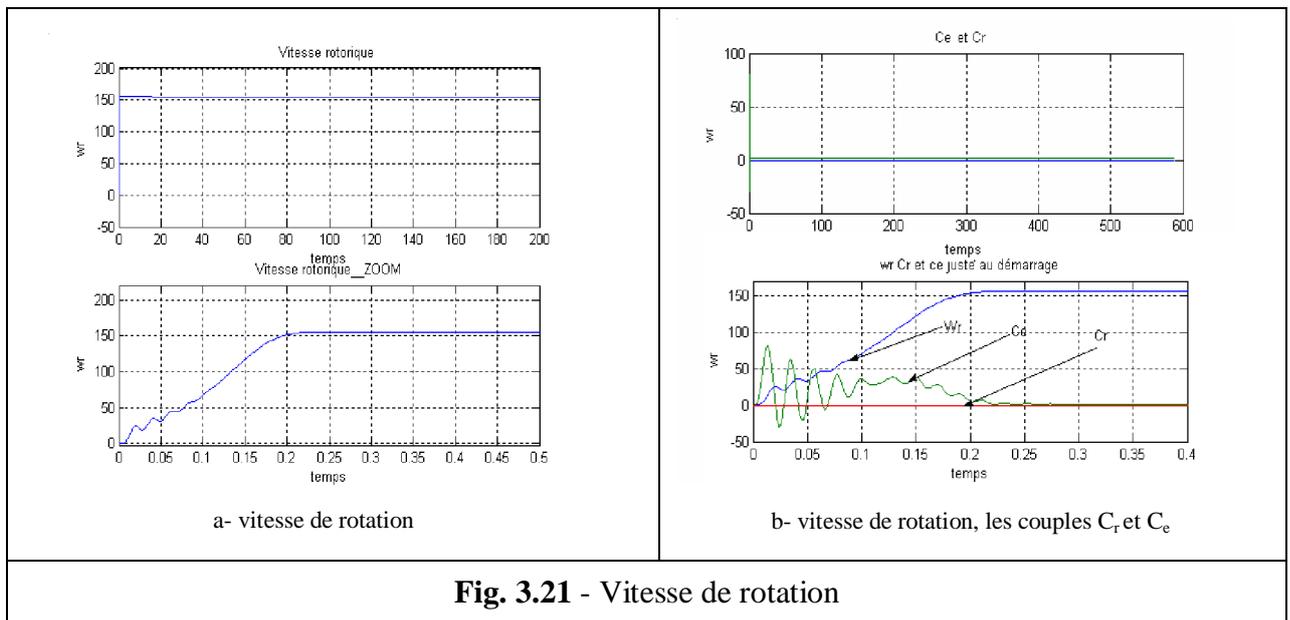
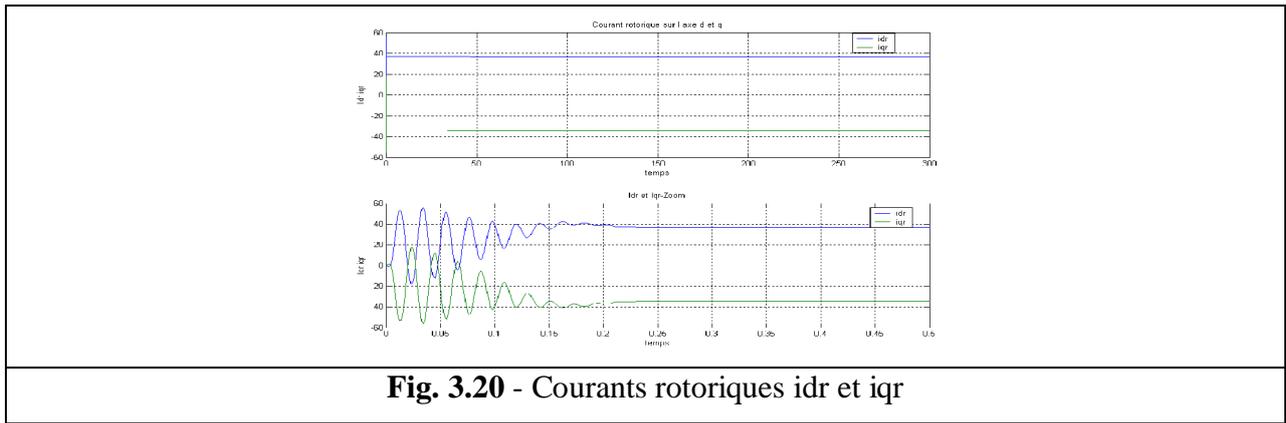
a - démarrage à vide jusqu' au régime permanent thermique



b- courant d'une phase statorique

b- courant statorique sur l'axe d et q

Fig. 3.19 - Courants statoriques ids, iq et ias



Remarque :

Au démarrage le courant I_{as} est intense dans le régime transitoire, faible dans le régime permanent (Fig. 3.19-b), due à cause des pertes a vide, le couple des pertes a vide est de 1.24 N.m (Fig. 3.21-b). Au démarrage la température du stator est la température ambiante ($0C^\circ$) [41], [66], le transitoire thermique est très lent. De plus la dynamique thermique du stator est plus rapide que celle du rotor [41], [9] (Fig. 3.22), aussi la température obtenue par simulation vérifie le résultat pratique et théorique (Fig. 3.20).

La figure (3.22) montre l'évolution des résistances (R_s et R_r) dans le temps en fonction de température correspondante, c'est une des applications les plus exceptionnelles peut être l'amélioration de la commande de moteur par la connaissance des valeurs mises à jour des résistances électriques de stator et de rotor en temps réel [63].

Notre résultat de simulation est semblable a celui de [41].

b - Démarrage et arrêt jusqu'après un régime permanent thermique : Apré un démarrage a vide on fait un arrêt à l'instant 300min.

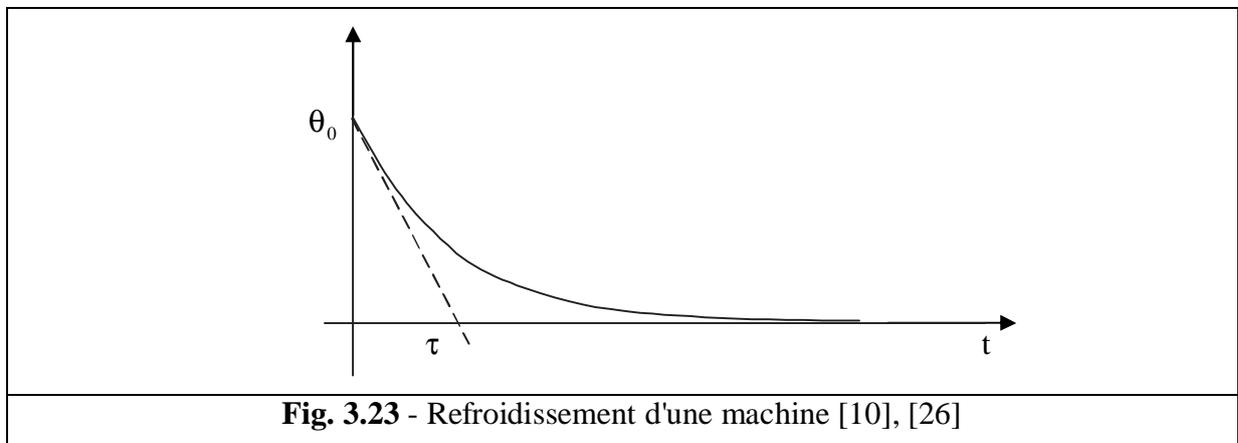
Lorsque la machine est arrêtée, $P = 0$ et l'équation de l'échauffement devient [10], [26] :

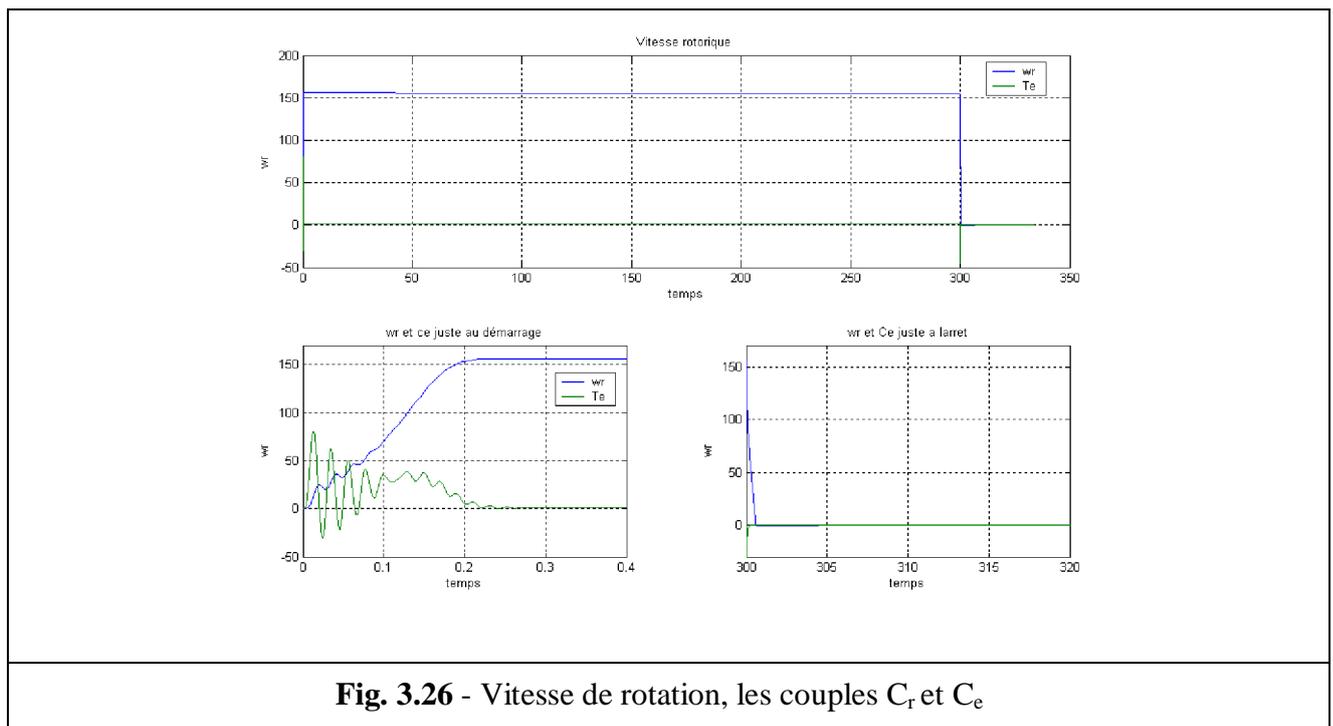
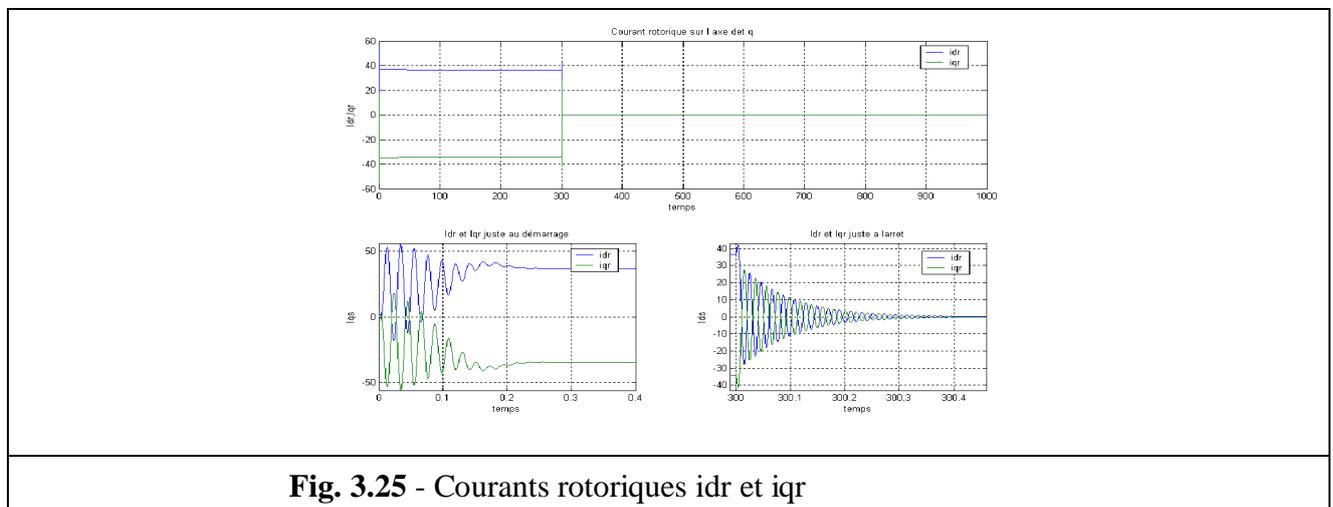
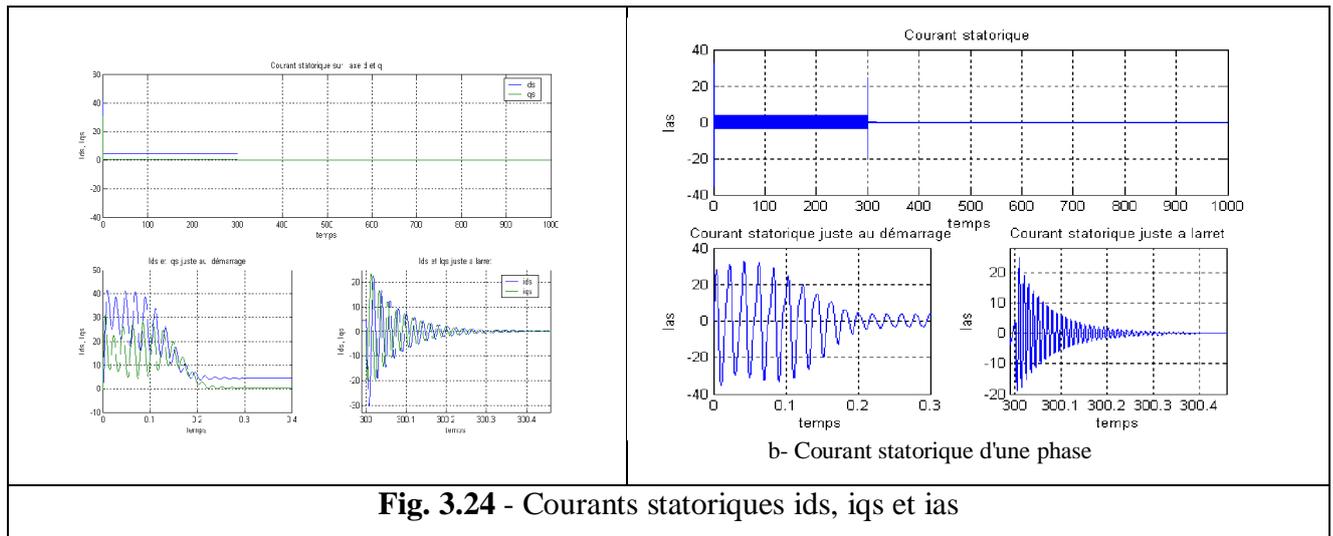
$$mc \frac{d\theta}{dt} + KS\theta = 0 \quad (3.26)$$

$$\Rightarrow \theta(t) = \theta_0 e^{-\frac{t}{\tau}} \quad (3.27)$$

Avec θ_0 :l'échauffement initial.

$$\theta = T - T_a$$





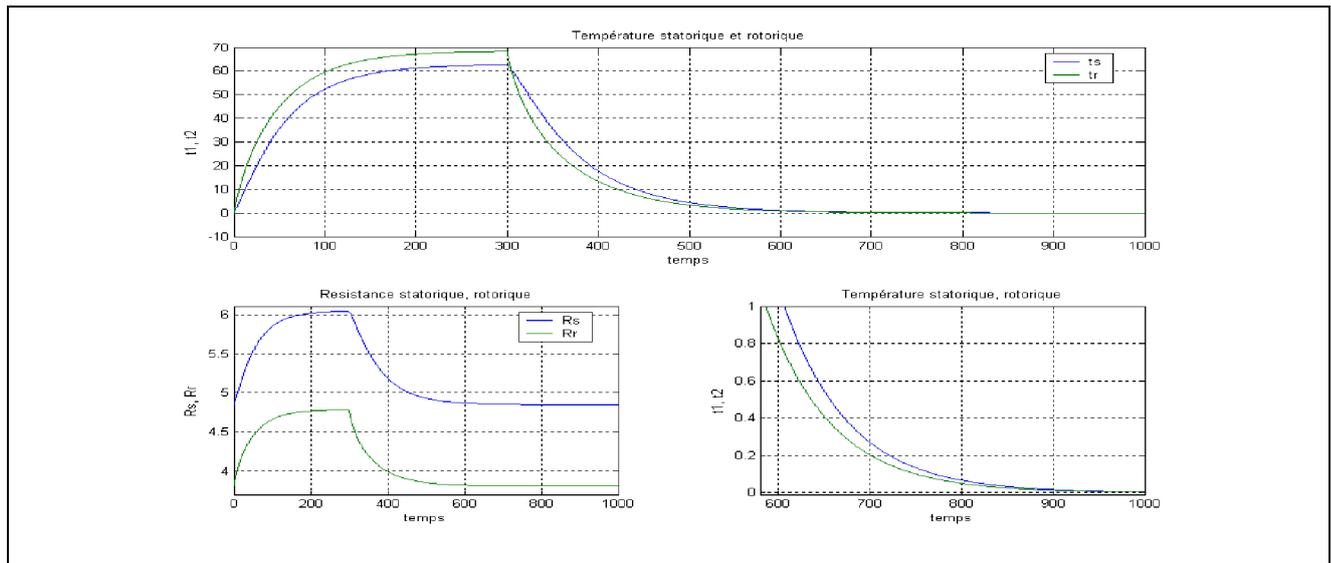


Fig. 3.27 - Évolutions des températures de Rs et Rr et leurs valeurs déduites.

A l'arrêt le transitoire électrique (Fig. 3.24) est très rapide que le transitoire mécanique (Fig. 3.26). Le transitoire thermique est très lent (fig3.27).

On remarque que les valeurs de la résistance et de la température du stator et rotor à l'arrêt (régime permanent thermique) et au démarrage (condition initial) sont égaux ce qui signifie que le système est stable.

Ø **3.7.1.2 - Démarrage et arrêt à couple constant : égal à 10Nm.**

L'application du couple entraîne une augmentation des valeurs de la résistance et de température du stator et du rotor et garde la même allure, de plus le couple appliqué diminue la vitesse.

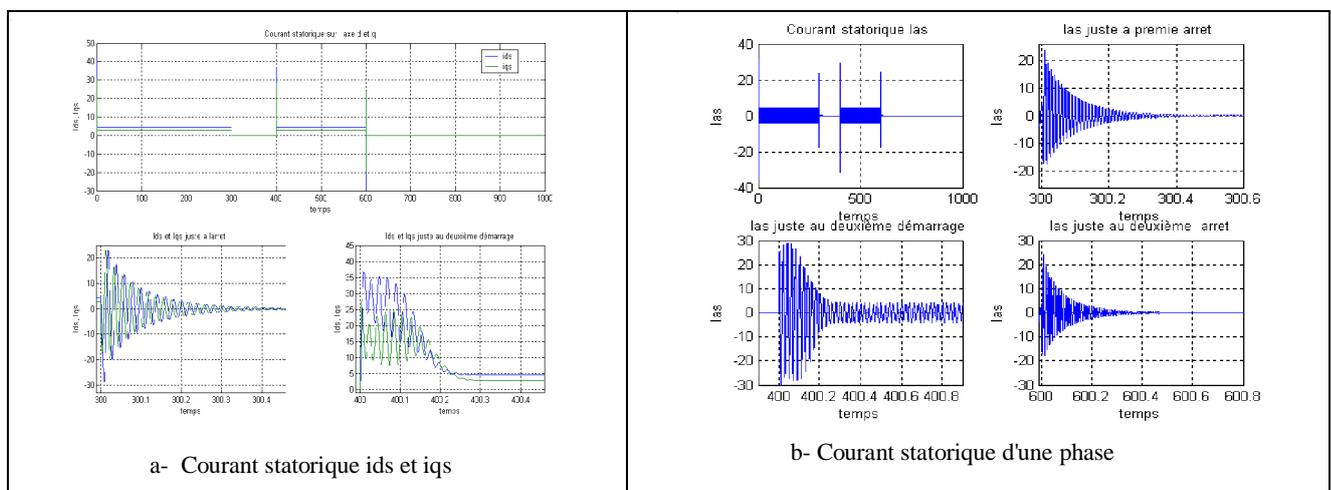
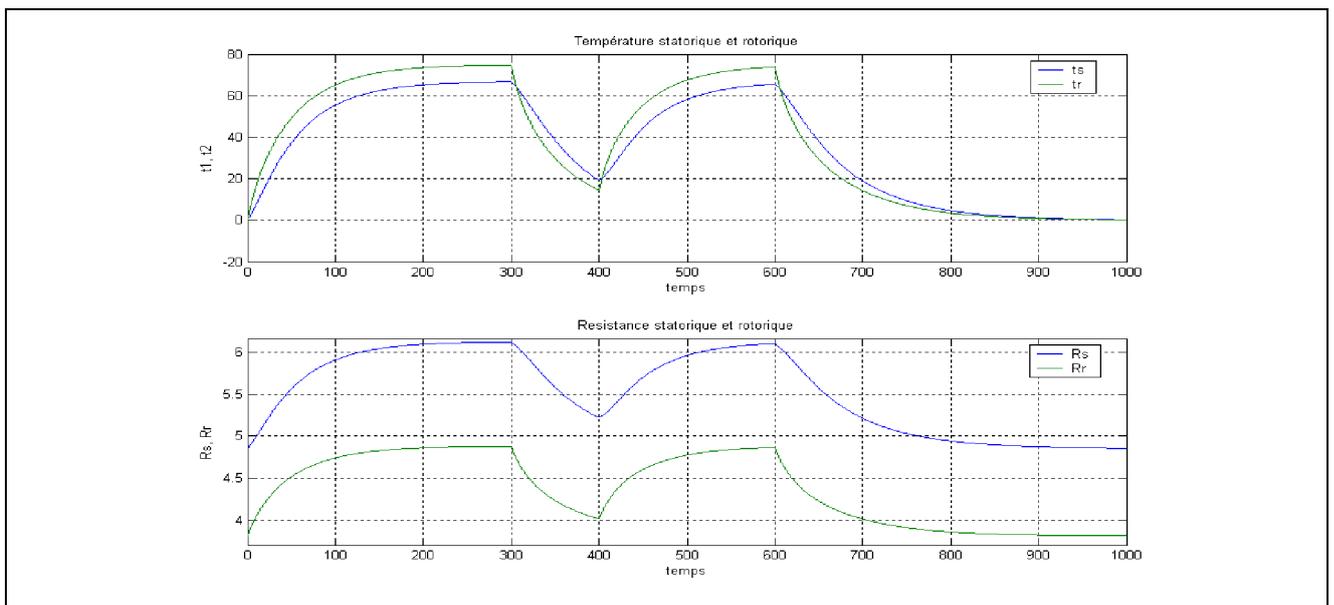
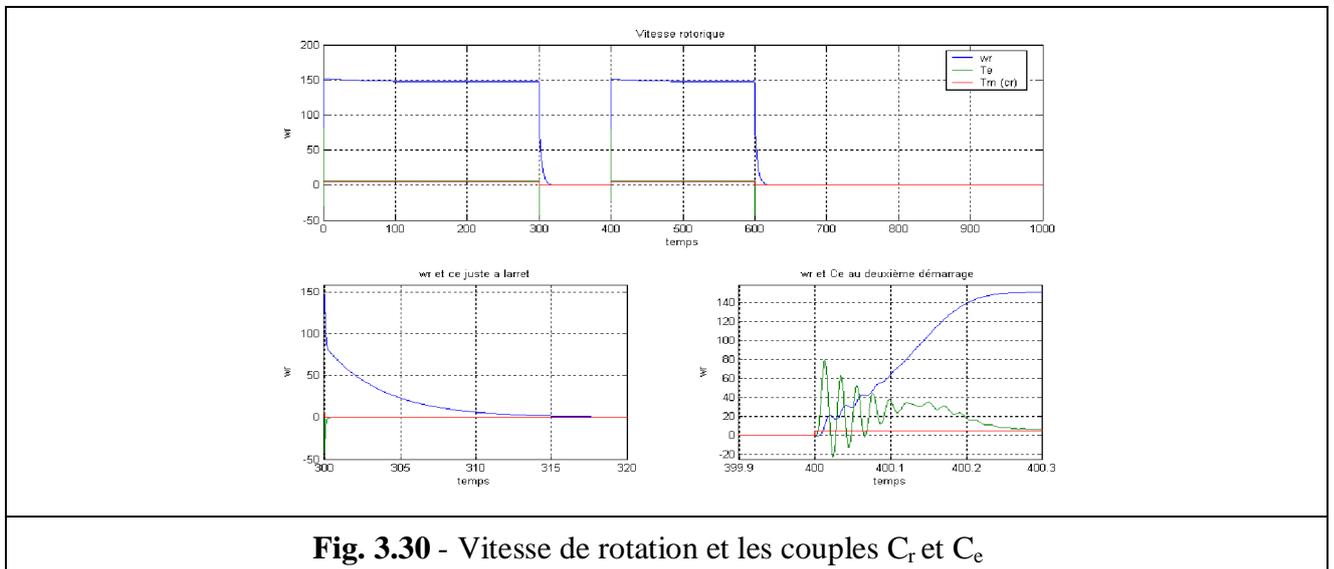
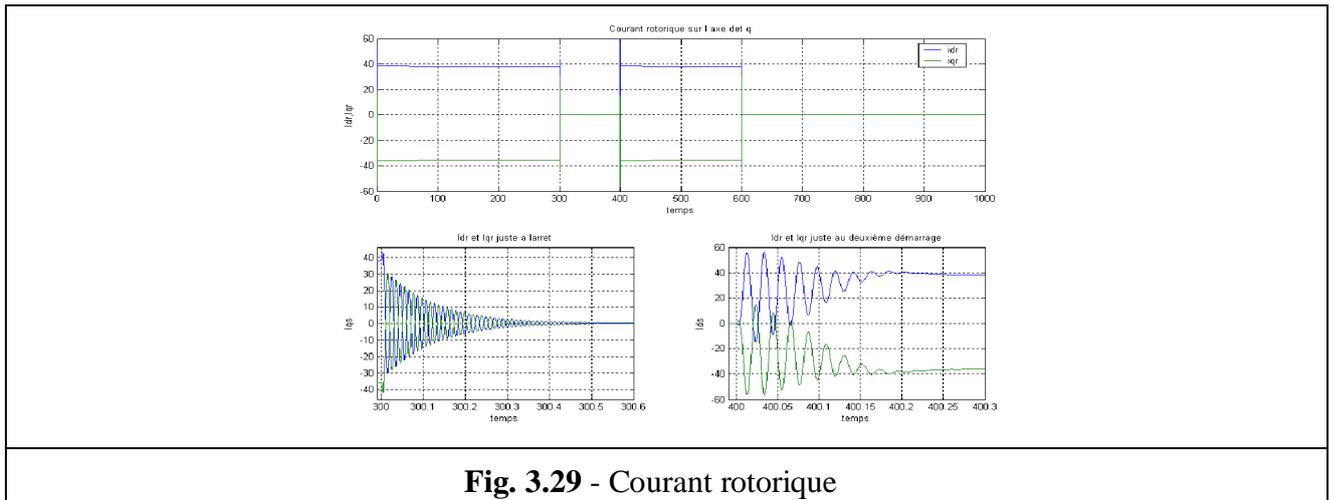


Fig. 3.28 - Courants statoriques ids, iqs et ias



Remarque :

L'application du couple donne une augmentation des valeurs de résistance et de température du stator et du rotor et garde la même allure, de plus le couple appliqué diminue la vitesse.

3.7.1.3 - Démarrage et arrêt à couple variable.

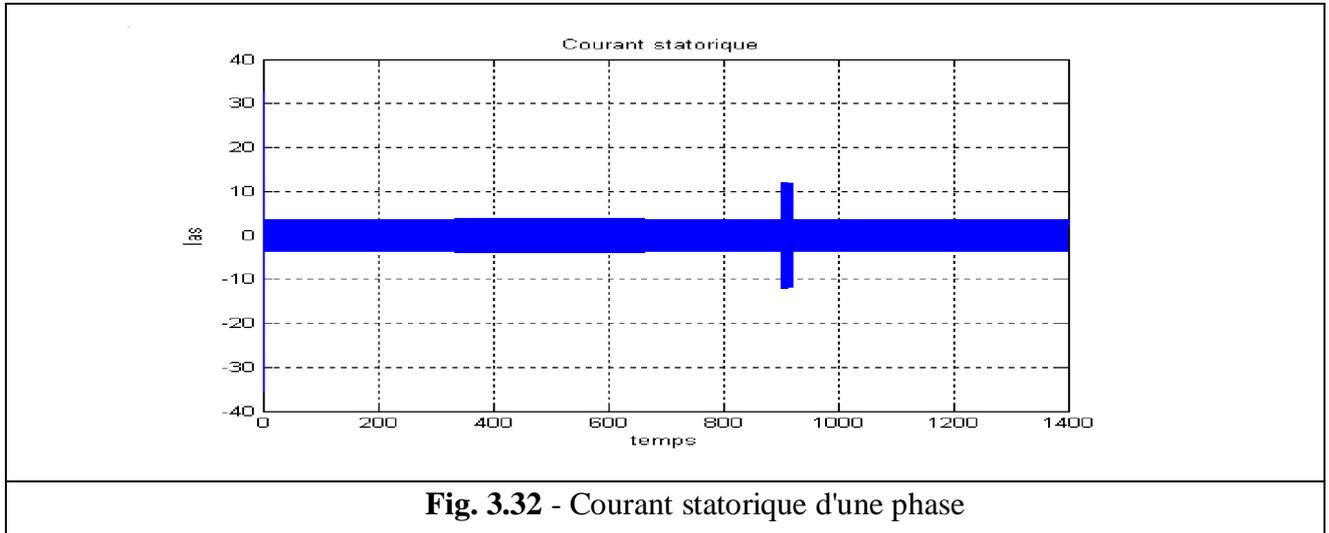


Fig. 3.32 - Courant statorique d'une phase

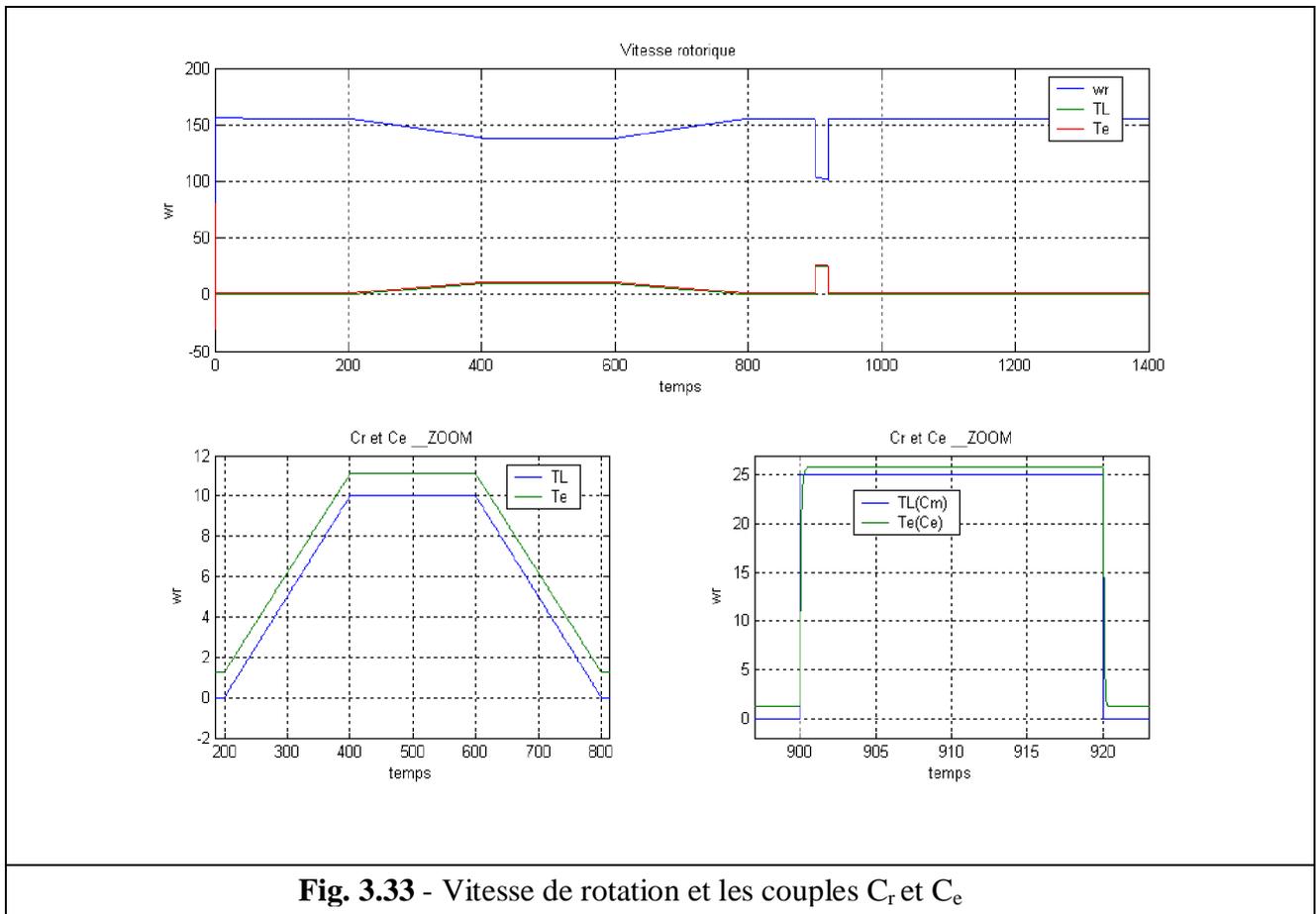
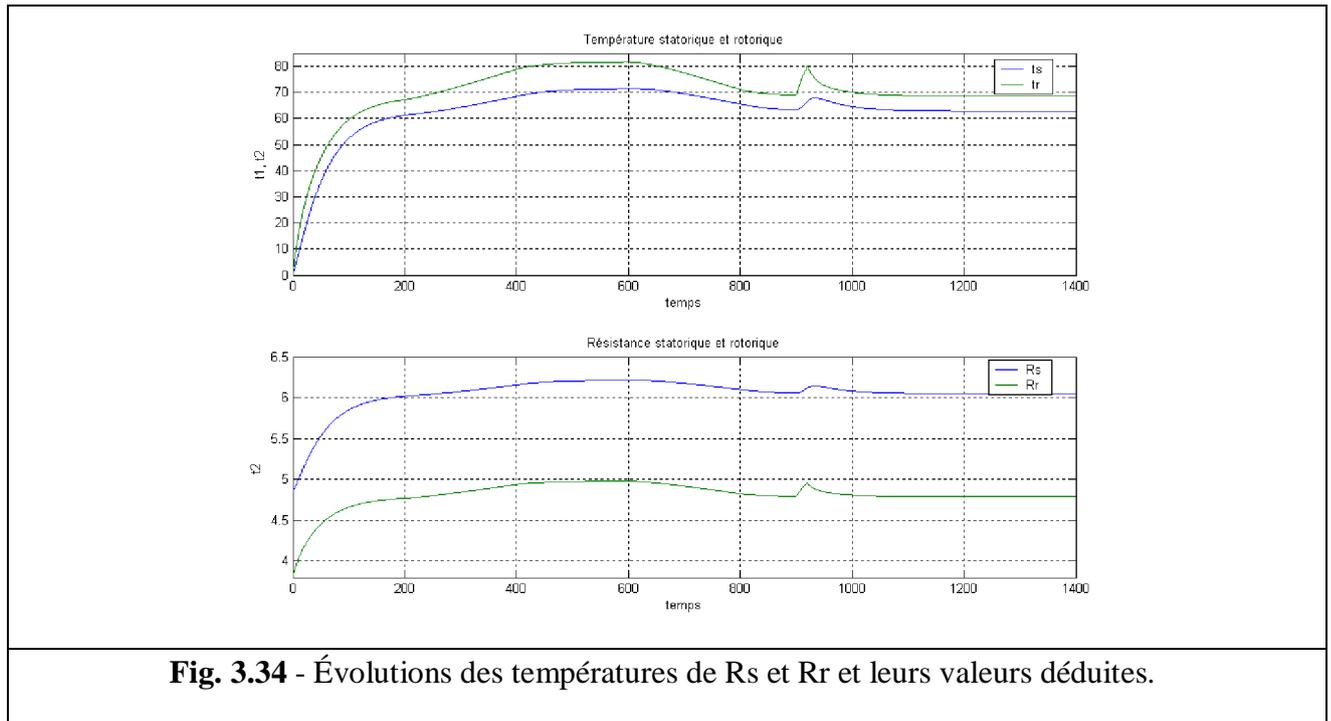


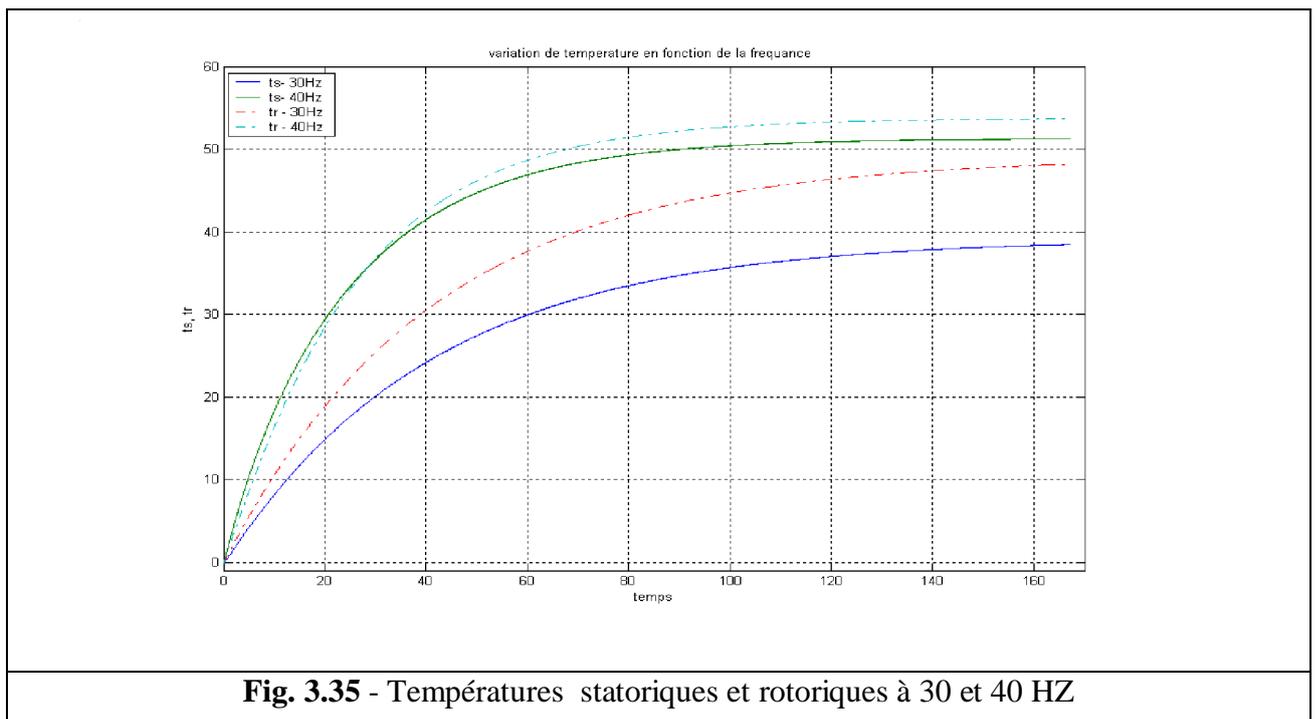
Fig. 3.33 - Vitesse de rotation et les couples C_r et C_e



3.7.2 - Essais à fréquence variable à vide.

Le but capital de cette simulation est d'envisagé l'influence des pertes constants (hystérésis et courant de Foucault) due a la fréquence, les résultats au-dessous montre bien cette effet.

La température statorique et rotorique a 40Hz plus grand a celle de 30Hz.



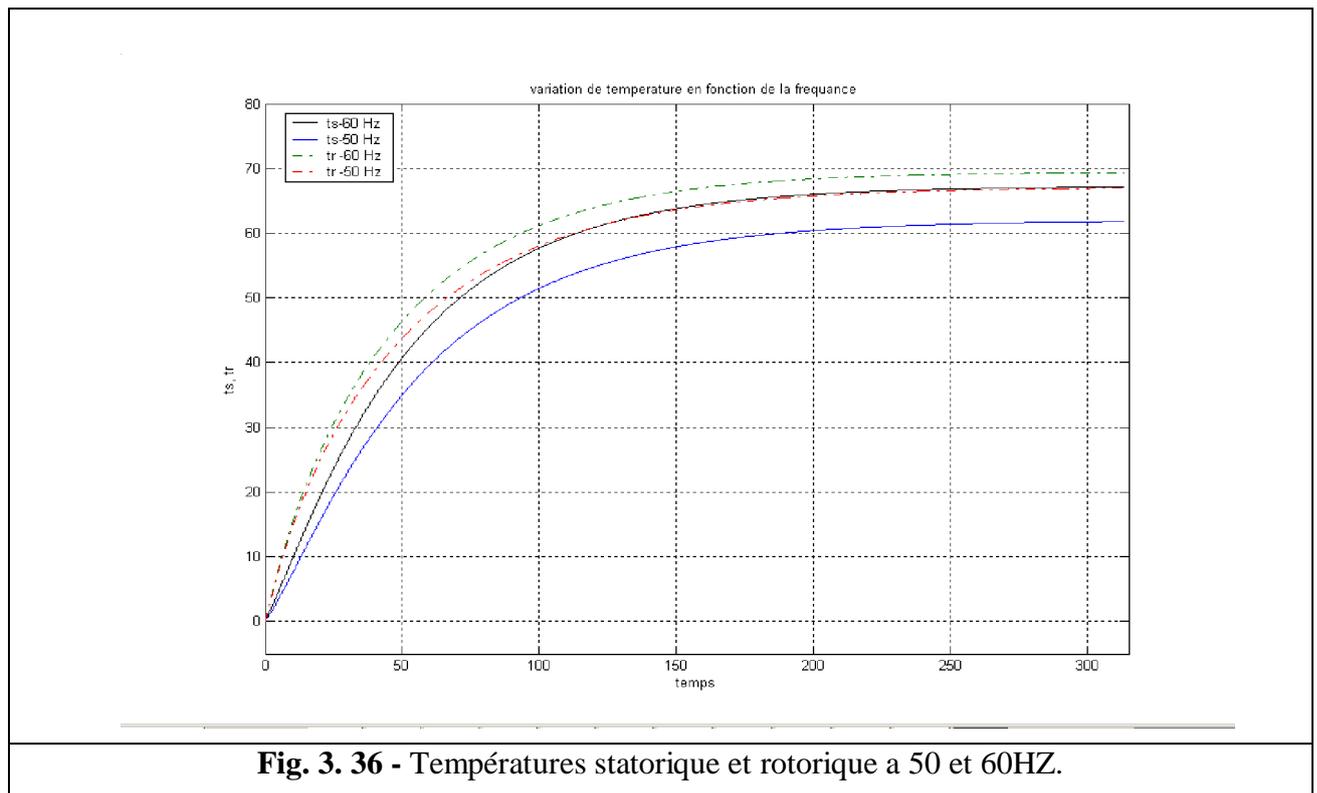
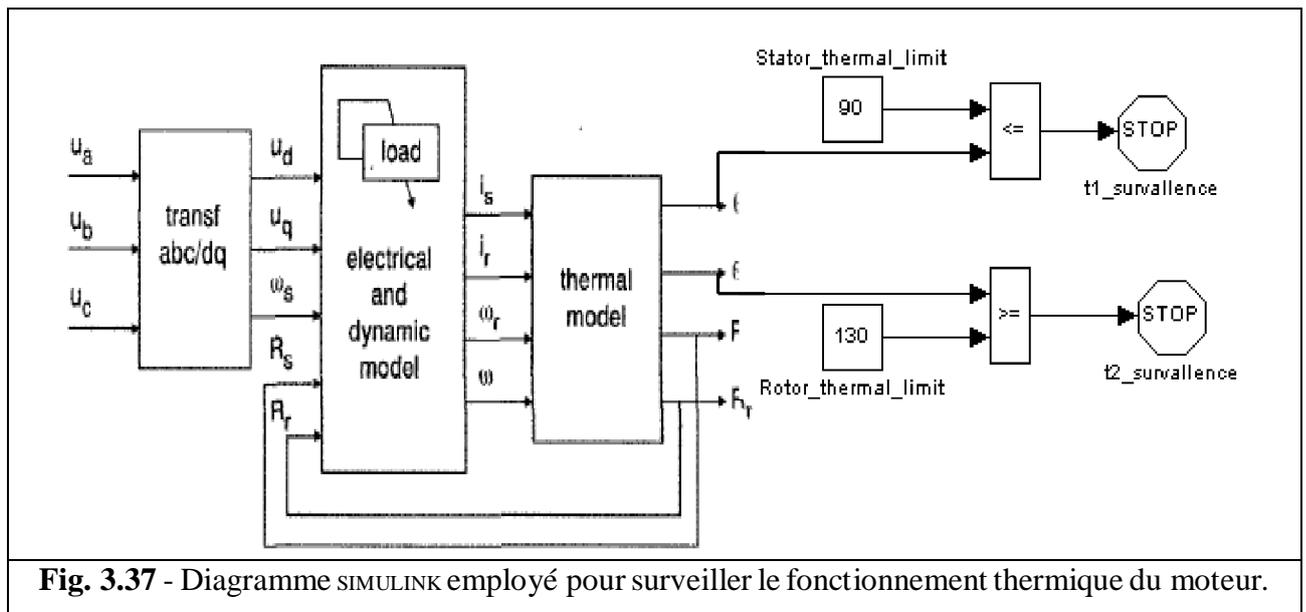


Fig. 3.36 - Températures statorique et rotorique a 50 et 60HZ.

3.8 - SURVEILLANCE THERMIQUES A BASE DE MODÈLE POUR EMPECHER DES DOMMAGES DES MOTEURS ÉLECTRIQUES [63]

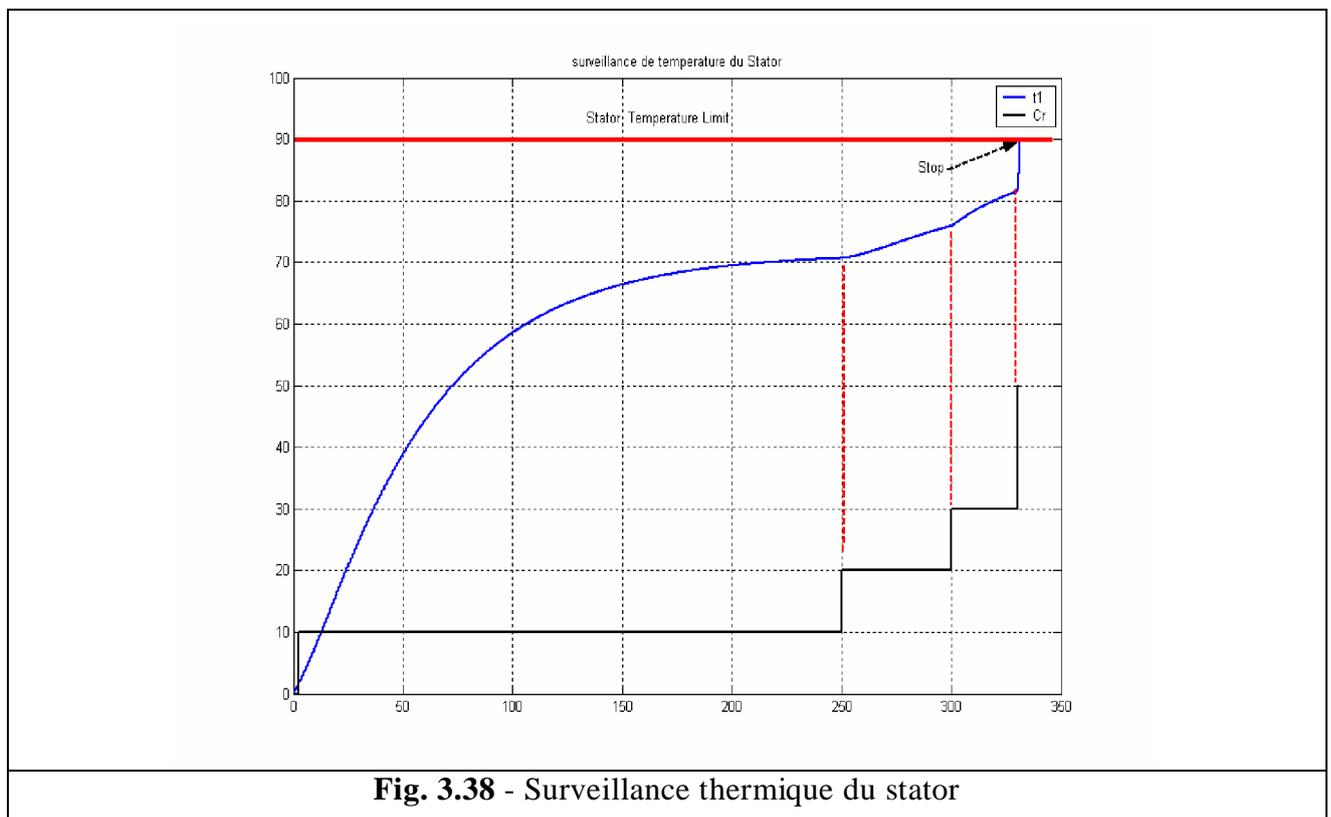
Le modèle développé peut être appliqué pour prévoir et pour aider à éviter des dommages thermiques des moteurs à induction fonctionnant sous une gamme des conditions de fonctionnement. Dans cette section, nous montrons comment le modèle développé peut être appliqué pour remplir cette fonction. Pour résoudre ces les problèmes semblables nous avons développé un programme dans SIMULINK qui emploie notre modèle thermique comme entrée. Dans Fig. 3.33 nous montrons schématiquement un diagramme de SIMULINK employé pour surveiller le fonctionnement thermique du moteur. Dans le diagramme, les trois blocs du côté gauche sont employés pour définir les conditions de fonctionnement/paramètres envoyés comme entrée au modèle thermique. Le rendement du modèle développé est dans ce cas-ci la température la plus élevée à l'intérieur du moteur ne dépasse pas T_{limit} (Fig. 3.33). La valeur limite thermique est maintenue dans le bloc de T_{limit} . Si le résultat de cette comparaison prouve que la température dans le moteur est plus haute que la température limite, le bloc d'avertissement sera activé. Dans les conditions indiquées, la température dans l'enroulement frappera T_{limit} mais elle ne le dépasse pas. Avec des modifications simples, et combinées avec le programme de SIMULINK, le modèle thermique développé peut remplir des fonctions de simulation et de commande basées sur un éventail de conditions pratiques.



3.8.1 - Résultat de simulation

a - surveillance thermique du stator

La température limite est 90°C, pour augmenter la température brusquement on applique un couple intense, quand la température du stator égale à la température limite le moteur déclenche (arrête) et la protection thermique des enroulements du stator est vérifiée donc on aura une augmentation de la durée de vie des enroulements statorique et donc du moteur.



b - surveillance thermique du rotor

La température limite est 110°C , quand la température du stator égal à la température limite le moteur déclenche (arrête) et la protection thermique des enroulements du rotor est vérifiée, donc on aura une augmentation de la durée de vie des enroulements rotorique et donc du moteur.

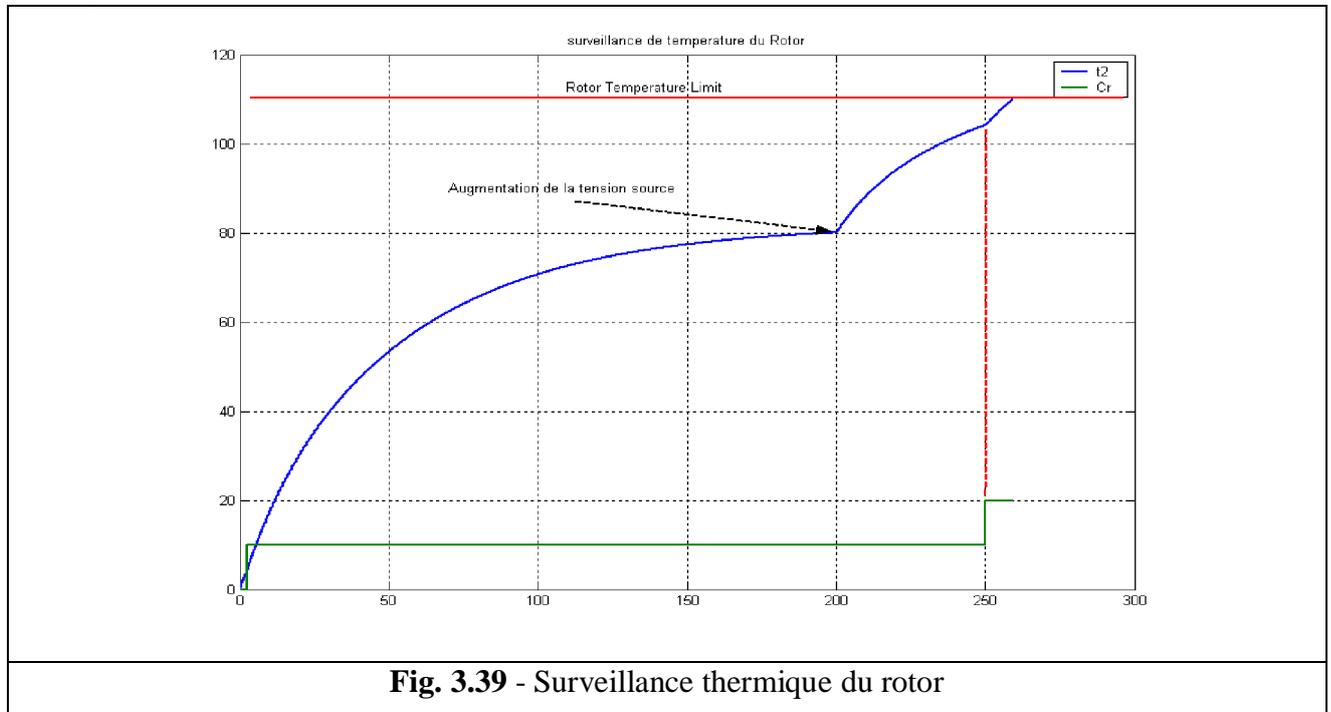


Fig. 3.39 - Surveillance thermique du rotor

3.9 - CONCLUSION

Dans ce chapitre on a donné un état de l'art détaillé sur la modélisation thermique de la MAS existant dans la littérature, tel que la modélisation simple, les méthodes complexes (EF est nodale) et la méthode pour le temps réel. Ensuite on a vu les différents modes de transfert de chaleur, d'après l'état de l'art on a abouti notre modèle thermique.

La quantification des résistances statorique et rotorique à partir des températures correspondantes donne une compensation sur leurs erreurs de valeurs identifiées. Elle est aussi très intéressante à la commande vectorielle qui nécessite une connaissance de la valeur de résistance rotorique R_r .

Les résultats de simulation montrent que la cause principale de l'augmentation intense de la température statorique ou rotorique à l'état sain est dans le cas d'augmentation intense de couple de charge C_r . Elles montrent aussi qu'une surveillance thermique de la MAS est très nécessaire surtout dans le cas de surcharge ou à couple variable, de point de vue du risque de dégradation thermique ou électrique des isolants.

L'avantage de la surveillance thermique de la MAS et d'augmenté la duré de vie des isolants est donc de moteur asynchrone.

La problématique de positionnement des capteurs [2], [36] et que pour les applications industrielles peu coûteuses avec des machines d'induction jusqu'à 100hp, les dimensions physiques du moteur et les matériaux de construction ne sont souvent pas facilement disponibles, et les mesures considérables de la température à différents emplacements à l'intérieur d'un moteur exigent l'installation chère des capteurs thermiques à haute précision [66], c'est les causes principales de l'utilisation d'un estimateur de température.

CHAPITRE 4

APPLICATION DU FKE POUR ESTIMER LES GRANDEURS ÉLECTRIQUES & THERMIQUE DE LA MAS

4.1 - INTRODUCTION

On utilise souvent le principe du retour d'état (le placement de pôles par exemple), pour la commande des processus physiques dont les seules grandeurs accessibles sont les variables d'entrées et de sorties, donc il est nécessaire de reconstruire l'état du modèle choisi, à partir de ces grandeurs mesurables, pour élaborer sa commande [68].

Il existe d'autres raisons nécessitant l'estimation de l'état d'un processus physique ; en effet, si les différentes composantes peuvent être intéressantes du point de vue physique et que l'on ne connaît pas de capteurs susceptibles d'en fournir l'information, ou si les capteurs peuvent être peu fiables ou chers, l'utilisation d'un estimateur devient nécessaire. Ils peuvent être reconstitués soit par [69] :

- Ø des estimateurs placés en boucle ouverte (fig.4.1).
- Ø des observateurs corrigeant les variables estimées en boucle fermée.

Un reconstituteur d'état ou estimateur est un système ayant comme entrée, les entrées et les sorties du processus réel, et dont la sortie est une estimation de l'état de ce processus.

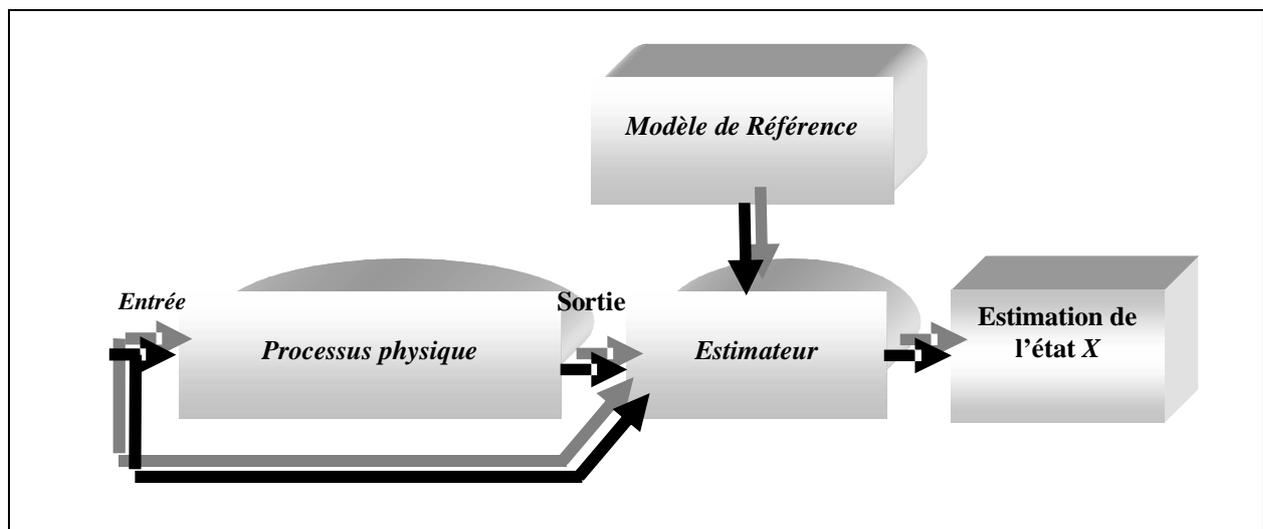


Fig. 4.1 - Schéma fonctionnel d'un estimateur d'état, d'un processus physique.

4.2 - CLASSIFICATION DES OBSERVATEURS

Il existe de nombreuses techniques d'observation. Elles diffèrent en fonction de la nature du système considéré (linéaire ou non linéaire), de l'environnement considéré (déterministe ou stochastique) et, en fin, de la dimension du vecteur d'état à estimer (complet ou réduit).

a- En fonction de la nature du système considéré : ces observateurs peuvent être classés en deux grandes catégories [69] :

§ **Observateurs pour les systèmes linéaires :** c'est les observateurs dont la construction du gain est basée sur une matrice "A" du système qui est linéaire et invariant dans le temps. L'observateur de Luenberger et le FK se basent sur cette approche.

§ **Observateurs pour les systèmes non linéaires :** Les systèmes peuvent être non linéaires, dans ce cas, des observateurs ont été développés pour palier cette difficulté. On peut citer par exemple :

- des observateurs où les gains de correction sont calculés à partir d'une analyse par la méthode de Lyapounov.
- des observateurs à structure variables (modes glissants),
- des observateurs à grand gain.

b - En fonction de l'environnement considéré : deux grandes familles d'observateurs se distinguent [69] :

§ **Observateurs de type déterministes :** ce sont les observateurs qui ne prennent pas en compte les bruits de mesures et les fluctuations aléatoires des variables d'état : l'environnement est déterministe. Parmi ces observateurs nous pouvons citer l'observateur de Luenberger [69], [16]. L'adoption d'une approche déterministe pour l'estimation d'état d'un système physique suppose une connaissance exacte de son modèle c'est-à-dire, de ses matrices A, B et C (fig. 4.2). Cette approche néglige également les notions d'incertitudes et de fluctuations aléatoires. Or, toute observation physique est perturbée par des signaux parasites qui ont des causes diverses internes ou externes aux dispositifs de mesures. Quand les bruits (signaux parasites) sont faibles, l'approche déterministe peut s'avérer suffisante. Cependant, pour atteindre de hautes performances, il faut augmenter la précision des variables estimées.

§ **Observateurs de type stochastiques :** ces observateurs donnent une estimation optimale des états en se basant sur des critères stochastiques. Leurs observations se basent sur la présence du

bruit dans le système, ce qui est souvent le cas. L'algorithme du FK illustre bien cette application [69], [16].

Dans l'approche stochastique, il y a un lien très précis entre le placement des pôles de l'estimateur et les paramètres statistiques des bruits. En effet, étant donné la description des bruits, le choix de la matrice de gain K est optimal au sens de la variance minimale des valeurs estimées.

Dans le cas stochastique, qui est plus général, on peut prendre en compte les bruits du système et les bruits des mesures. La structure de base d'un observateur stochastique est semblable à celle d'un observateur d'état déterministe. Cependant, les gains du filtre sont calculés à partir des paramètres du modèle d'état du processus et des lois de probabilité des bruits.

b- En fin, en fonction de la dimension du vecteur d'état : les observateurs du flux peuvent être classés en deux familles [69] :

§ **Observateurs d'ordre complet :** ces observateurs donnent les informations sur les quatre variables d'état. Ces variables sont définies, soit comme quatre composantes des flux statoriques et rotoriques, soit comme deux composantes du courant statorique et deux composantes du flux rotorique. Remarquons que ces observateurs nécessitent un temps de calcul long. Les matrices dynamiques sont de rang 4 et il faut les réactualiser en introduisant la mesure de la vitesse.

§ **Observateurs d'ordre réduit :** ces observateurs donnent les informations sur les variables d'état non mesurables (flux). Ces observateurs nécessitent moins temps de calcul que ceux d'ordre complet.

Remarque : Dans la littérature spécialisée, le terme d'observateur d'état est réservé pour une estimation d'état déterministe et le terme filtre pour le cas stochastique [69].

Dans cette étude, le filtre stochastique d'ordre complet de Kalman a été retenu. Comme le fonctionnement de ce filtre est en présence du bruit, la quantification de ces bruits (état et mesure) est essentielle pour le bon fonctionnement du filtre. Il est intéressant de rappeler les différentes sources de ces bruits [69].

4.3 - NOTION SUR LES BRUIT D'ETAT ET DE MESURE

4.3.1 - Bruit d'état

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la machine réelle. Les principales approximations effectuées correspondent aux hypothèses qui ont permis d'élaborer le modèle dynamique de la machine. En général, une machine n'est pas rigoureusement symétrique et la répartition du flux dans l'entrefer n'est pas rigoureusement sinusoïdale (hypothèses

simplificatrices). Ces défauts, dus principalement à la fabrication de la machine, engendrent des harmoniques dans les tensions et les courants de la machine. La machine présente en général, des pertes fer qui sont difficiles à identifier et compliquent l'expression mathématique du modèle d'état si on veut les prendre en compte dans la modélisation [70]. Cependant, pour des machines dont la fabrication est soignée, les défauts précédents ne sont pas en général prépondérants dans les termes de bruit.

Dans le cas d'une estimation d'état sans extension aux paramètres de la machine, les termes prépondérants de bruit d'état sont dus aux variations des paramètres de la machine. Ce type de bruit est engendré par l'échauffement des enroulements de la machine. Il provoque un accroissement des résistances statoriques. En effet, la résistivité d'un conducteur augmente avec la température [70], [71].

Il existe d'autres sources de bruits d'état qui affectent le système. Il s'agit du bruit d'état introduit par l'onduleur. L'influence d'une incertitude sur la mesure de la vitesse mécanique (pour réactualiser la matrice d'état "A" dans chaque période d'échantillonnage) peut introduire un bruit d'état surtout lorsqu'on suppose que la période d'échantillonnage n'est pas négligeable devant les constantes de temps mécaniques [70].

4.3.2 - Bruit de mesure

Les bruits de mesure concernent la chaîne de mesure des courants de ligne, c'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques- numériques (CAN). Il y a donc principalement deux sources de bruits : un bruit analogique, dû au capteur, et un bruit de quantification dû au CAN. Le bruit résultant dépend de l'amplitude de chacun de ces bruits [70].

4.4 - ESTIMATEUR DE LA MAS

On peut dire donc, qu'un estimateur d'état de la machine asynchrone, est le circuit ou l'algorithme qui se charge de résoudre les équations d'état de cette machine, et fonctionnant en boucle ouverte [20]. On en peut concevoir de très nombreuses variantes, selon : le mode d'alimentation, les hypothèses simplificatrices considérées, le système d'axes de référence choisi...etc. Toutefois, les estimateurs de la machine asynchrone ont une caractéristique commune, c'est qu'ils sont fortement tributaires à des constantes de temps influençant grièvement leur régime dynamique.

4.4.1 - Problème de filtrage

Le problème de filtrage consiste à déterminer des estimateurs des variables.

Deux approches peuvent être utilisées pour aborder ce problème :

□ Le filtre *Wiener* qui utilise l'approche fréquentielle.

□ Le filtre *Kalman* qui utilise l'approche temporelle.

Dans tous les cas le but est de déterminer un filtre optimal dans le sens de minimiser la variance de l'erreur entre la variable réelle et son estimation [68]. Et du fait de l'évolution récente de la puissance de calcul des ordinateurs, le filtre de Kalman, simple et robuste par nature, est désormais un outil intéressant et réellement implantable, en temps réel, pour des applications de filtrage et d'identification de paramètres [2], donc on utilise la deuxième approche, qui permet d'appréhender directement le cas d'un système non linéaire multi variable, afin d'obtenir un algorithme général sous un certain nombre d'hypothèses simplificatrices.

4.5 - FILTRE DE KALMAN LINÉAIRE

On entend par le terme 'Filtre de *Kalman*', l'outil utilisé pour la formulation d'espace d'état des systèmes linéaire

.Ce filtre fournit une solution récursive pour les problèmes de filtrage optimal linéaire. Il est applicable aussi bien dans les environnements stationnaires que dans les environnements non stationnaires. La solution est récursive du fait que chaque mise à jour d'une estimation d'état se calcule à partir des estimations précédentes et des nouvelles entrées, alors, il y aura besoin d'enregistrer uniquement, les estimations précédentes [72], [73].

Kalman a introduit ce filtre, dès 1960, à partir de la représentation des systèmes dans l'espace d'état par des équations différentielles matricielles du premier ordre. Ce filtre est basé sur le fait qu'un processus aléatoire peut être modélisé comme étant la sortie d'un système linéaire gouverné par un bruit blanc, alors que, dans le cas du filtre de *Wiener*, les systèmes sont représentés par des équations de covariance [73], [74].

Au lieu de décrire les systèmes linéaires qui génèrent les messages en termes de réponse impulsionnelle, l'approche de *Kalman* amène une description par des équations différentielles, dont la solution est le signal recherché. Par ailleurs, au lieu de spécifier la solution optimale comme sortie d'un système linéaire gouverné par une équation intégrale, comme dans l'approche de *Wiener*, l'estimation optimale donnée par *Kalman* est ici solution d'une équation différentielle dont les coefficients sont déterminés par les propriétés statistiques des processus [72], [73].

4.5.1 - Principe du FK

Le filtrage de *Kalman* peut-être appliqué à des signaux numérique, avec une représentation d'état du processus. Le vecteur d'état du processus est l'information que l'on cherche à extraire du bruit additionnel. Le filtre de *Kalman*, est un observateur donnant la prédiction ou l'estimation du vecteur

d'état. Dans un *environnement stochastique*, lorsque les variances des bruits sont connues, c'est le meilleur observateur [75], [76]. De plus, si les bruits blancs sont gaussiens, il est optimal, c'est-à-dire que, de tous les observateurs, c'est celui dont la variance de l'erreur d'observation est la plus faible. Le FK permet de pondérer l'information a priori $\hat{x}(k)$ avec des mesures réalisées en fonctionnement $y(k)$.

Nous nous situons dans le contexte d'un estimateur, c'est à dire, nous estimerons $\hat{x}(k)$ à partir des mesures disponibles à l'instant k , $y(k)$ et les commandes précédentes $u(k-1-n)$. Dans le cas d'un processus stationnaire représenté dans l'espace d'état par les équations suivantes :

$$\begin{cases} x(k) = Ax(k-1) + Bu(k-1-n) + w(k-1) \\ y(k) = Cx(k) + v(k) \end{cases} \quad (4.1)$$

La première équation est l'équation d'évolution du vecteur d'état. La seconde équation est l'équation d'observation. La matrice d'observation C est une matrice identité, ce qui signifie que les mesures ' y ' sont égales à la somme de l'état ' x ' et des bruits de mesure w et de modélisation v , qui sont supposés indépendants, gaussiens, blancs et de moyenne nulle. Les bruits de mesure w englobant les erreurs de modélisation, de mesure des paramètres inclus dans les matrices A et B ou les erreurs de mesure sur l'entrée U_k , v représente de la même manière les bruits sur l'équation de sortie [2]. x est le vecteur d'état.

On nomme Q et R la matrice de covariance du bruit d'état W et de mesure V respectivement *Kalman* a obtenu la matrice observateur ' K ' dont la structure est :

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k-1) + K(k) \{y(k) - C\hat{x}(k/k-1)\} \quad (4.2)$$

Avec $\hat{x}(k/k-1)$ estimation de l'état du système à l'instant (k) à partir des mesures disponibles à l'instant $(k-1)$:

$$\hat{x}(k/k-1) = A\hat{x}(k-1/k-1) + Bu(k-1-n) + w(k-1) \quad (4.3)$$

La détermination du FK se fait en minimisant un critère quadratique sur la moyenne (*l'espérance mathématique*) du carré de l'erreur entre l'état et son estimation. Si ces bruits de mesures sont gaussiens et si l'on connaît leurs variances, le FK est le meilleur estimateur de l'état x . D'autre part, à la différence d'un filtre classique qui ne conserve qu'une bande de fréquence, le FK agit sur un ensemble de fréquences [75], [76], [77].

4.5.2 - Algorithme du filtre de Kalman

Les algorithmes font intervenir la notion des relations récursives, qui sont bien adaptées au traitement sur calculateur numérique, qui ont été déterminé initialement par *Kalman* (1960) dans le cas discret, et *Kalman – Bucy* (1961) dans le cas continu. Pour étudier le traitement du filtre de *Kalman*, nous utiliserons un système discret, car ce dernier présente un certain nombre d'avantages théoriques qui sont [78], [79] :

- § Plus facile à justifier dans le cas discret, que dans le cas continu
- § La plupart des applications sont faites sur calculateurs numériques.
- § Les cas traités correspondent à des systèmes à observation discrète
- § Récursif utile pour le temps réel [79].
- § Permet l'estimation d'états passés, présents et futurs [79].
- § Utilisable même si le modèle du processus est imprécis [79].

Mais malgré tous ces avantages, il présente quelques inconvénients :

- § Difficile à déboguer [79].
- § Meilleur estimateur théorique seul [79].
- § initialisation des matrices de covariance P , Q et R [2]

4.5.3 - Pourquoi le filtre linéaire ?

Lorsqu'il s'agit d'estimer les paramètres et/ou des variables d'état d'un modèle non linéaire l'estimation se fait à l'aide du FKE, mais on doit tout d'abord étudier le Filtre de Kalman linéaire (FKL), pour pouvoir faire une extension au FKE [2].

4.5.4 - Formulation du problème

On considère un signal discret $Y_{(k)}$, généré par un système linéaire et invariant dans le temps, excité par une entrée déterministe $U_{(k)}$, et une entrée aléatoire $W_{(k)}$. le modèle est régi par l'équation d'état (4.1) reproduite ici sous la forme suivante :

$$X_{[k+1]} = A_d X_{[k]} + B_d U_{[k]} + W_{[k]} \quad (4.4)$$

$$Y_{[k]} = C_d X_{[k]} + V_{[k]} \quad (4.5)$$

Avec :

$k \geq 0$: représente les instants successifs du temps.

$X[k]$: L'état du système de dimension (n).

$Y[k]$: La sortie du système de dimension (m).

$U[k]$: L'entrée du système de dimension (l).

Les matrices A_d, B_d, C_d sont respectivement, matrice de transition, matrice de commande et matrice d'observations discrètes.

$W[k]$: Le bruit d'entrée (ou dynamique) de moyenne nulle, et de covariance :

$$\text{cov}(W_{ki}, W_{kj}) = Q_k S_{ij} \quad (4.6)$$

$V[k]$: Le bruit de mesure de moyenne nulle et de covariance :

$$\text{cov}(V_{ki}, V_{kj}) = R_k S_{ij} \quad (4.7)$$

Pour simplifier les notations nous poserons : $\text{cov}(Z, Z) = E\{ZZ^T\}, P_{k/t} = \text{Cov}(X_{k/t}^0)$

Donc :

$$\text{cov}(W_{ki}, W_{kj}) = E\{W_{ki}, W_{kj}^T\} = Q_k S_{ij} \quad (4.8)$$

$$\text{cov}(V_{ki}, V_{kj}) = E\{V_{ki}, V_{kj}^T\} = R_k S_{ij} \quad (4.9)$$

Où :

$E\{\cdot\}$: représente l'espérance mathématique.

S_{ij} : Le symbole *Kronecker* défini par : $S_{ij} = 1$ si $i = j$, $S_{ij} = 0$ si $i \neq j$

$W(k)$ et $V(k)$ sont des bruits blancs centrés et non corrélés entre eux.

$$\text{Donc : } E\{W_i\} = 0 \text{ et } E\{V_j\} = 0 \quad (4.10)$$

Q et R sont des matrices symétriques définies positives.

Pour simplifier certains développements nous supposons que, les bruits $W(k)$ et $V(k)$ ne sont pas corrélés donc :

$$E\{W_{ki}, V_{kj}\} = 0 \quad (4.11)$$

L'état initial $X(0)$ est également une variable aléatoire indépendante des séquences $W(k)$ et $V(k)$

telle que : $\forall k \geq 0$

$$E\{X(0), W_{ki}\} = 0 \quad (4.12)$$

$$E\{X(0), V_{kj}\} = 0 \quad (4.13)$$

$$E\{\mathbf{X}^b(0).\mathbf{X}^{bT}(0)\} = P_0 \quad (4.14)$$

$$\text{Avec : } \tilde{X} = X - \hat{X} \quad (4.15)$$

P_0 C'est une matrice symétrique définie positive.

Si l'on cherche à caractériser les propriétés statistiques de $X[k]$ et de $Y[k]$ on note :

$$E\{X[k]\} = \hat{X}[k] \quad (4.16)$$

$$E\{Y[k]\} = \hat{Y}[k] \quad (4.17)$$

$$E\{\tilde{X}[k+1], \tilde{X}[k]^T\} = P_{[k+1/k]} \quad (4.18)$$

$$E\{\tilde{Y}[k+1], \tilde{Y}[k]^T\} = U_{[k+1/k]} \quad (4.19)$$

$$\text{Où : } \tilde{X}_k = X_k - \hat{X}_k \quad \text{et} \quad \tilde{Y}_k = Y_k - \hat{Y}_k \quad (4.20)$$

On obtient de (4.2) : $E\{X[k+1]\} = A_d E\{X[k]\} + B_d U[k]$ donc :

$$P_{[k+1]} = E\left\{ (X[k+1] - E\{X[k+1]\}) (X[k+1] - E\{X[k+1]\})^T \right\}$$

$$P_{[k+1]} = A_d P_{[k]} A_d^T + Q_k \quad (4.21)$$

De même plus : $E\{Y[k+1]\} = C_d E\{X[k]\}$

$$U_{[k+1]} = E\left\{ (Y[k+1] - E\{Y[k+1]\}) (Y[k+1] - E\{Y[k+1]\})^T \right\}$$

$$P_{[k+1]} = C_d P_{[k+1]} C_d^T + R_d \quad (4.22)$$

Etant donné l'ensemble d'observations séquentielles :

$$Y[k] = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_k\} \quad (4.23)$$

Le problème posé consiste à déterminer un estimé de ce que nous noterons :

$\hat{X}_{j/k}$ ou \hat{X}_j^k qui est l'estimé à l'instant j , minimisant la variance de l'erreur d'estimation :

$$E\left\{ (X_j - \hat{X}_{j/k}) (X_j - \hat{X}_{j/k})^T \right\} \quad (4.24)$$

D'après [73], une telle estimation est obtenue par :

- Un filtrage du système si : $j = k$.
- Une prédiction ou extrapolation si : $j > k$.
- Un lissage ou interpolation si : $j < k$.

On ne s'intéressera ici que par le cas où $j = k$ et $j = k + 1$.

4.5.5 - Principe d'orthogonalité

Kalman a utilisé pour le développement du filtre linéaire optimal, le concept d'estimation d'une variable aléatoire par projection orthogonale. L'orthogonalité statistique permet de donner une solution simple à des problèmes d'estimation.

Dans un contexte aléatoire, si l'on dispose d'une observation de variable aléatoire Y , on peut chercher à construire une estimation $\hat{X}(Y)$ de la variable aléatoire centrée X , afin d'obtenir une erreur d'estimation statistiquement orthogonale à l'observation Y , ce qui conduit à un estimateur, autant corrélé à Y qu'avec X .

$$E\{(X - \hat{X}(Y)) Y^T\} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad E\{\hat{X}(Y) Y^T\} = E\{X Y^T\} \quad (4.25)$$

L'estimateur obtenu, extrait donc de Y a toute l'information qu'il porte sur X [73].

4.5.6 - Equations du filtre

Le problème de filtrage au sens de *Kalman*, est de trouver pour le système dynamique, la meilleure estimation \hat{X} de l'état X à l'instant j , à partir de l'observation $(Y_0, Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$.

Ce problème est résolu par un système d'équations récurrentes :

$$(\hat{X}_{[k/k]}, P_{[k/k]}) \rightarrow (\hat{X}_{[k+1/k+1]}, P_{[k+1/k+1]}), \text{ C'est un filtre estimateur.}$$

$$(\hat{X}_{[k/k-1]}, P_{[k/k-1]}) \rightarrow (\hat{X}_{[k+1/k]}, P_{[k+1/k]}), \text{ C'est un filtre prédicteur à un pas.}$$

Comme tout observateur, le FK peut se décomposer en deux phases : prédiction et correction [20], [68].

4.5.7 - Phase de prédiction

Supposons connus, $\hat{X}_{[k/k]} = E\{X_k/Y_k\}$ et la matrice de covariance $P_{[k/k]}$ de l'erreur d'estimation $\tilde{X}_{[k/k]} = X_{[k]} - \hat{X}_{[k/k]}$, la prédiction est déduite des signaux d'entrée et de l'équation d'état du processus.

L'estimateur de $X_{[k+1/k]}$ qui minimise la variance de l'erreur de prédiction s'écrit alors :

$$\hat{X}_{[k+1/k]} = E\{X_{[k+1]}/\hat{X}_{[k/k]}\} \quad \Leftrightarrow \quad \hat{X}_{[k+1/k]} = A_d \hat{X}_{[k/k]} + B_d U_{[k]} + E\{W_{[k]}\hat{X}_{[k/k]}\}$$

$$\hat{X}_{[k+1/k]} = A_d \hat{X}_{[k/k]} + B_d U_{[k]} \quad (4.26)$$

$$\text{Ou : } \mathbf{X}_{[k+1/k]}^b = X_{[k+1]} - \hat{X}_{[k+1/k]}$$

$$\mathbf{X}_{[k+1/k]}^b = A_d \mathbf{X}_{[k/k]}^b + W_{[k]} \quad (4.27)$$

Le filtre dispose de deux sources d'information perturbées par les bruits d'état et de mesure, ces sources sont combinées aux mieux pour avoir une meilleure estimation, pour cela on détermine la matrice de covariance de l'erreur de prédiction par [73], [78] :

$$P_{[k+1/k]} = E \left\{ \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} \cdot \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}T} \right\}$$

$$P_{[k+1/k]} = A_d P_{[k/k]} A_d^T + Q_k \quad (4.28)$$

4.5.8 - Phase de correction

La prédiction précédente est corrigée en tenant compte de la nouvelle mesure $Y_{[k]}$, à l'aide d'une correction linéaire telle que :

$$\hat{X}_{[k+1/k+1]} = \hat{X}_{[k+1/k]} + K_{[k+1]} \left(Y_{[k+1]} - C_d \hat{X}_{[k+1/k]} \right) \quad (4.29)$$

Le terme K est appelé gain de *Kalman*, réglant la pondération entre la prédiction et la correction dans l'estimation finale [20], [73].

Soit : $\mathbf{X}_{[k+1/k+1]}^{\mathbf{b}} = X_{[k+1]} - \hat{X}_{[k+1/k+1]}$

$$\mathbf{X}_{[k+1/k+1]}^{\mathbf{b}} = \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} - K_{[k+1]} \left(C_d \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} + V_{[k+1]} \right) \quad (4.30)$$

$$\mathbf{X}_{[k+1/k+1]}^{\mathbf{b}} = \left(1 - K_{[k+1]} C_d \right) \cdot \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} - K_{[k+1]} \cdot V_{[k+1]} \quad (4.31)$$

Et $P_{[k+1/k+1]} = E \left\{ \mathbf{X}_{[k+1/k+1]}^{\mathbf{b}} \mathbf{X}_{[k+1/k+1]}^{\mathbf{b}T} \right\}$

$$\Leftrightarrow P_{[k+1/k+1]} = E \left\{ \left(\left(1 - K_{[k+1]} C_d \right) \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} - K_{[k+1]} V_{[k+1]} \right) \left(\left(1 - K_{[k+1]} C_d \right) \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} - K_{[k+1]} V_{[k+1]} \right)^T \right\}$$

$$P_{[k+1/k+1]} = \left(1 - K_{[k+1]} C_d \right) P_{[k+1/k]} \left(1 - K_{[k+1]} C_d \right)^T + K_{[k+1]} R_k K_{[k+1]}^T \quad (4.32)$$

Enfin le gain $K_{[k+1]}$ du filtre, est choisi pour que l'erreur d'estimation soit statistiquement orthogonale à l'innovation $\left(Y_{[k+1]} - C_d \hat{X}_{[k+1/k]} \right)$, c'est à dire que :

$$E \left\{ \mathbf{X}_{[k+1/k+1]}^{\mathbf{b}} \left(Y_{[k+1]} - C_d \hat{X}_{[k+1/k]} \right)^T \right\} = 0 \quad (4.33)$$

En substituant l'expression (4.30) dans (4.33), et après certaines manipulations on trouve :

$$E \left\{ \left(\mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} - K_{[k+1]} \left(C_d \mathbf{X}_{[k+1/k]}^{\mathbf{b}} - C_d \hat{X}_{[k+1/k]} \right) \right) \left(C_d X_{[k+1]} - C_d \hat{X}_{[k+1/k]} \right)^T \right\} = 0$$

Où

$$E \left\{ \left(\hat{X}_{[k+1/k]} - K_{[k+1]} \left(C_d \hat{X}_{[k+1/k]} + V_{[k+1]} \right) \right) \left(C_d \hat{X}_{[k+1/k]} + V_{[k]} \right)^T \right\} = 0 \quad (4.34)$$

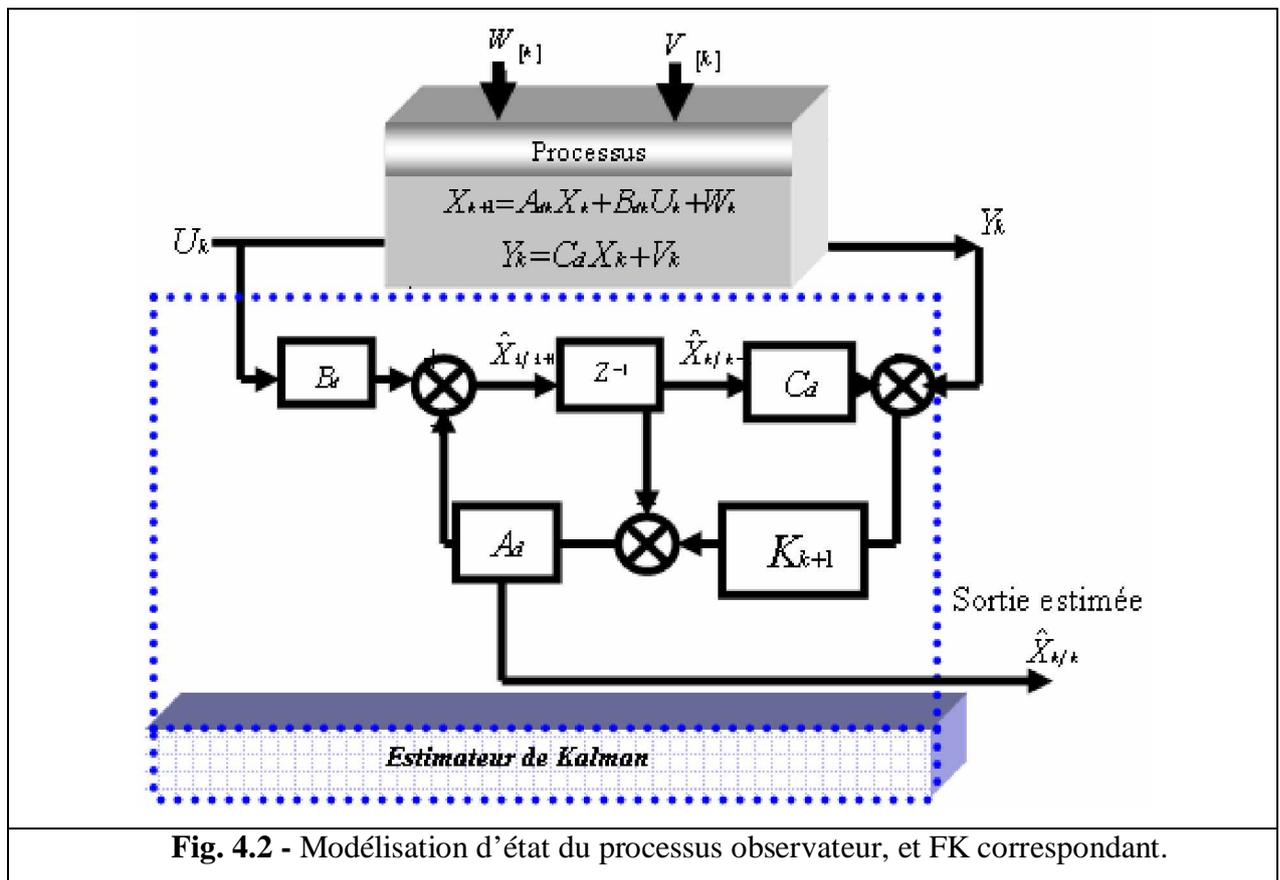
D'après le principe d'orthogonalité, on peut tirer l'expression du gain [68], [20] :

$$K_{[k+1]} = \left(A_d P_{k/k} A_d^T + Q_k \right) C_d^T \cdot \left(R_{k+1} + C_d \left(A_d P_{k/k} A_d^T + Q_k \right) C_d^T \right)^{-1} \quad (4.35)$$

Cette orthogonalité statistique permet donc de minimiser la variance de l'erreur d'estimation, lorsque les variables aléatoires $W_{[k]}$ et $V_{[k]}$ sont gaussiennes :

$$P_{[k+1/k+1]} = P_{[k+1/k]} - K_{[k+1]} C_d P_{[k+1/k]} \quad (4.36)$$

Le FK est représenté par la figure (4. 2) suivantes :



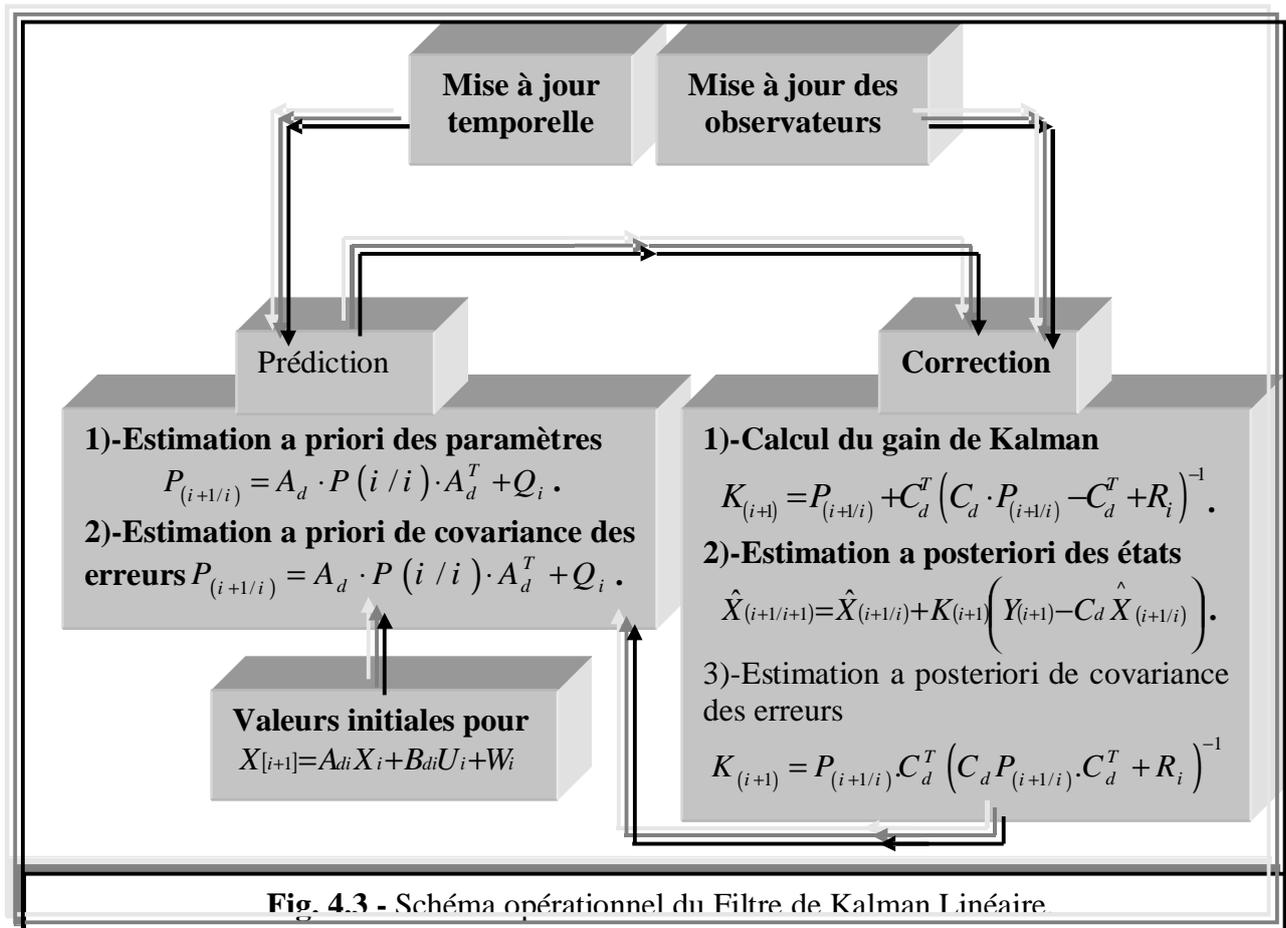
4.5.9 - Algorithme de l'estimateur en temps discret

Le tableau suivant montre le déroulement des instructions du FK en temps discret.

TAB. 4.1 - Algorithme de l'estimateur en temps discret	
Equation d'état du modèle	$X_{[k+1]} = A_d X_k + B_d U_k + W_k$
Equation de mesure	$Y_k = C_d X_k + V_k$
Statistique a priori	$E \{W_k\} = 0, E \{V_k\} = 0, E \{X_0\} = \hat{X}_{0/0}$ $E \{W_{kj} W_{kj}^T\} = Q_k S_{ij}$ $E \{V_{kj} V_{kj}^T\} = R_k S_{ij}$ $E \{W_{kj} V_{kj}^T\} = E \{X(0) W_{kj}^T\} = E \{X(0) V_{kj}^T\} = 0$ $E \{X^0(0) X^0T(0)\} = P_0$
Algorithme de filtrage	$\hat{X}_{(k+1/k+1)} = \hat{X}_{(k+1/k)} + K_{(k+1)} (Y_{(k+1)} - C_d \hat{X}_{(k+1/k)})$
Matrice de gain	$K_{(k+1)} = P_{(k+1/k)} C_d^T (C_d P_{(k+1/k)} C_d^T + R_k)^{-1}$
Variance à priori (prédiction)	$P_{(k+1/k+1)} = A_d P_{(k/k)} A_d^T + Q_k$
Variance à posteriori (estimation)	$P_{(k+1/k+1)} = P_{(k+1/k)} + K_{(k+1)} C_d P_{(k+1/k)}$
Conditions initiales	$\hat{X}_{0/0} = \hat{X}_0$ $P_{0/0} = P_0$

4.5.10 - Opération du filtre de Kalman

La figure (4.4) montre les différentes étapes d'évaluation des paramètres du système. Il y a deux étapes principales [20] pour l'évaluation de ces paramètres : l'évaluation a priori (la prédiction) et l'évaluation a posteriori (la correction). Les paramètres du système sont estimés premièrement à partir des valeurs de l'étape précédente et en suite ils seront corrigés par des mesures dans l'étape de correction.



4.6 - FILTRE DE KALMAN ÉTENDU

Les techniques d'asservissement sont fréquemment applicables aux différents systèmes, que ce soient linéaires ou non. Il est certain que, par rapport à la théorie du filtrage linéaire qui permet de développer des algorithmes simples et efficaces, le filtrage non linéaire conduit à des mauvais résultats, dans la mesure où il présente un caractère moins général et moins achevé. La difficulté essentielle réside en environnement non linéaire. Comme le processus à étudier est non linéaire, et de plus l'influence des paramètres des inconnus dans le modèle d'état (vitesse angulaire), donc on utilise le FKE, qui est une extension du FKL pour les systèmes non linéaires [73], [80], [81], [78]. Le principe de cette version étendue du FK consiste à appliquer un filtrage linéaire sur un système non linéaire, linéarisé autour d'un point de fonctionnement [68].

L'algorithme du FKE est une technique de calcul largement utilisée dans le domaine du filtrage non linéaire. Le FKE [68] est une extension de l'algorithme de l'estimateur de *Kalman* linéaire adaptée aux systèmes non linéaires, c'est le cas du processus en question.

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= f(X(t), U(t), t) + W(t) \\ Y(t) &= h(X(t), t) + V(t) \end{aligned} \quad (4.37)$$

Si les variations d'amplitude des signaux de commande ne sont pas trop importantes, il suffit en effet, de se baser sur une linéarisation au premier ordre du système, autour d'un point de fonctionnement [78].

Le développement en série de *Taylor* autour du point connu : $X_{k/k} = \hat{X}_{k/k}$ s'écrit :

$$\begin{aligned} X_{k+1} &\approx f\left(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k\right) + \frac{df}{dX}\left(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k\right)\left(X_{(k/k)} - \hat{X}_{(k/k)}\right) + W_{(k)} \\ Y_k &\approx h\left(X_{(k/k)}, k\right) + \frac{dh}{dX}\left(\hat{X}_{(k/k)}, k\right)\left(X_{(k/k)} - \hat{X}_{(k/k)}\right) + V_{(k)} \end{aligned} \quad (4.38)$$

Sachant que la série de *Taylor* est la suivante :

$$f(x) = f(x_0) + f^{(1)}(x_0)(x - x_0) + f^{(2)}(x_0)\frac{(x - x_0)^2}{2!} + \dots + f^{(n)}(x_0)\frac{(x - x_0)^n}{n!} + \dots + f^{(n+1)}(x_0)\frac{(x - x_0)^{n+1}}{(n+1)!} + \dots$$

Avec : W_k et V_k sont des vecteurs qui représentent les bruits du système et de mesure, respectivement, ils sont indépendants, de moyennes nulles et gaussiens.

L'équation (4.38) peut être écrite sous la forme :

$$\begin{aligned} X_{[k]} &= F_{[k]}X_{[k]} + S_{[k]} + W_{[k]} \\ Y_{[k]} &= H_{[k]}X_{[k]} + Z_{[k]} + V_{[k]} \end{aligned} \quad (4.39)$$

Avec :

$$\begin{aligned} F_{[k]} &= F\left(X_{(k/k)}, U(k), k\right) = \left\{ \frac{df}{dx} \right\}_{x=\hat{x}_k} \\ H_{[k]} &= H\left(X_{k/k}, k\right) = \left\{ \frac{dh}{dx} \right\}_{x=\hat{x}_k} \end{aligned}$$

Et les termes connus :

$$\begin{aligned} S_{[k]} &= f\left(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k\right) - \frac{df}{dX}\left(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k\right) \cdot \hat{X}_{(k/k)} \\ Z_{[k]} &= h\left(X_{(k/k)}, k\right) - \frac{dh}{dX}\left(\hat{X}_{(k/k)}, k\right) \cdot \hat{X}_{(k/k)} \end{aligned} \quad (4.40)$$

4.6.1 - Etape de prédiction

L'étape de prédiction s'écrit alors :

$$\hat{X}_{(k+1/k)} = F\left(\hat{X}_{(k/k)}\right) + B_d U_{(k)}$$

Par un développement limité du premier ordre de la fonction de transition $f(x)$ autour de l'état estimé, l'algorithme devient alors comme suit [78] :

$$\hat{X}_{k+1/k} = F \left(\hat{X}_{(k/k)} \right) + B_d U_{(k)}$$

$$\hat{X}_{(k+1)} = F \left(X_{(k)} \right) + B_d U_{(k)} + W_{(k)}$$

$$\Rightarrow \hat{X}_{(k+1)} \approx F \left(\hat{X}_{(k/k)} \right) + \frac{df}{dx} \left(\hat{X}_{(k/k)} \right) \left(X_{(k)} - \hat{X}_{(k/k)} \right) + B_d U_{(k)} + W_{(k)}$$

La valeur approchée de l'erreur de prédiction $X^{\hat{b}}_{(k+1/k)}$ est donc :

$$X^{\hat{b}}_{(k+1/k)} = X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)}$$

$$X^{\hat{b}}_{(k+1/k)} \approx \frac{df}{dx} \left(\hat{X}_{(k/k)} \right) \left(X_{(k)} - \hat{X}_{(k/k)} \right) + W_{(k)}$$

Pour calculer la matrice de covariance, le système a été linéarisé autour de $\hat{X}_{(k/k)}$

$$P_{(k+1/k)} = A_k P_{(k/k)} A_k^T + Q_k$$

Avec : $A_k = \frac{df}{dx} \left(\hat{X}_{(k/k)} \right)$

4.6.2 - Etape de correction

De même, cette étape, correspond à une correction de l'état prédite à partir de l'innovation.

$$\hat{X}_{(k+1/k+1)} = \hat{X}_{(k+1/k)} + K_{(k+1)} \left(Y_{(k+1)} - H \left(X_{(k+1/k)} \right) \right) \quad (4.41)$$

Un développement limité du premier ordre de la fonction d'observation $H(x)$, autour de l'état prédit, permet alors de calculer une valeur approchée de l'erreur d'estimation $\tilde{X}_{(k+1/k+1)}$ et donc une approximation de la covariance [78].

$$H \left(X_{(k+1)} \right) \approx H \left(\hat{X}_{(k+1/k)} \right) + \frac{dh}{dx} \left(\hat{X}_{(k+1/k)} \right) \left(X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)} \right) \quad (4.42)$$

Donc :

$$X^{\hat{b}}_{(k+1/k+1)} = X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k+1)} \Leftrightarrow X^{\hat{b}}_{(k+1/k+1)} = X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)} - K_{(k+1)} \left[H \left(X_{(k+1)} \right) + V_{(k+1)} - H \left(\hat{X}_{(k+1/k)} \right) \right]$$

$$\Rightarrow X^{\hat{b}}_{(k+1/k+1)} = X^{\hat{b}}_{(k+1/k)} - K_{(k+1)} \left[\frac{dh}{dx} \left(\hat{X}_{(k+1/k)} \right) X^{\hat{b}}_{(k+1/k)} + V_{(k+1)} \right]$$

Soit :

$$P_{(k+1/k+1)} = P_{(k+1/k)} - K_{(k+1)} C_{(k+1)} P_{(k+1/k)} \Rightarrow P_{(k+1/k+1)} = \left[I - K_{(k+1)} C_{(k+1)} \right] P_{(k+1/k)} \quad (4.43)$$

Où :

$$K_{(k+1)} = P_{(k+1/k)} C_{(k+1)}^T \left[C_{(k+1)} P_{(k+1/k)} C_{(k+1)}^T + R_{k+1} \right]^{-1} \quad (4.44)$$

$$\text{Avec : } C_{(k+1)} = \frac{dh}{dx} \left(\hat{X}_{(k+1/k)} \right)$$

4.7 - APPLICATION DU FKE A LA MACHINE ASYNCHRONE POUR L'ESTIMATION DE LA VITESSE ET LA TEMPÉRATURE STATORIQUE & ROTORIQUE

4.7.1 - Introduction

Durant les dernières décennies un effort très considérable a été fait dans le cadre de recherche pour se libérer des capteurs de vitesse. Un grand nombre de contributions ont été publiées, dans lesquelles, les auteurs ont proposé différentes méthodes basées sur les réseaux neuronaux artificiels et sur la théorie d'estimation stochastique, dans cette dernière, les chercheurs considèrent la vitesse de rotation rotorique comme un paramètre et ont basé sur le modèle d'ordre quatre de la machine sous l'hypothèse que le découplage entre les modes mécaniques et les modes électriques soit satisfait.

La commande vectorielle robuste ou la commande non linéaire des machines asynchrones nécessite la connaissance des flux, qui ne sont pas généralement mesurables. En outre, les variations de la résistance rotorique perturbent grièvement la commande. L'observation de ces variations va nous permettre d'atténuer ces perturbations, ainsi, se pose-t-il le problème de l'observation des grandeurs non directement mesurables [22].

4.7.2 - Objectifs de cette application

Application l'algorithme du filtrer de Kalman étendue (EKF) à l'estimer de la vitesse, la température de stator et la température de rotor de moteur à induction est décrites.

La technique d'estimation est basée sur un observateur en circuit fermé qui incorpore les modèles mathématiques électrique, mécanique et thermique ces processus se produisant dans le moteur à induction.

L'estimation de vitesse et de température est indépendante du mode de l'opération d'entraînement, bien que en circuit fermé l'estimation est possible seulement si les courants de statorique sont non nulle L'algorithme de EKF exécutait le procédé d'estimation a été mis en application [9].

L'avantage de cette application est d'estimer la vitesse sans capteur mécanique, et la température du stator et du rotor, sans capteur de température avec une procédure de calcule on va calculer la valeur des résistances a chaque instant (statorique et rotorique) $R=f(\theta)$.

Ces paramètres, dont les variations peuvent être importants surtout au démarrage, interviennent dans la mise en oeuvre de toutes les lois de commande pour les machines asynchrones.

L'utilisation d'un observateur d'état pour l'estimation des courants implique une connaissance des variations de la résistance rotorique qui est variable avec la température, pour ce but plusieurs approches telles que 'les Systèmes Adaptatif par Modèle de Référence' (MRAS en anglo-saxon), l'algorithme du FKE (EKF en anglo-saxon), etc., ont été implémentées pour atteindre des performances précises et robustes d'estimation. Pour notre application, on a appliqué le FKE, ayant conduit à de résultats acceptables.

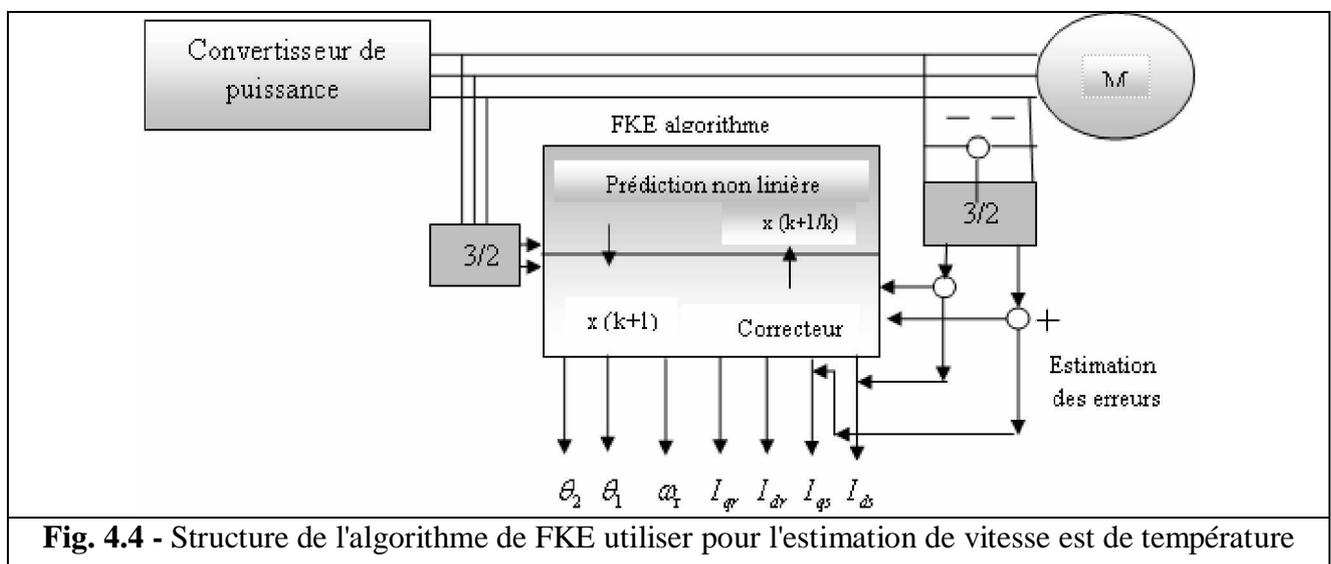
4.7.3 - Quelles grandeurs doit-on estimer ?

Ø **Vitesse rotorique** : Dans la commande vectorielle conventionnelle on utilise un capteur couplé sur l'arbre du moteur pour mesurer la vitesse du rotor et sa position. Cependant un capteur de vitesse présente de nombreux inconvénients, le coût, la fragilité, l'encombrement de l'installation mécanique et la précision [20].

Ø **La température statorique et rotorique** : Afin d'accéder à l'information concernant l'amplitude des températures il faut utiliser les capteurs ou des sondes placés dans le stator et de rotor (problématique de mesure au rotor) ; ils ne peuvent pas travailler dans des conditions sévères telles que les échauffements excessifs.

4.7.4 - Implantation pratique du FKE

Les grandeurs d'entrées du FKE sont I_{ds} , I_{qs} , V_{ds} et V_{qs} et les grandeurs estimés sont $\dot{\omega}_r$, θ_1 et θ_2 comme indique le schéma suivant :



4.7.4.1 - Discrétisation

Pour implanter le FKE dans une application en temps réel sur un ordinateur numérique le modèle continu des septièmes ordres de l'équation (3.23 de chapitre 3) doit être écrit sous sa forme discrète :

$$A_d \approx \exp(AT_e) = I + AT_e + \frac{(AT_e)^2}{2} \quad (4.55)$$

$$B \approx A^{-1}(\exp(AT_e) - I)B = T_e \left(I + \frac{(AT_e)}{2} \right) . B$$

Il est démontré qu'en prenant le temps d'échantillonnage T_s très petit ($20 \mu s$), le développement de *Taylor* du premier ordre donne de très bons résultats [22], comme suit :

$$A_d \approx \exp(AT_e) = I + AT_e$$

$$B \approx A^{-1}(\exp(AT_e) - I)B = T_e B \quad (4.56)$$

4.7.4.2 - Modèle d'état discret linéaire

L'inclusion de la vitesse, la température de stator et de rotor dans le modèle de l'espace d'état produit un système non linéaire d'ordre sept.

Par conséquent le modèle doit être linéaire autour d'état stable ou des valeurs nominales. En outre, le modèle doit être pour l'usage avec données prélevées.

Les équations d'état linéaire sont [9] :

Ø Le mode électromagnétique :

$$\dot{i}_{ds}(k+1) = a_{00}\dot{i}_{ds}(k) + a_{01}\dot{i}_{qs}(k) + a_{02}\dot{i}_{dr}(k) + a_{03}\dot{i}_{qr}(k) + a_{04}\omega_r(k) + a_{05}\theta_1(k) + a_{06}\theta_2(k) + b_{00}V_{ds} \quad (4.57)$$

$$\dot{i}_{ds}(k+1) = a_{10}\dot{i}_{ds}(k) + a_{11}\dot{i}_{qs}(k) + a_{12}\dot{i}_{dr}(k) + a_{13}\dot{i}_{qr}(k) + a_{14}\omega_r(k) + a_{15}\theta_1(k) + a_{16}\theta_2(k) + b_{11}V_{qs} \quad (4.58)$$

$$\dot{i}_{dr}(k+1) = a_{20}\dot{i}_{ds}(k) + a_{21}\dot{i}_{qs}(k) + a_{22}\dot{i}_{dr}(k) + a_{23}\dot{i}_{qr}(k) + a_{24}\omega_r(k) + a_{25}\theta_1(k) + a_{26}\theta_2(k) + b_{00}V_{ds} \quad (4.59)$$

$$\dot{i}_{qr}(k+1) = a_{30}\dot{i}_{ds}(k) + a_{31}\dot{i}_{qs}(k) + a_{32}\dot{i}_{dr}(k) + a_{33}\dot{i}_{qr}(k) + a_{34}\omega_r(k) + a_{35}\theta_1(k) + a_{36}\theta_2(k) + b_{11}V_{ds} \quad (4.60)$$

Ø Le mode mécanique :

$$\omega_r(k+1) = a_{40}\dot{i}_{ds}(k) + a_{41}\dot{i}_{qs}(k) + a_{42}\dot{i}_{dr}(k) + a_{43}\dot{i}_{qr}(k) + a_{44}\omega_r(k) + a_{45}\theta_1(k) + a_{46}\theta_2(k) \quad (4.61)$$

Ø Le mode thermique :

$$\theta_1(k+1) = a_{50}\dot{i}_{ds}(k) + a_{51}\dot{i}_{qs}(k) + a_{52}\dot{i}_{dr}(k) + a_{53}\dot{i}_{qr}(k) + a_{54}\omega_r(k) + a_{55}\theta_1(k) + a_{56}\theta_2(k) \quad (4.62)$$

$$\theta_2(k+1) = a_{60}\dot{i}_{ds}(k) + a_{61}\dot{i}_{qs}(k) + a_{62}\dot{i}_{dr}(k) + a_{63}\dot{i}_{qr}(k) + a_{64}\omega_r(k) + a_{65}\theta_1(k) + a_{66}\theta_2(k) \quad (4.63)$$

Les équations (4.57) a (4.63) définissent le modèle électromagnétique, mécanique et thermique du moteur asynchrone, on peut écrire les équations (57) a (63) avec le formalisme d'état on obtient :

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (4.64)$$

$$y(k) = c(k)x(k) \quad (4.65)$$

$$X = [I_{ds}(k) \ I_{qs}(k) \ I_{dr}(k) \ I_{qr}(k) \ \omega_r(k) \ \theta_s(k) \ \theta_r(k)]^T \quad (4.66)$$

Avec :

La matrice d'observation :

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.67)$$

La matrice de commande :

$$B = \begin{bmatrix} b_{00} & 0 & b_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & b_{00} & 0 & b_{11} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.68)$$

4.7.4.3 - Matrices de covariance

Le modèle linéarisé doit être modifié pour prendre en compte les bruits du modèle et les bruits de mesure.

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) + w(k) \quad (4.69)$$

$$y(k) = c(k)x(k) + v(k) \quad (4.70)$$

La valeur initiale du vecteur d'état $x(0)$ est décrite en termes de valeur moyenne

$$\hat{x}_0 = E\{\hat{x}_0\} = [\{\hat{I}_{ds}(0), \hat{I}_{qs}(0), \hat{I}_{dr}(0), \hat{I}_{qr}(0), \hat{\omega}_r(0), \hat{\theta}_1(0), \hat{\theta}_2(0)\}]^T$$

Où $w(k)$ et $v(k)$ sont des vecteurs de bruit du système et de mesure respectivement, sont des variables blanches gaussiennes (white-gaussian) aléatoires et peuvent être décrits par des mesures statistiques (moyen et désaccord). Ces bruits sont supposés blancs, gaussiens, centrés, indépendants, et ils sont caractérisés par leurs matrices de covariance particulières.

Les moyennes des vecteurs sont égales à zéro et leurs désaccords peuvent être décrits par des matrices de covariance.

En pratique, on définit des matrices de covariance stationnaires et diagonales.

Pour pouvoir utiliser l'ensemble des équations récurrentes constituant le filtre de FKE, on doit choisir les conditions initiales $P_{\%}$, $Q_{\%}$ et $R_{\%}$

4.7.4.4 - Valeurs initiales des matrices de covariance

La matrice de covariance d'erreur d'estimation P carrée de 7×7 [9], traduit la confiance que nous pouvons avoir dans le modèle adopté [1], [2].

$$p(0) = \{ [x(0) - \hat{x}(0)][x(0) - \hat{x}(0)]^T \} \quad (4.71)$$

$$p(0) = \text{diag} [p_{00} \ p_{11} \ p_{22} \ p_{33} \ p_{44} \ p_{55} \ p_{66}] \quad (4.72)$$

Dans [9] elle est donnée :

$$p(0) = \text{diag} [5 \ 5 \ 5 \ 5 \ 2 \ 1 \ 1]$$

La matrice de covariance du bruit d'état Q , quantifie la précision du modèle et permet le réglage dynamique des paramètres. Elle est généralement difficile à déterminer car l'observation directe de l'état du système est impossible, elle est donnée dans [9] :

$$Q(0) = \text{diag} [1.2 \ 1.2 \ 0.3 \ 0.01 \ 10^{-5} \ 10^{-4}]$$

La matrice de covariance de bruit de mesure R , traduit le niveau de bruit sur la mesure elle est donnée dans [9] :

$$R(0) = 0.22 \times I_2$$

4.7.4.5 - Etape de prédiction

$$\ddot{x}(k+1) = f(\ddot{x}(k), u(k)) \quad (4.73)$$

$$P(k+1) = F(k) \cdot P(k) \cdot F^T(k) + Q \quad (4.74)$$

4.7.4.6 - Etape de correction

$$K(k+1) = P(k+1) \cdot C^T \cdot [C \cdot P(k+1) \cdot C + R] \quad (4.75)$$

$$P(k+1|k) = P(k+1) - K(k+1) C \cdot P(k+1) \quad (4.76)$$

$$\ddot{x}(k+1|k) = \ddot{x}(k+1) + K(k+1) \cdot \begin{bmatrix} i_{ds}(k+1) - \hat{i}_{ds}(k+1) \\ i_{qs}(k+1) - \hat{i}_{qs}(k+1) \end{bmatrix} \quad (4.77)$$

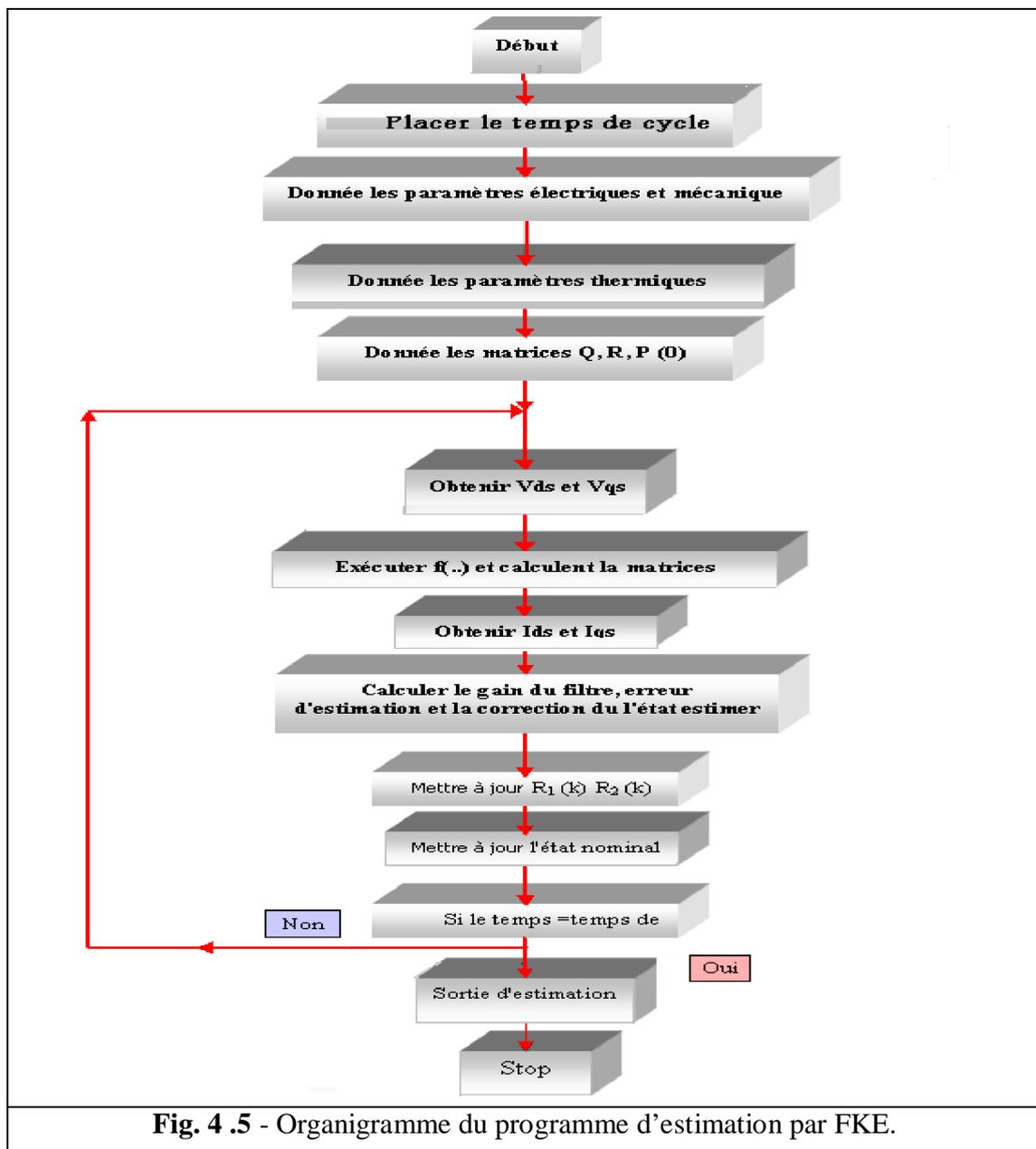
$$F(k) = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{06} \\ \wedge & \wedge \\ a_{60} & a_{66} \end{bmatrix} \quad (4.78)$$

4.7.4.7 - Traçage des graphes

A la fin de la boucle d'estimation, et après enregistrement des résultats, nous devons tracer les différents graphes correspondants à cette estimation, c'est à dire, de la vitesse de rotation, de la température statorique et rotorique et de leur estimation, puis on trace les erreurs de chaque estimation, comme étant la différence entre la valeur réelle (rung-kutta) est celle estimée.

4.7.4.8 - Organigramme d'estimation des grandeurs internes de la MAS par le FKE

Sur la figure ci-dessous (de la page suivante), on trouve un organigramme mettant en évidence les différentes étapes de l'algorithme du FKE. Cet organigramme sert à bien éclaircir le déroulement des opérations du FKE, et facilite le passage à la phase de programmation [9]



4.7.4.9 - Mise en œuvre de l'algorithme d'estimation

L'objectif visé dans ce chapitre est l'exploitation du bagage software de Matlab pour estimer simultanément les températures statorique rotorique et la vitesse rotorique.

Le vecteur d'état comporte les variables d'état suivantes :

Les courants statoriques (I_{ds} , I_{qs}), les courant rotorique (I_{dr} , I_{qr}), la vitesse de rotation (w_r), la température statorique θ_1 et du rotorique θ_2 .

La figure ci-dessous montre un schéma bloc du FKE dont on a utilisé pour l'estimation des grandeurs citées auparavant et qui explique fonctionnellement le déroulement du programme matlab développé.

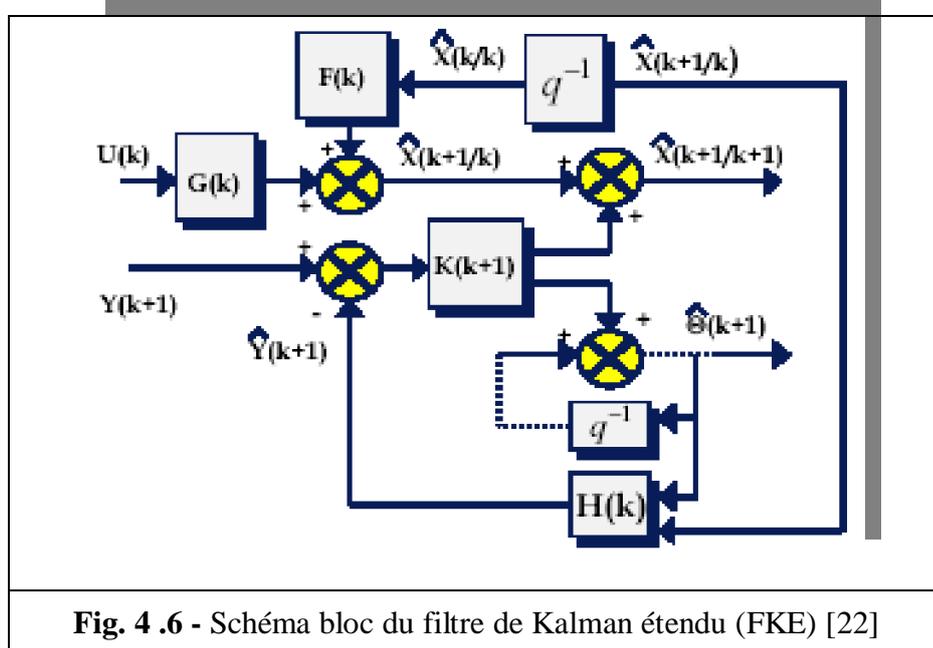


Fig. 4 .6 - Schéma bloc du filtre de Kalman étendu (FKE) [22]

4.8 - RÉSULTATS DE SIMULATION

Matlab/Simulink si l'utile effectuant la solution du système équations (1.52), donnant les valeurs d'entrées de FKE, pour obtenir les variables d'états estimé de la machine asynchrone, on construit un bloc Simulink de type 'S_function' nommé FKE constitué des instructions de l'algorithme de FKE, on sauvegarde les résultats de simulation sou la forme '.mat', et par l'utilisation d'un programme nommé 'plot.m', on obtient les graphes de simulation.

4.8.1 - Vitesse estimée par le FKE

La figure (4.9) montre la variation de la vitesse mesuré et estimée. Après un démarrage a couple constant égal a 10Nm, On arrêt le moteur a l'instant 250min et on le redémarre a 450min et couple

maintenant est nul, mais la vitesse estimée suit la vitesse mesurée avec une erreur justifiable de $\pm 5 \text{ rad/s}$, ce qui signifie la robustesse du FKE.

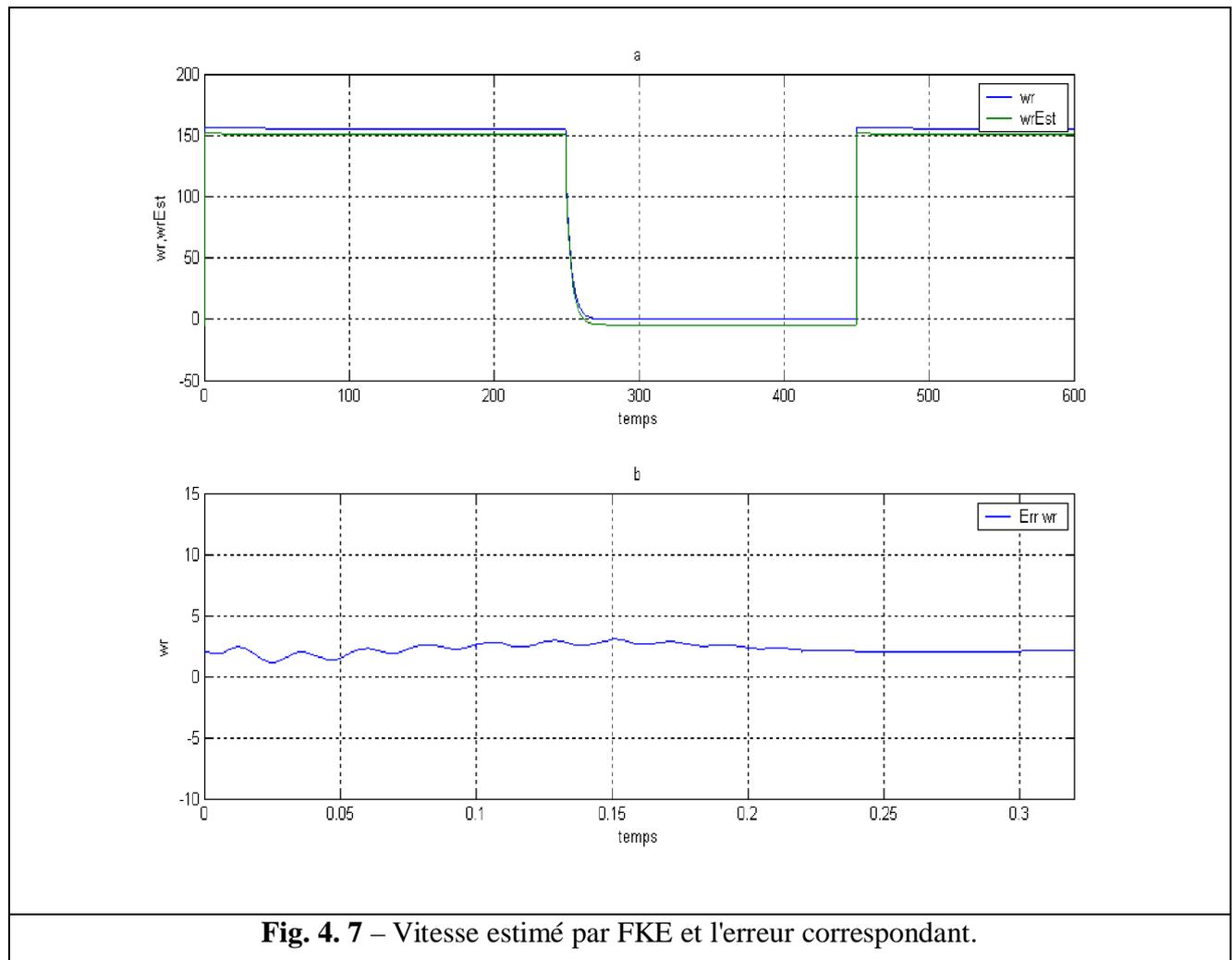


Fig. 4. 7 – Vitesse estimée par FKE et l'erreur correspondant.

4.8.2 - Température statorique estimée par FKE

La figure (4.10) montre la variation de température statorique et l'erreur d'estimation, la variation de température est non linéaire, semblable à l'exponentielle avec une valeur maximale de 63°C .

À l'instant $t_1=250\text{min}$ on fait un arrêt de notre moteur, la température statorique diminue et atteint presque 0°C c'est bien le refroidissement du moteur, à l'instant $t_2=.450\text{min}$ on redémarre notre moteur, la température statorique augmente c'est bien l'échauffement du moteur.

La température statorique estimée par FKE suit la même allure avec une erreur de $\pm 4^\circ\text{C}$, les pics remarquables à l'instant 250min et 450min due au régime thermique transitoire.

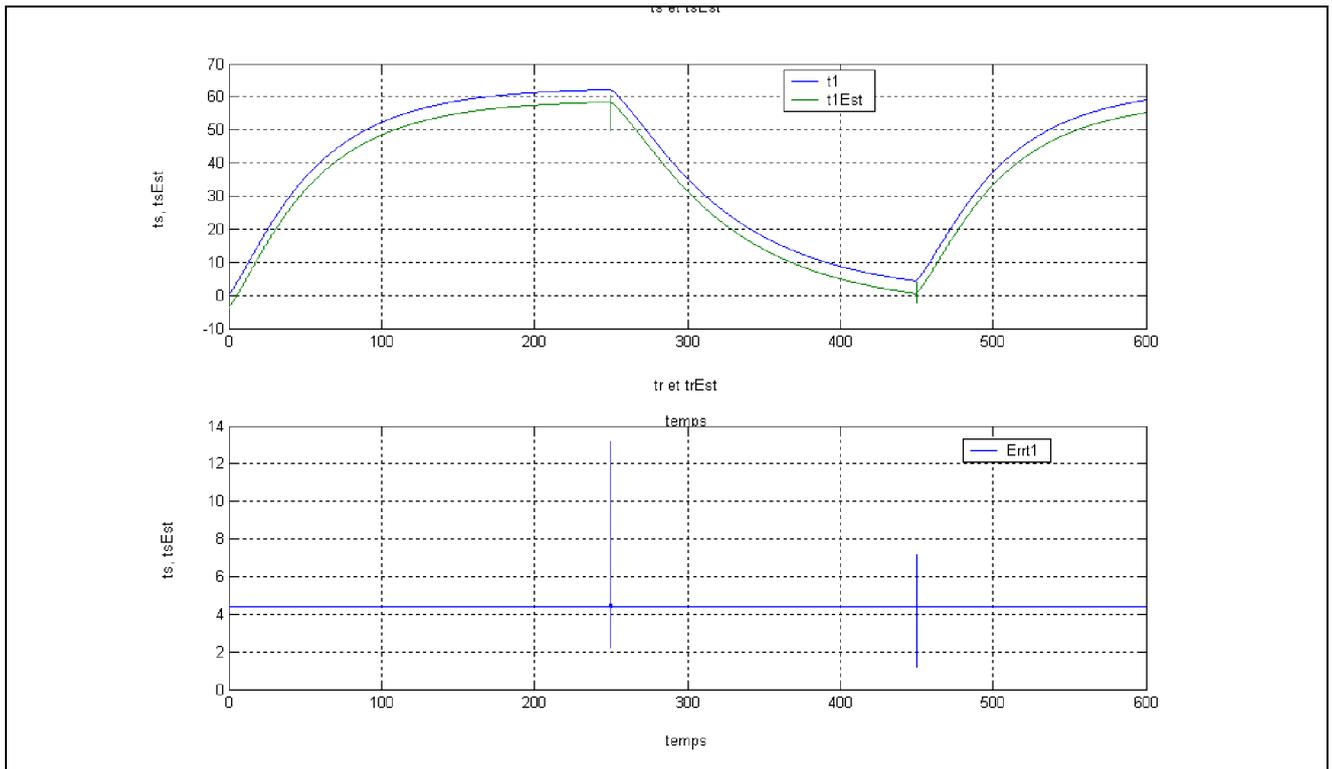


Fig. 4.8 - Température statorique estimé par FKE et l'erreur correspondante.

4.8.3 - Température rotorique estimé par FKE

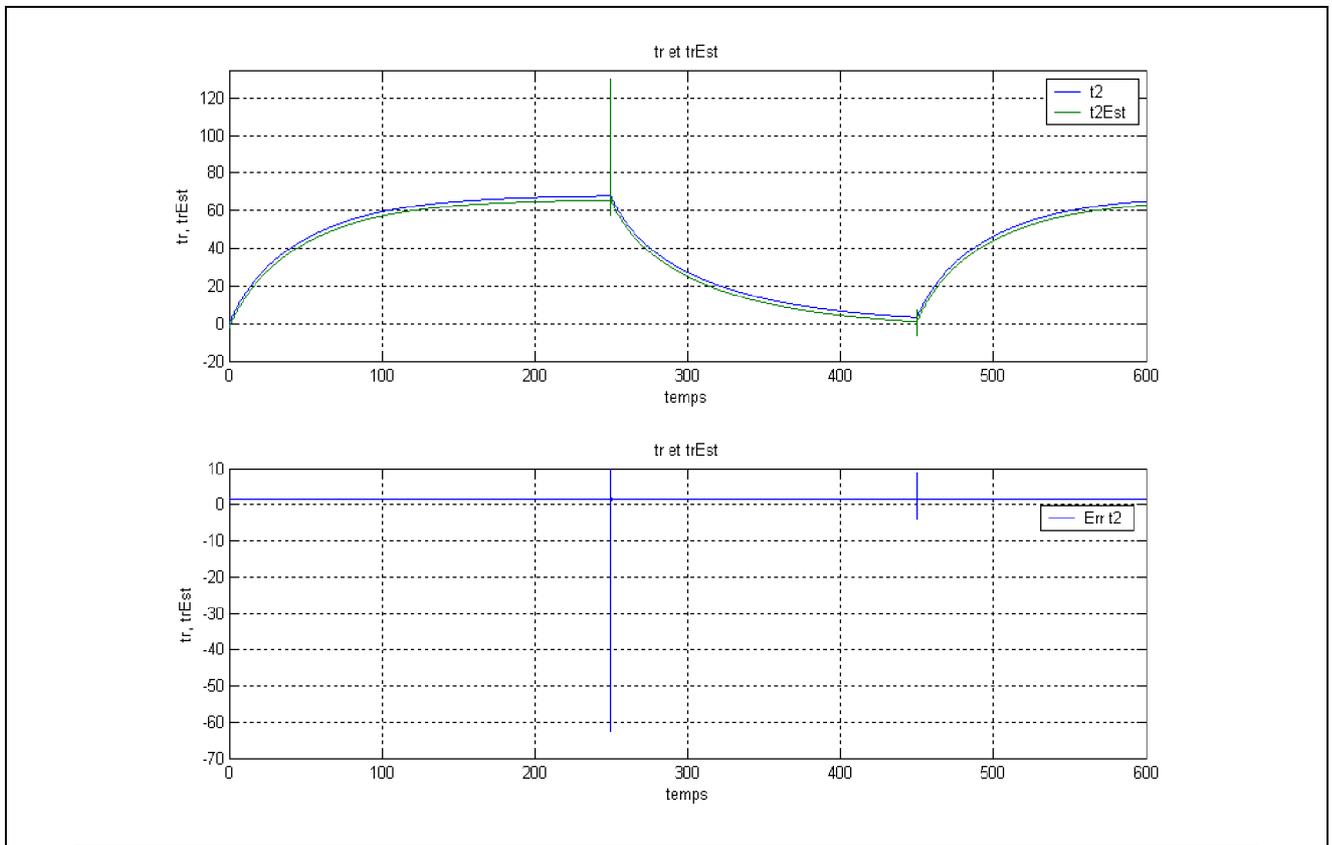
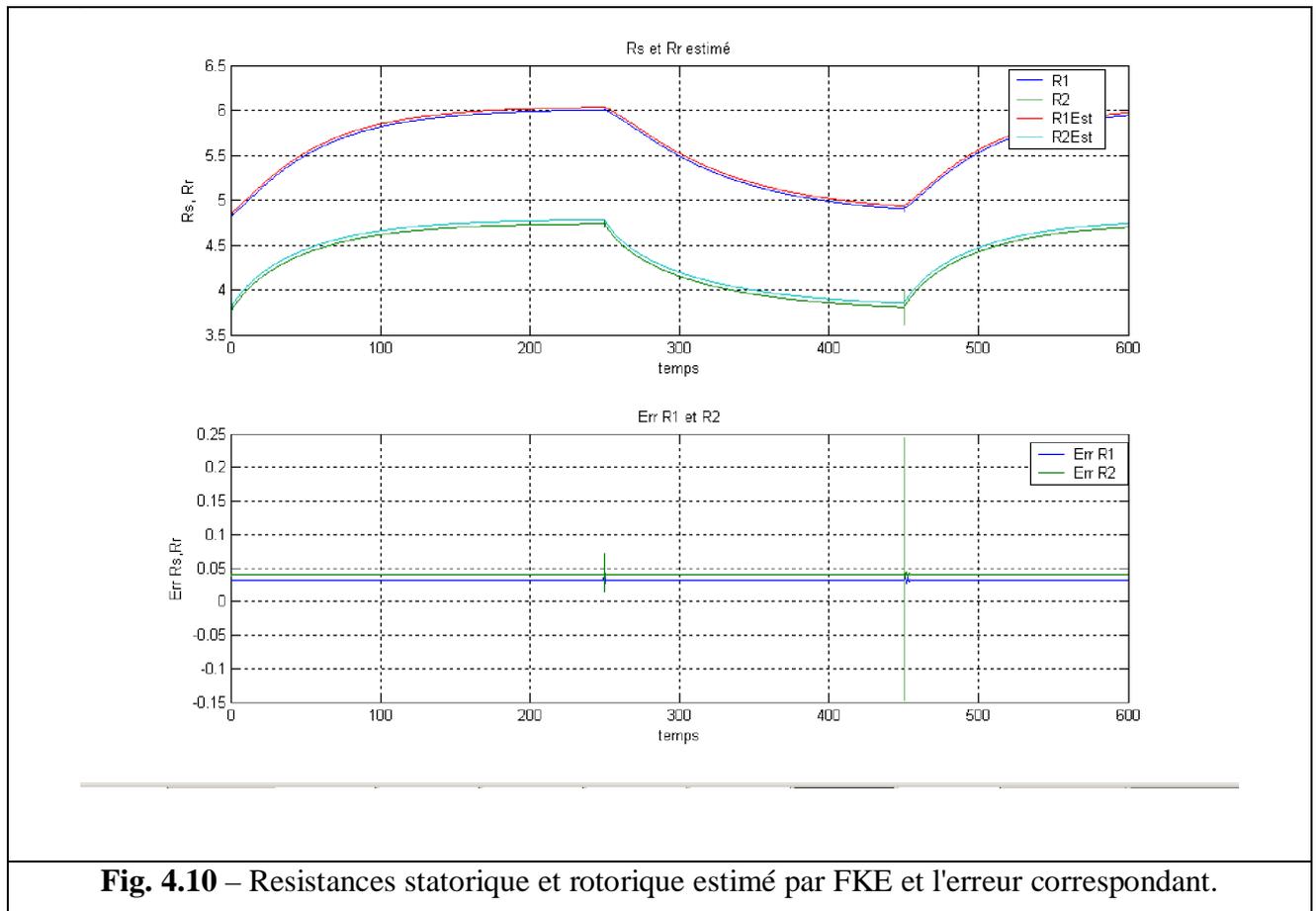


Fig. 4.9 - Température rotorique estimé par FKE et l'erreur correspondante.

4.8.4 – Résistances induites à partir des températures



Remarque : Les figures montrent la vitesse et la température mesurées (model thermique) et estimées. L'estimateur a été démarré tandis que le moteur fonctionnait à vide.

D'après les résultats de la simulation on remarque :

La figure (4.17) montre l'erreur d'estimation de la température statorique et rotorique, sa valeur ne dépasse pas et 5 c^0 , 3 c^0 respectivement.

4.7 - CONCLUSION

L'analyse faite dans ce chapitre nous a amené à exposer la formulation et la théorie du FKE exploitée dans notre travail pour l'estimation de la vitesse et de la température statorique et rotorique.

L'objectif du FK est de trouver la meilleure estimation d'un ensemble variable 'x' définissant l'état du système compte tenue des mesures 'y' effectuées périodiquement.

Estimer l'état 'x' en fonction des mesures disponibles 'y', c'est traiter ces mesures de façon à obtenir une valeur \hat{x} , appelée estimation de x, qui est une fonction déterministe de y, des bruits affectant le système et des observations ; la dépendance entre les mesures et les variables à estimer est stochastique.

Cependant, le compromis robustesse-rapidité de convergence sera également à considérer lors de l'estimation, tandis que l'adaptation à l'application se fait en temps réel, grâce au développement des calculateurs numériques (notamment les DSP). Le FK permet d'atteindre cet objectif, car il nous permet d'estimer et de prédire, simultanément, la position, la vitesse ainsi que le couple résistant à partir de la connaissance des courants d'alimentation des différents bobinages, ce qui est bien démontré à travers les résultats de simulation obtenus.

A travers ce chapitre, on a pu appliquer la technique de filtrage stochastique de Kalman (FKE) sur la machine asynchrone, en vue d'estimer ses grandeurs internes qui ne sont pas directement mesurables au moyen des capteurs spécifiés.

Cependant, le Filtre de Kalman Etendu nécessite la connaissance préalable des informations des bruits, ainsi qu'il travail pour des conditions précises ; pour avoir un caractère plus générale, est donc un estimateur ayant une large gamme de fonctionnement, on a proposé deux méthodes complémentaires du Filtre de Kalman Etendu, ce qui fait l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE 5

APPLICATION DU RÉSEAUX DE NEURONE POUR ESTIMER LES GRANDEURS ÉLECTRIQUES & THERMIQUE DE LA MAS

5. 1 – INTRODUCTION

Aujourd'hui de nombreux termes sont utilisés dans la littérature pour désigner le domaine des RNA, comme connexionnisme ou neuromimétique. Pour notre part, il nous semble qu'il faut associer à chacun de ces noms une sémantique précise. Ainsi, les RNA ne désignent que les modèles manipulés ; ce n'est ni un domaine de recherche, ni une discipline scientifique. Connexionnisme et neuromimétique sont tous deux des domaines de recherche à part entière, qui manipulent chacun des modèles de RNA, mais avec des objectifs différents. L'objectif poursuivi par les ingénieurs et chercheurs connexionnistes est d'améliorer les capacités de l'informatique en utilisant des modèles aux composants fortement connectés. Pour leur part, les neuromiméticiens manipulent des modèles de RNA dans l'unique but de vérifier leurs théories biologiques du fonctionnement du système nerveux central. Notons qu'en France, dès 1982, des réunions de ces deux communautés ont été organisées, ce sont les Journées Neurosciences et Sciences de l'Ingénieur [82].

5. 2 – HISTORIQUE

1890 : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les RN connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.

- 1943 : J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique ce sont des neurones logiques (0 ou 1) [82] [83]. Ceux sont les premiers à montrer que des RNF simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).

- 1948 : Von Neuman invente les réseaux d'automates [84], [85],

- 1949: D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien. Tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.

3. Elle réagit à ces médiateurs au niveau des dendrites.
4. Elle réagit au niveau du corps cellulaire aux impulsions électrique que lui transmettent les dendrites pour générer ou non une nouvelle impulsion.
5. En fin, elle permet au neurone de reconnaître les autres neurones à fin qu'il puisse se situer au cours de la formation du cerveau et trouver les cellules auxquelles il doit être connecté.

Généralement, les RNA sont posés sur une théorie électrique suivant laquelle la jonction synaptique, est l'endroit où le neurone perçoit un stimulus par voie électrochimique [96].

La membrane synaptique, lorsqu'elle ne reçoit pas d'excitation, est polarisée à une tension supérieure à un seuil, le neurone étant alors activé et cela déclenche un processus de dépolarisation ; le neurone émet sur l'axone une tension positive d'environ $+60 \div +70\text{mv}$ en se comportant comme un système non linéaire. C'est ce type de modèle qui est majoritairement retenu pour simuler artificiellement les neurones du cerveau humain [95].

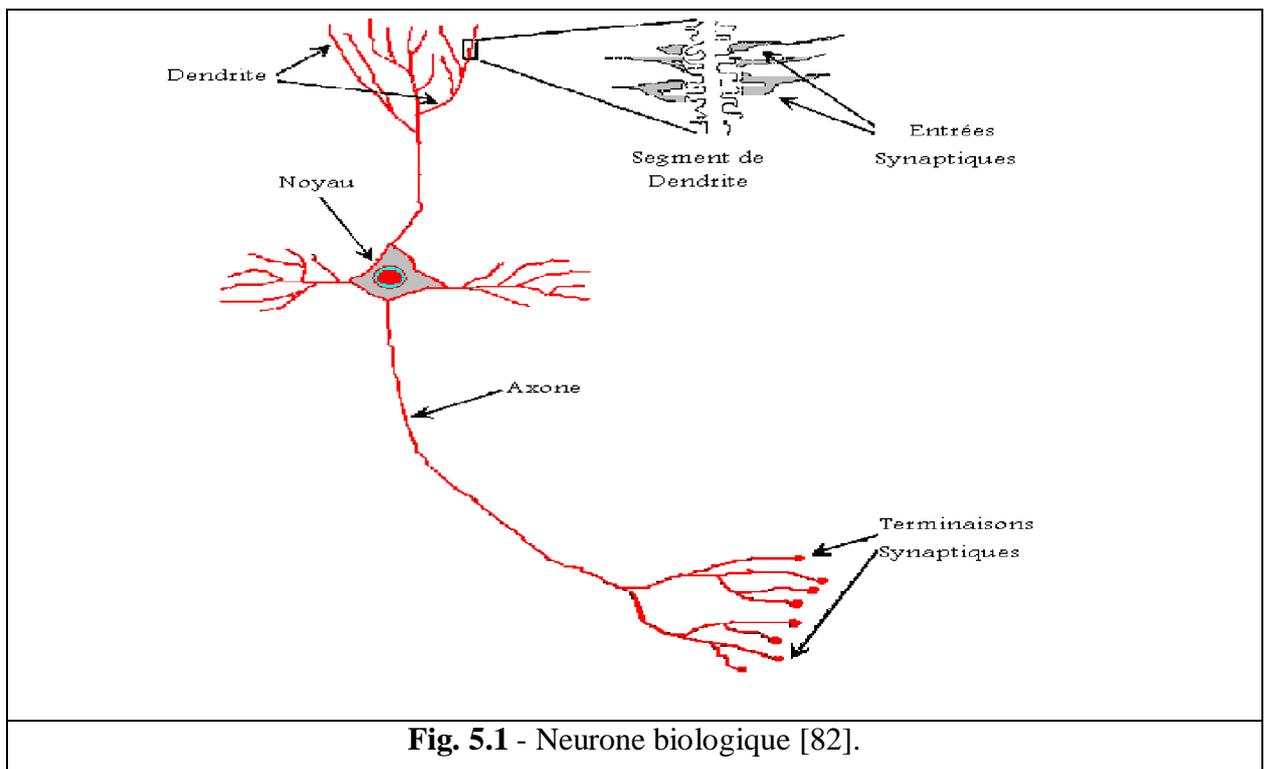


Fig. 5.1 - Neurone biologique [82].

La physiologie du neurone est liée aux propriétés de la membrane nerveuse et au métabolisme de la cellule. La différence de potentiel mesurée entre le milieu intérieur de la cellule et le milieu extérieur est de -60 mV . Pour maintenir une telle différence de potentiel, la cellule fait appel à des pompes ioniques (Na^+ , K^+ , ...). Cependant, une faible dépolarisation de la membrane entraîne une certaine perméabilité aux ions sodiums (Na^+), dont l'effet peut être catastrophique au niveau cellulaire. En effet, à partir d'une certaine valeur seuil de dépolarisation de la membrane, il y a

5.2.1 – Premiers succès

- 1957 : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
- 1960 : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle Adaline (Adaptative Linear Element). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adaline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières. B. Widrow a créé dès cette époque une des premières firmes proposant neuro-ordinateurs et neuro-composants, la 'Memistor Corporation'.
- 1969 : M. Minsky et S. Papert publient un ouvrage qui met en exergue les limitations théoriques du perceptron. Limitations alors connues, notamment concernant l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non linéaires. Ils étendent implicitement ces limitations à tous modèles de RNA. Leur objectif est atteint, il y a abandon financier des recherches dans le domaine (surtout aux U.S.A.), les chercheurs se tournent principalement vers l'IA (intelligence artificielle) et les systèmes à bases de règles [82]. Le livre de Minsky et Papert est une étude approfondie du perceptron et de ses limites intrinsèques, la première est que certaines fonctions booléennes impossibles à apprendre XOR(...), la seconde, limitation aux séparations linéaires, la dernière, les progrès des ordinateurs séquentiels ont poussé le développement du traitement symbolique et de l'intelligence artificielle (systèmes experts) et l'abandon des RN [86].

5.2.2 – Ombre

- 1967-1982 : Toutes les recherches ne sont, bien sûr, pas interrompues. Elles se poursuivent, mais déguisées, sous le couvert de divers domaines comme : le traitement adaptatif du signal, la reconnaissance de formes, la modélisation en neurobiologie, etc. par ce que durant les années 1970 il y eut une remise en cause de l'intérêt des réseaux car les ordinateurs de neurones apprenaient lentement, coûtaient très cher et leurs performances n'étaient pas si impressionnantes. La disponibilité croissante des mini et micro-ordinateurs, vers la fin des années 1970, a permis aux RN de prendre un nouveau départ. On attribue à Hopfield un rôle majeur dans cette résurrection [83]. De grands noms travaillent durant cette période tels : S. Grossberg, T. Kohonen, ... dont nous reparlerons.
- 1974 : La création de Rétropropagation de Werbos mais. Pas de succès. [84], [85].

5.2.3 – Renouveau

- 1982 : J. J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les RNA.

A cela plusieurs raisons :

Au travers d'un article court, clair et bien écrit, il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Il faut remarquer la présentation anticonformiste de son article. Alors que les auteurs s'acharnent jusqu'alors à proposer une structure et une loi d'apprentissage, puis à étudier les propriétés émergentes, J.J. Hopfield fixe préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et construit à partir de là, la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour des problèmes d'optimisation, d'autre part, entre les mains de ce physicien distingué, la théorie des RN devient respectable. Elle n'est plus l'apanage d'un certain nombre de psychologues et neurobiologistes hors du coup. Enfin, dans son article initial, met en avant l'isomorphisme de son modèle avec le modèle d'Ising (modèle des verres de spins). Cette idée va drainer un flot de physiciens vers les RNA.

Notons qu'à cette date, l'intelligence artificielle (IA) est l'objet d'une certaine désillusion, elle n'a pas répondu à toutes les attentes et s'est même heurtée à de sérieuses limitations. Aussi, bien que les limitations du Perceptron mise en avant par M. Minsky ne soient pas levées par le modèle d'Hopfield, les recherches sont relancées.

5.2.4 – Levée des limitations

- 1983 : La Machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue [82].

- 1985 : Découverte fin 1985 de l'algorithme de la rétropropagation du gradient d'erreur qui permet l'apprentissage sur des réseaux multicouche de perceptrons [87] [82], sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétropropagation de gradient reste le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications [82].

-1986 : Les premières applications, comme par exemple le logiciel NETtalk aux USA [87], Rumelhart & McClelland inventent une nouvelle architecture de RN multicouches dotée d'un algorithme d'apprentissage rétropropagation, parmi leur applications, la reconnaissance de l'écriture, la reconnaissance/synthèse de la parole et en vision (traitement d'images) [84], [85].

-1987 est une année importante pour les RNA par ce que c'est l'année de premier congrès international (IEEE) sur les RNA [87].

-1990 : Kohonen (CAO) à trouvé une projection entre deux espaces, l'espace des données (grande dimension) et l'espace des représentations (dimension réduite) à condition que la projection doit conserver la topologie des données. Les sociétés de l'Information introduits des nouvelles applications tel que la recherche/filtrage d'information dans le Web, extraction d'information / veille technologique, multimédia (indexation,...) et exploitation de données (data mining). Ces nouvelles applications donnent la naissance de besoin de combiner différents modèles [84], [85].

Ø Dans le domaine de la modélisation et de l'identification, il fallut attendre que Hornik [88], [89] démontre certaines propriétés des RN pour que de nombreux travaux soient menés dans les années 1980 et 1990. Par ailleurs, les automaticiens ont été initialement déconcertés par un vocabulaire qui faisait appel à l'intelligence artificielle, quand il ne s'agissait que d'optimisation. Aujourd'hui, les RN sont plus largement utilisées [90]

Haykin en propose la définition suivante [91], [92] : « *Un réseau de neurones est un processus distribué de manière massivement parallèle, qui a une propension naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour utilisation. Il ressemble au cerveau en deux points:*

1. *la connaissance est acquise au travers d'un processus d'apprentissage;*
2. *les poids des connections entre les neurones sont utilisés pour mémoriser la connaissance.»*

C'est sur base de cette définition que repose l'élaboration des réseaux de neurones artificiels.

Les dernières années ont vu un développement technologique puissant dans des domaines divers, et il y a eu un accroissement de besoin pour le contrôle et la gestion des systèmes complexes, notamment non linéaires, qui introduisent d'énormes calculs et un nombre de variables important ; d'où la nécessité de chercher de nouvelles méthodes pour une gestion plus souple et moins coûteuse en temps de calcul et en manipulation des variables dont le nombre ne cesse d'augmenter [93].

Ainsi, le souci d'améliorer les performances des processus industriels et de réduire leurs coûts sont des raisons déterminantes pour l'introduction de nouvelles stratégies de régulation, et des techniques de modélisation et d'apprentissage en ligne de processus par des réseaux artificiels neuronaux. Celles-ci permettent de représenter des relations fonctionnelles complexes difficiles à décrire sous une forme analytique de systèmes non linéaires ou de systèmes variant dans le temps. Pour cela, on s'est intéressé, de plus en plus, par les systèmes qui apprennent, en utilisant des modélisations des neurones inspirés des réseaux neuromémitiques biologiques [94].

5.3 – DU NEURONE BIOLOGIQUE AU NEURONE FORMEL

Les cerveaux humains pèsent environ 1.5kg et contiennent trois couches successives, la première est le cerveau reptilien (siège des réflexes instinctifs), l'hippocampe (siège de l'émotivité et de la sensibilité) et le cortex, spécifique aux mammifères et siège de raisonnement et de la pensée. Ces couches contiennent deux types de cellules, les gliales et les neurones, les gliales constituent le tissu nourricier et la structure du cerveau et représentent environ 99.99% du volume du cerveau, les neurones dont le nombre estimé à un nombre variant entre 10-100 milliards, forment un réseau interconnecté complexe [95]

5.3.1 – Neurone Biologique

Le neurone biologique (voir Fig.5.1) est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques [82], il est composé de quatre parties distinctes [92] [95] :

Corps cellulaire, qui contient le noyau de la cellule nerveuse; c'est en cet endroit que prend naissance l'influx nerveux, qui représente l'état d'activité du neurone.

Dendrites, ramifications tubulaires courtes formant une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire, ce sont les entrées principales du neurone, qui captent l'information venant d'autres neurones.

Axone, longue fibre nerveuse qui se ramifie à son extrémité ; c'est la sortie du neurone et le support de l'information vers les autres neurones, chaque un peut atteindre plusieurs dizaines de centimètres [95]

Synapse, qui communique l'information, en la pondérant par un *poinds synaptique*, à un autre neurone; elle est essentielle dans le fonctionnement du système nerveux.

Les neurones sont interconnectés entre eux par des synapses dont le nombre est d'environ 10000 milliards. Ceci signifie qu'un neurone reçoit en moyenne des excitations en provenance de 1000 neurones, et qui émet également des informations à 1000 neurones différents [95].

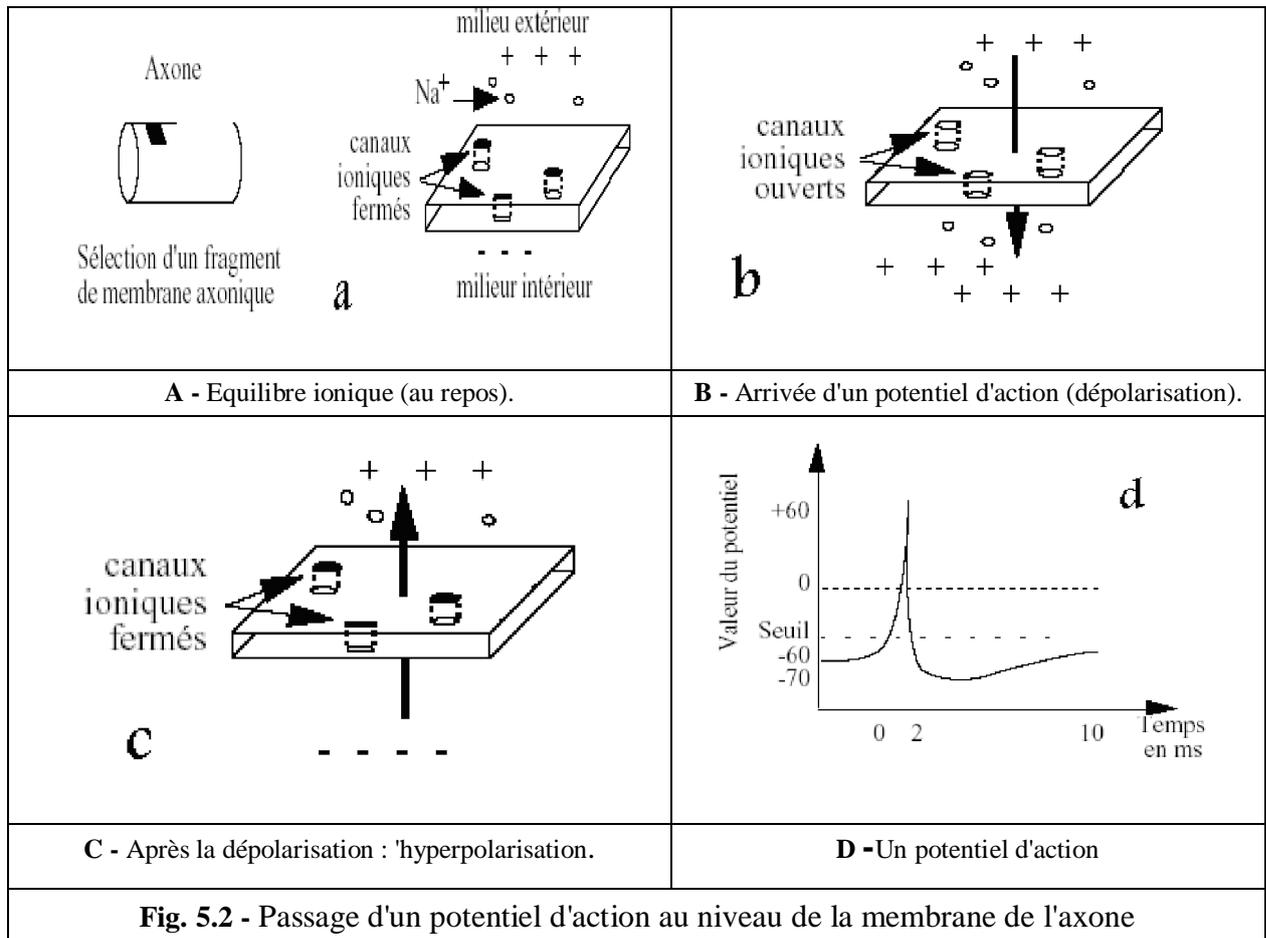
Chaque neurone réalise une opération très simple, qui est en fait une somme pondérée de ses entrées. Le résultat est comparé à un seuil et le neurone devient excité si ce seuil est dépassé [92].

Entre les neurones il existe quatre modes de communications [95], la liaison terminaison axonale-dendritique, liaison terminaison axonale-corps cellulaire, liaison axone-axone et liaison dendrite-dendrite

Les fonctions spécifiques réalisées par un neurone dépendent essentiellement des propriétés de sa membrane externe, cette dernière remplit cinq fonctions principales [95] :

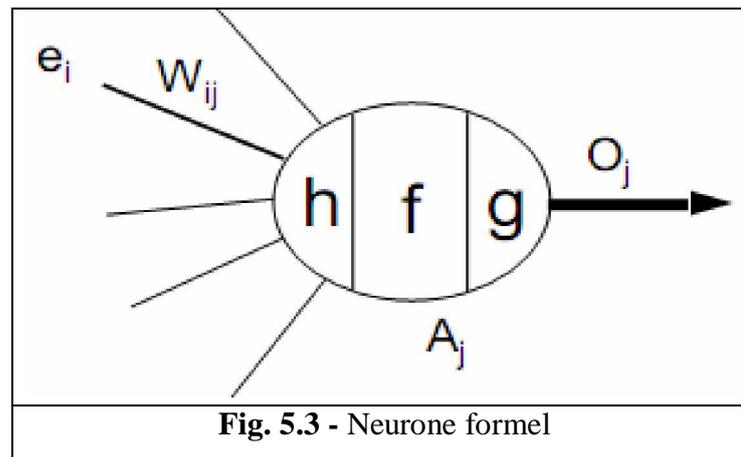
1. Elle sert à propager des impulsions électriques tout au long de l'axone et des dendrites.
2. Elle libère des médiateurs à l'extrémité de l'axone.

rupture des équilibres ioniques et création d'un potentiel d'action (aussi nommé "Spike" en anglais, fig.5.2) [82].



5.3.2 – Neurone formel

Historiquement, au travers d'études sur certaines structures biologiques, comme celles mises en jeu pour la vision, ont été mises en lumière les capacités d'apprentissage des RN biologiques. Ces études ont, en particulier, montré que l'interconnexion d'un grand nombre d'unités élémentaires possédant le même comportement (les neurones) donne à ces structures leurs propriétés particulières. L'idée de formaliser ces phénomènes afin de créer des outils mathématiques fut alors envisagée et McCulloch utilisa pour la première fois la notion de NF [90]. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w abréviation de weight (poids en français) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. A chaque connexion est associé un poids [82].



e_i : Entrées du neurone.

A_j : Activation du neurone.

O_j : Sortie du neurone.

W_{ij} : Poids (synaptiques).

h : Fonction d'entrée.

f : Fonction d'activation (ou de transfert).

g : Fonction de sortie.

$A_j = f \left\{ h \left[e_i, \{ W_{ij}, i = 0 \text{ à } k \} \right] \right\}$, $O_j = g(A_j)$, ($O_j = A_j$ Le plus souvent).

a- Classification des NF

La fonction d'entrée peut-être une sommateur, distance, polynomiaux et de type noyau ..., la fonction d'activation et/ou fonction de sortie peut-être une fonction seuil (Heaviside) ou signe, sigmoïde, identité et saturation ..., la combinaison (h, f, g) définit le type de neurone.

∅ **Neurone Sommateur** : est un processeur très simple qui calcule une somme pondérée et qui applique à cette somme une fonction de transfert non linéaire (échelon, sigmoïde, gaussienne, ...)

$$o_j = f \left(w_{oj} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij} e_i \right), w_{oj} = \text{"biais "}$$
 (5.1)

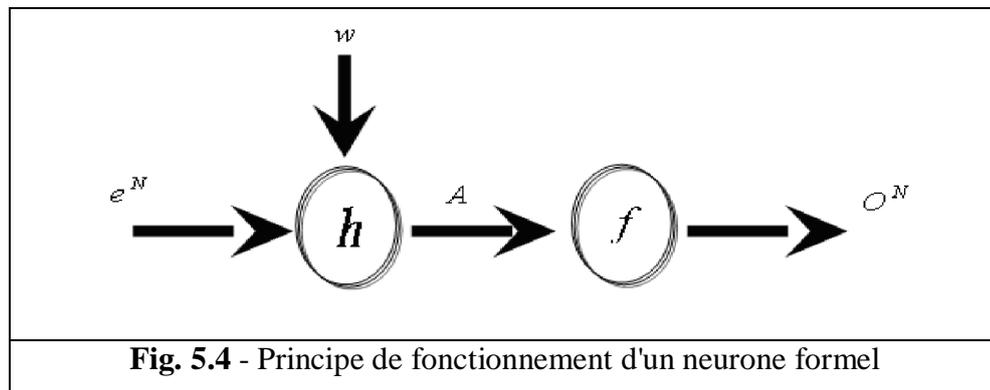
b - Principe de fonctionnement d'un neurone formel

Les entrées du neurone sont notées e^N (de taille l) et la sortie est notée o^N . Les paramètres w (de taille $l+1$) du neurone sont souvent appelés poids en référence à la notion biologique de poids synaptiques, pour déterminer la valeur de sortie, un premier terme A , appelé *potentiel d'activation*,

est évalué $A = h(e^N, w)$. La sortie est alors déterminée à l'aide de la fonction f , nommée *fonction d'activation* ou fonction de base, qui introduit la non linéarité de l'unité. On parlera parfois abusivement de neurones linéaires lorsque la fonction f est linéaire.

Principalement, deux types de paramétrages sont utilisés [90]. Dans le premier cas, le potentiel d'activation A du neurone est défini par une fonction linéaire :

$$A = h \left(w_{oj} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij} e_i \right) = w_{oj} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij} e_i \quad (5.2)$$



Pour ce premier type de paramétrage, les fonctions de base f les plus utilisées sont la fonction identité, la fonction seuil et les fonctions tangente hyperbolique et arctangente, on parle alors respectivement de neurones linéaires, binaires et sigmoïdes dans les deux derniers cas :

Fonction de base	$O^N = A.$	$O^N = 1$ si $A > 0$, $O^N = 0$ si non.	$O^N = \tanh(A)$
Nom de neurone	Neurones linéaires	Neurones binaires	Neurones sigmoïdes

Les fonctions de seuillage présentent, généralement, 3 intervalles :

- ∅ **En dessous du seuil** : le neurone est non actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 0 ou -1).
- ∅ **Aux alentours du seuil** : une phase de transition.
- ∅ **Au-dessus du seuil** : le neurone est actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1).

Il est à noter que les premiers NF qui ont été développés sont les neurones binaires qu'on appelle encore neurones McCulloch et Pitts du nom de leurs inventeurs, mais ils sont rarement utilisés en modélisation et en identification non linéaire [90].

La seconde manière de définir la fonction réalisée par un neurone est d'utiliser des fonctions particulières dont le comportement est local comme les fonctions à ondelettes et les fonctions radiales. Les paramètres w_i du neurone définiront alors les centres et l'écart-type de la gaussienne. Pour un neurone à fonction radiale, la sortie peut alors être définie par l'expression suivante [90] :

$$o^N = f(e^N, w) = \exp\left(\sum_{i=1}^l (e_i^N - w_i)^2 / 2w_{i+1}^2\right) \quad (5.3)$$

5.4 – APPRENTISSAGE

L'apprentissage est une phase de développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées [82] [97]. L'apprentissage est en général un processus graduel et itératif, où les poids du réseau sont modifiés plusieurs fois selon une règle d'apprentissage (par exemple : la rétropropagation dans la direction négative du gradient de l'erreur) avant d'atteindre la valeur finale. Les apprentissages neuromémitiques peuvent se répartir en trois grandes classes, selon le degré de contrôle permis à l'utilisateur [83] [97] :

∅ **Apprentissage supervisé** : Dans ce type d'apprentissage l'utilisateur dispose d'un comportement de référence qu'il désire inculquer au réseau. Le réseau est donc capable de mesurer la différence entre son comportement actuel et le comportement de référence, et de corriger ses poids de façon à réduire cette erreur.

∅ **Apprentissage semi-supervisé** : L'utilisateur ne possède que des indications imprécises (par exemple, échec / succès du réseau...etc.) sur le comportement final du réseau.

∅ **Apprentissage non supervisé** (appelé aussi auto organisation) : Ici la procédure consiste à modifier les poids du réseau en fonction des critères internes comme coactivation des neurones. Les comportements résultant de ces apprentissages sont en général comparables à des techniques d'analyse de données.

L'apprentissage neuromémitique nécessite en général une grande quantité de données, que l'on regroupe dans ce que l'on appelle «corpus d'apprentissage». Selon la technique d'apprentissage utilisée, d'autres corpus sont aussi employés, notamment pour mesurer la validité de la solution trouvée par le réseau. On appelle ces corpus supplémentaires, des corpus de test ou de généralisation [97].

5.5 – STRUCTURE ET CLASSIFICATION DES RNA

Les RNA sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [82].

D'une manière générale, un réseau de neurones est doté des propriétés suivantes [98]:

–**Parallélisme** : Cette notion se situe à la base de l'architecture des RN considérés comme ensembles d'entités élémentaires qui travaillent simultanément.

–**Capacité d'adaptation** : Celle-ci se manifeste tout d'abord dans les RN par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir en compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données du monde extérieur. De plus, elle se caractérise dans certains réseaux par leur capacité d'auto-organisation qui assure leur stabilité en tant que systèmes dynamiques .

–**Mémoire distribuée** : Dans les RN, la mémoire d'un fait correspond à une carte d'activation des neurones. Cette carte est en quelque sorte un codage du fait mémorisé .

–**Résistance aux pannes** : A cause de l'abondance des entrées et la structure du réseau, les données bruitées ou les pannes locales dans certain nombre de ses éléments n'affectent pas ses fonctionnalités. Cette propriété résulte, essentiellement, du fonctionnement collectif et simultané des neurones qui les composent .

–**Généralisation** : La capacité de généralisation d'un RNA est son aptitude de donner une réponse satisfaisante à une entrée qui ne fait pas partie de ses antécédents (apprentissage).

5.5.1 - Réseau ordonné sans connexion arrière ou non bouclé (feed-forward)

Les réseaux dits feed-forward propagent le flux d'information de manière unidirectionnelle depuis la couche d'entrée jusqu'à la couche de sortie. Il n'y a pas de cycle, on les dit acycliques. Ce type de fonctionnement est le plus couramment observé dans la littérature Cette catégorie comprend par exemple le perceptron et le PMC [99].

Nous allons présenter quatre types de connexions classiques de réseau feed-forward :

Connexions globales : tous les neurones de deux couches successives sont connectés entre eux.

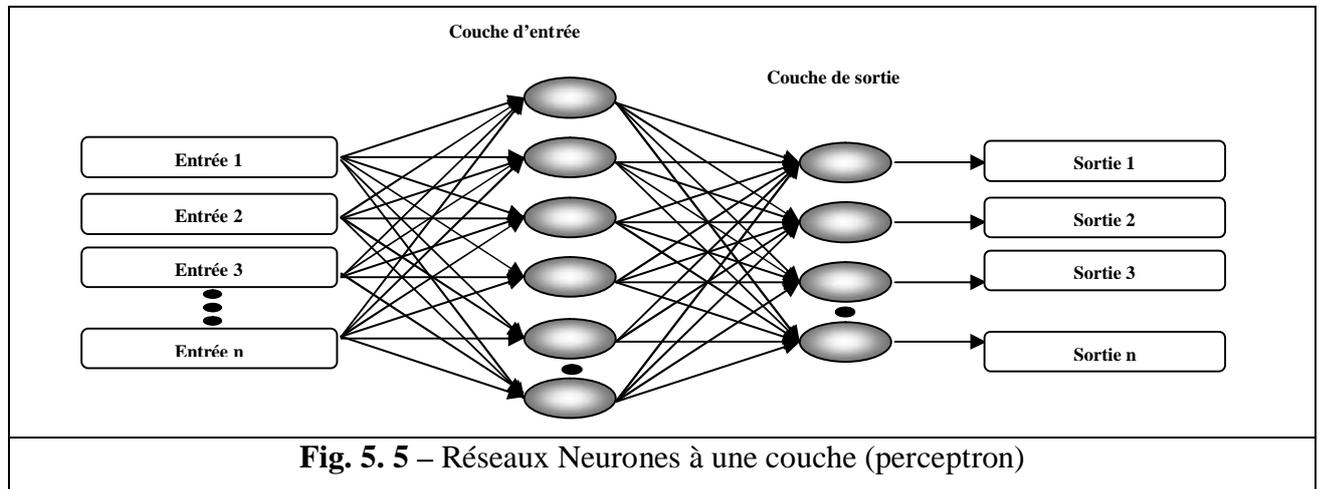
Connexions locales : pour chaque neurone i d'une couche p , seulement un groupe réduit de neurones de la couche précédente q , est connecté à i , pour réduction du nombre de paramètres d'un réseau.

Connexions à masque : connexions locales à masque ou à poids partagés.

Connexions à délai : utilisation particulière de connexions à poids partagés afin de propager l'information du temps à travers le réseau. Comme la reconnaissance de la parole.

5.5.1.1 - Réseaux à une couche (Perceptron)

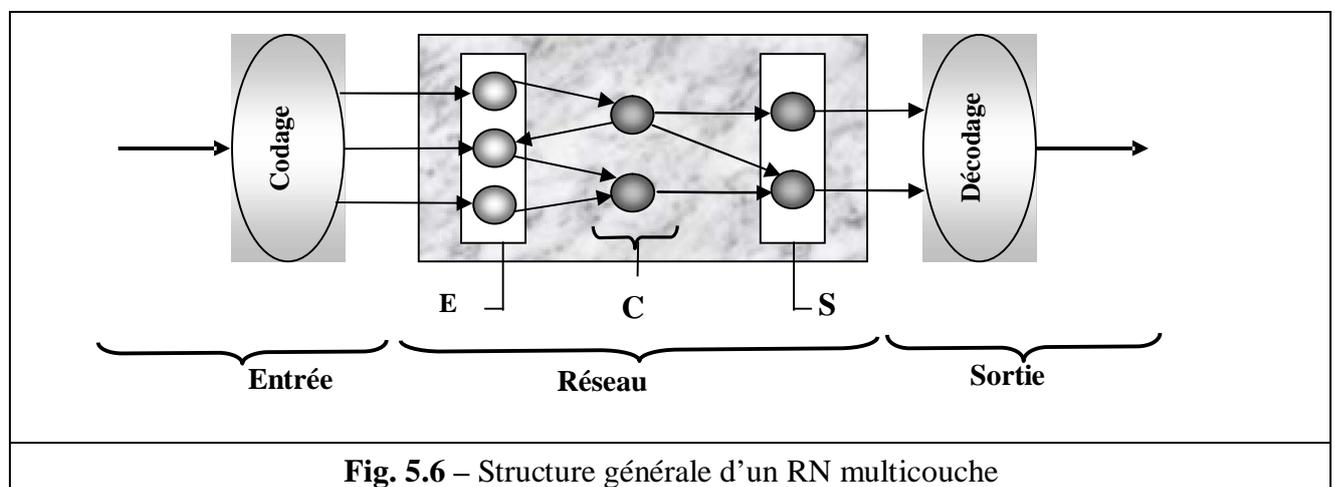
Les réseaux connexionnistes à une couche calculent l'activation des neurones de sortie directement à partir des entrées du réseau via le poids des connexions qui les relient (Figure 5.5). Minsky et Paper (1969) ont montré que les réseaux à une couche n'étaient capables de résoudre que des problèmes linéairement séparables [99].



5.5.1.2 - Architectures multicouches

Il est nécessaire de pouvoir communiquer avec le RN, de lui fournir des données, et de récupérer les résultats de ses calculs. Dans ce contexte presque tous les RN partagent la propriété d'avoir une structure soit disant « aveugle » [97], en répartissant leurs neurones en trois ensembles :

∅ L'ensemble E des neurones d'entrée, qui reçoivent les données d'entrée sous forme d'un vecteur d'entrée. Ces valeurs sont communiquées aux réseaux par l'entremise de leurs valeurs d'entrées extérieures. Elles influencent donc l'activation de ces derniers, et par extension, le comportement du réseau entier.

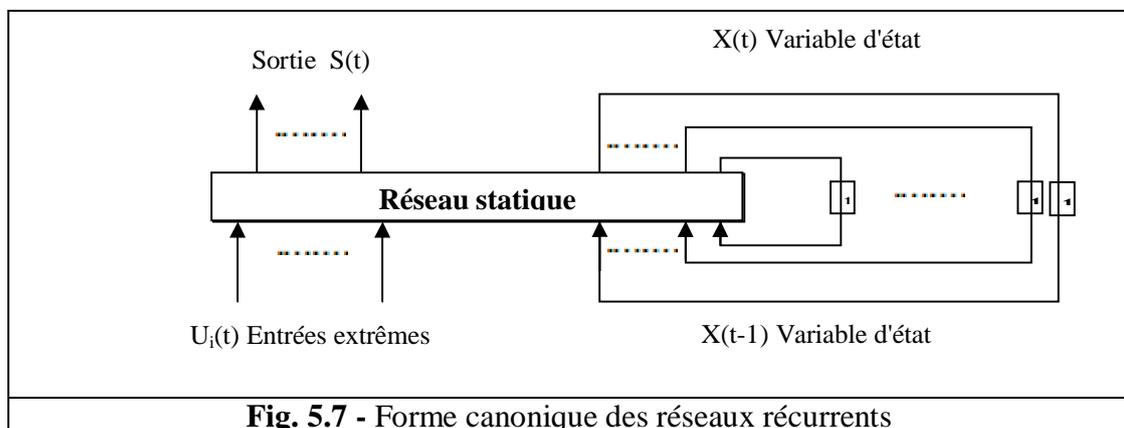


∅ L'ensemble S des neurones de sortie, dont les activations constituent le vecteur de sortie et sont collectivement interprétées comme le résultat de calcul du réseau. Un même neurone peut être à la fois à l'entrée et à la sortie du réseau, ainsi, E et S ne sont pas nécessairement disjoints.

∅ L'ensemble C des neurones cachés, qui n'appartiennent pas aux ensembles E et S. En général, la présence des neurones cachés dans un réseau démultiplie sa puissance de calcul, et lui permet d'aborder des problèmes plus difficiles [97].

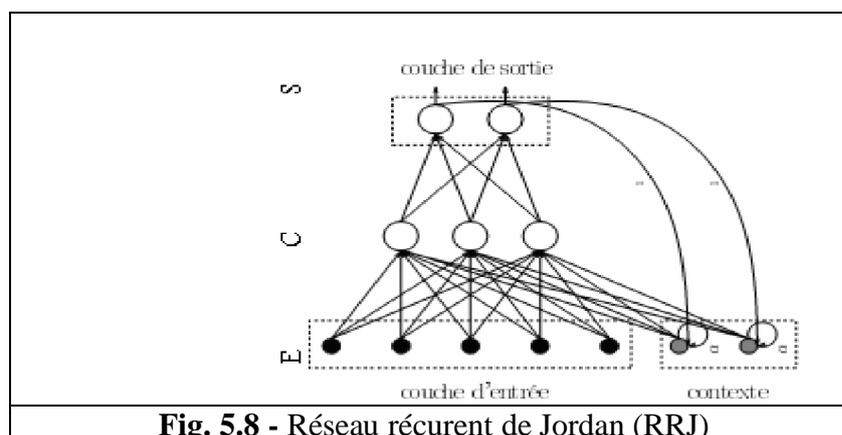
5.5.2 - Réseaux de neurone récurrents (RNR)

Les réseaux récurrents peuvent être vus comme une extension des réseaux feed-forward. Ils contiennent au moins une connexion, dite récurrente, qui met en relation un neurone avec un neurone de la même couche ou d'une couche précédente, introduisant par là même un cycle à l'intérieur du réseau.



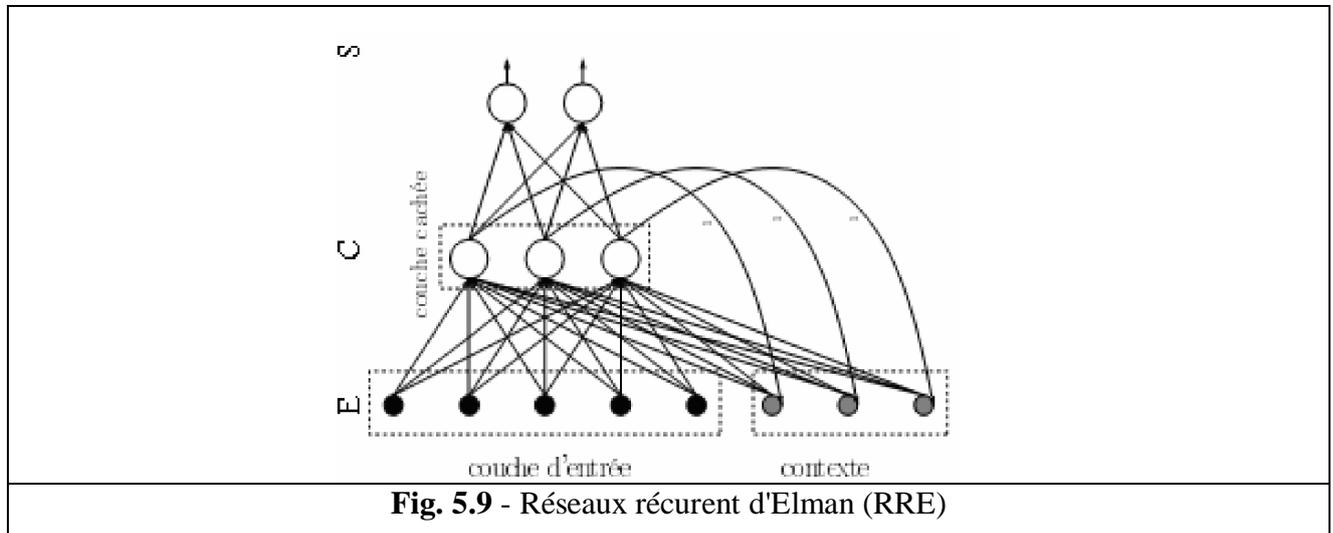
5.5.2.1 - Réseau récurrent de Jordan (RRJ)

Le réseau de Jordan (1986) est un des premiers réseaux récurrents à être apparu, et aussi un des plus utilisés. Dans un RRJ, les valeurs de sortie, obtenues pour la forme précédente, sont recopiées sur la couche d'entrée, comme autant de neurones supplémentaires (couche de contexte) et sont totalement connectés à la couche cachée, une connexion auto-récurrente de poids α régule la mémoire temporelle de cette relation. (Figure 5.8)



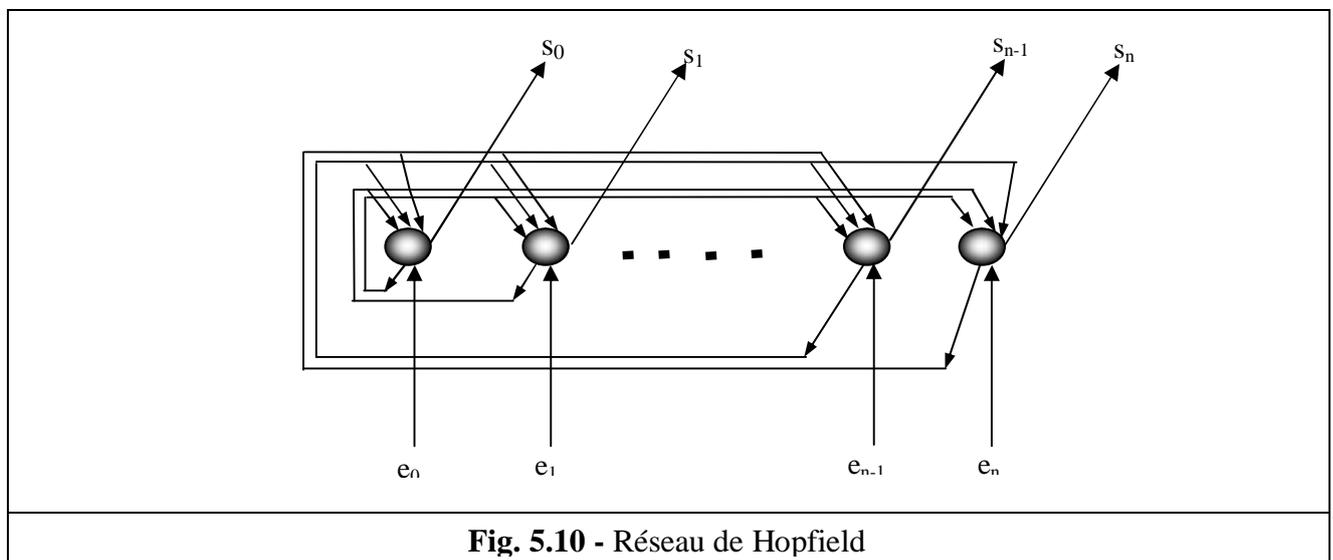
5.5.2.2 - Réseau récurrent d'Elman (RRE)

Dans un RRE (1990), Le RRE ajoute aux valeurs de la forme d'entrée courante les valeurs de la couche cachée obtenues pour la forme précédente.



5.5.2.3 - Réseau de Hopfield

Des RR simples, construits à partir de perceptrons, totalement connecté



5.5.3 - Cartes topologiques (Carte auto-organisatrice de Kohonen) [86]

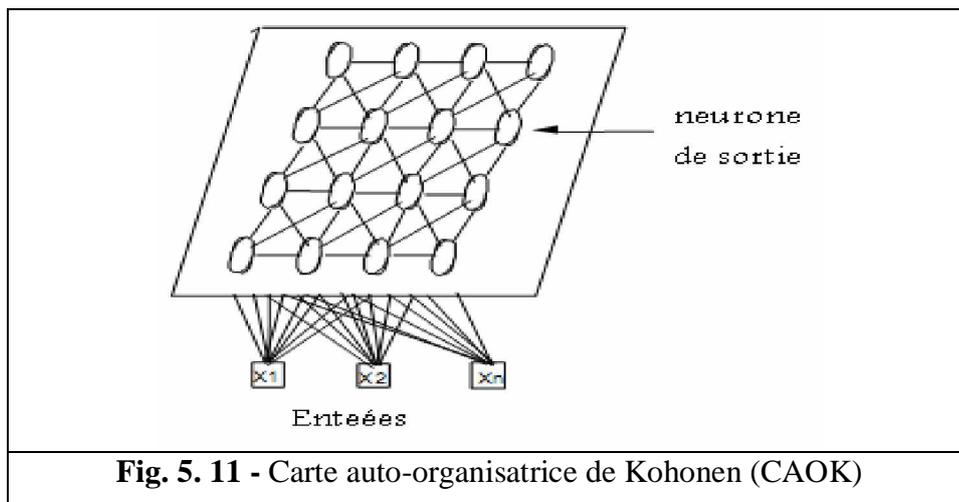
Un réseau topologique consiste en une couche mono- ou multidimensionnelle de neurones structurés en topologie, terme qui signifie une organisation spatiale des neurones dans la couche qui détermine une relation de voisinage entre neurones. Inspiré à l'auto-organisation des régions du système nerveux. Il est motivé en classification pour :

⇒ Faire du clustering, regrouper les exemples en paquets similaires pour définir des classes.

⇒ Construire une représentation visualisable (1D ou 2D en général) des entrées par une sorte de projection non-linéaire de l'espace des entrées (en général de grande dimension) qui respecte la topologie initiale (les projections de points proches restent proches).

5.5.3.1 - Carte auto-organisatrice de Kohonen (CAOK), (Kohonen's Self-Organizing Maps, SOM)

Une CAOK est un RN avec un mode de connexion totale, l'espace de neurone de sortie et le même au départ, elle fait une projection non linéaire, les neurones de sortie est distant totalement connecté forme un système de voisinages sur la carte de sortie



5.5.4 - Taxonomie

La taxonomie consiste à bâtir un arbre de classification des réseaux neuroniques selon le nombre de couches, la méthode de recherche de solution et la règle d'apprentissage.

5.5.4.1 - Taxonomie de Lippmann

Une des toutes premières taxonomies proposée dans la littérature fut l'arbre de classification de Lippmann, en 1987. Cet arbre de classification a longtemps été considéré comme un classique dans le domaine.

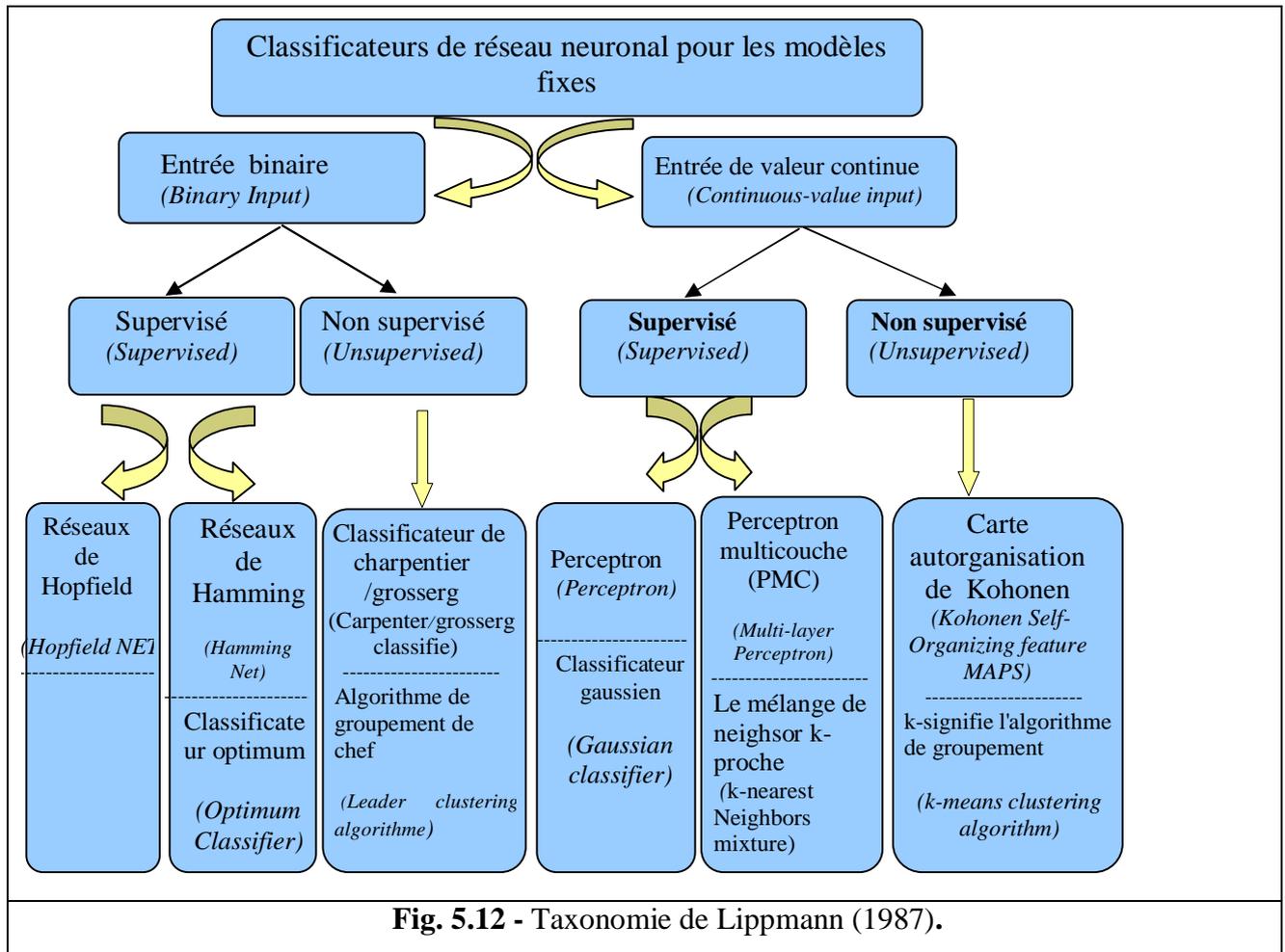


Fig. 5.12 - Taxonomie de Lippmann (1987).

5.5.4.2 - Taxonomie de Jain et al (1996).

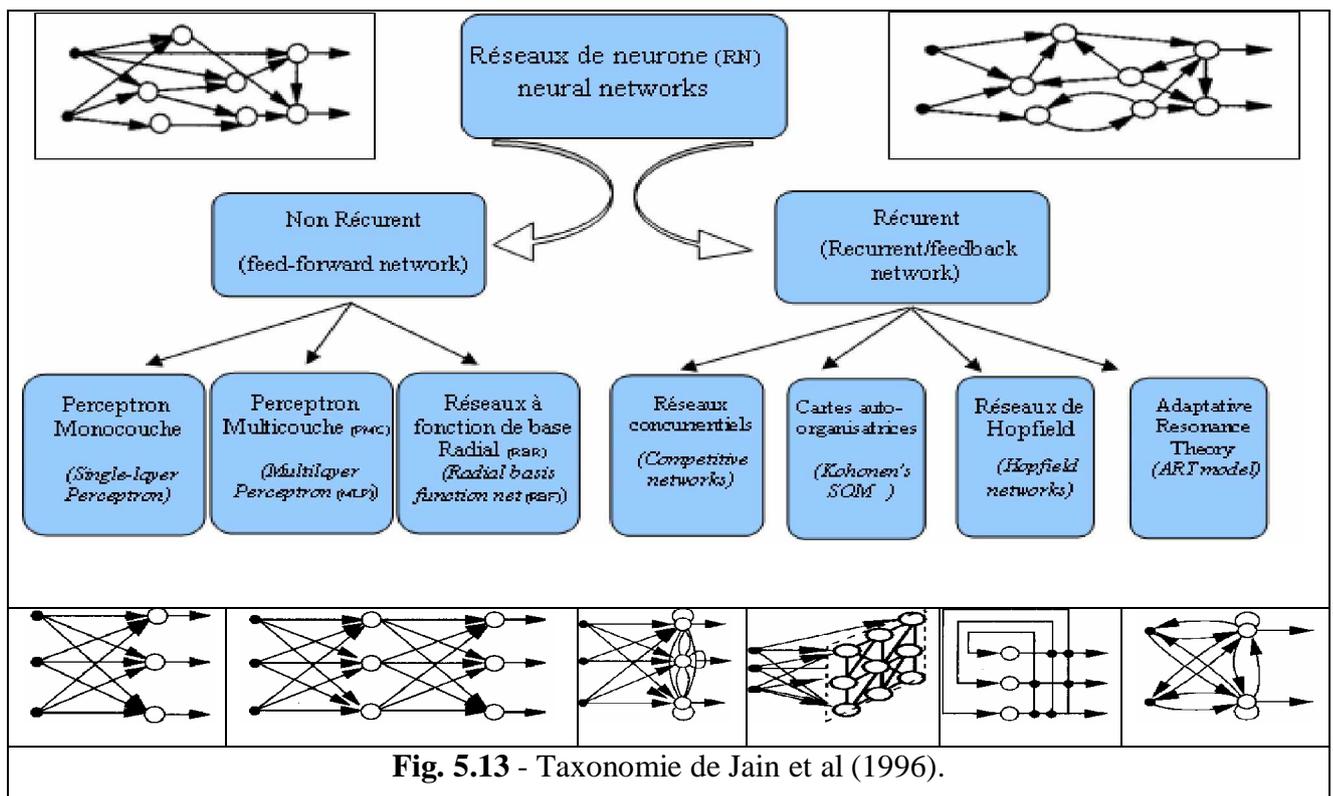
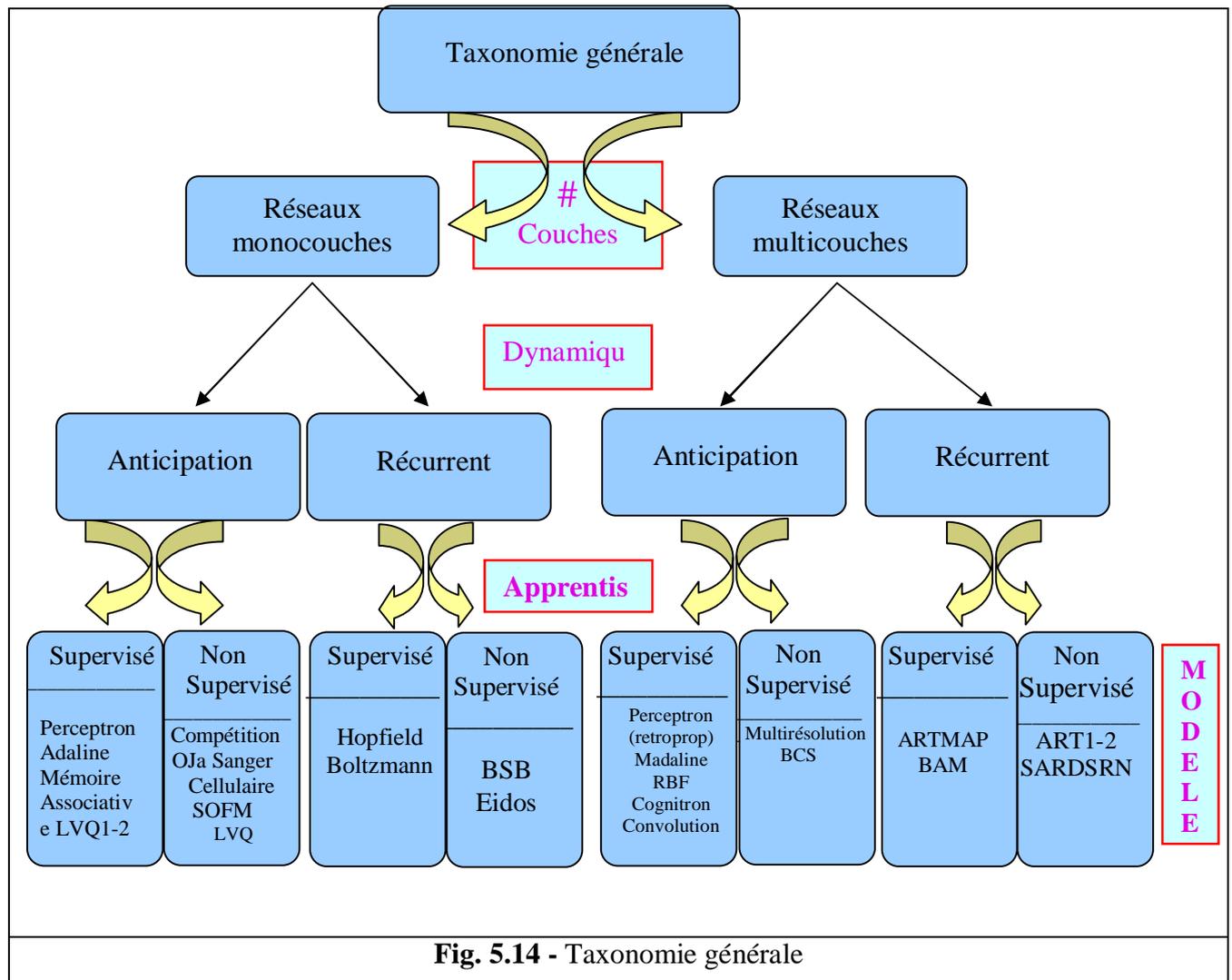


Fig. 5.13 - Taxonomie de Jain et al (1996).

5.5.4.3 - Taxonomie générale



5.6 – PERCEPTRON MULTI COUCHE (PMC)

5.6.1 – Introduction

Pour notre application, on a adopté la structure du réseau multicouche (PMC), puisqu'il est le type le plus répandu, le plus utilisé, de structure simple et d'apprentissage rapide. Dans le passé, les PMC étaient peu utilisés, à cause du manque de règles rigoureuses et d'algorithmes efficaces pour gérer la phase d'apprentissage. On utilisait les perceptrons à deux couches seulement, ces derniers peuvent être entraînés avec des règles d'apprentissage relativement simples. En contre partie, les réseaux à deux couches sont limités aux simples applications. Cela a changé récemment avec le développement de nouvelles règles pour le PMC ; ce qui a permis d'aborder des applications de plus en plus complexes, et de combler les lacunes des réseaux à deux couches.

5.6.2 – Implémentation d'un PMC

5.6.2.1 - Calcul de l'activation

L'apprentissage utilisé est du type supervisé. Les données sont présentées à la couche d'entrées qui les passe simplement vers sa sortie. Chaque neurone d'entrée est connecté avec tous les neurones de la couche suivante (couche cachée) via les liens pondérés ; l'entrée x_j de chaque neurone j de la couche cachée est calculée de la façon suivante [100] :

$$x_j = \sum_i^n y_i \cdot w_{ji} \quad (5.4)$$

Où le neurone i est un neurone de la couche précédente, et w_{ji} est le lien pondéré entre les neurones i et j .

Le neurone j calcule sa sortie y_j en utilisant une fonction d'activation appropriée :

$$y_j = f(x_j + \theta_j) \quad (5.5)$$

Où θ_j est le seuil d'activation associé au neurone j , et f est une fonction non linéaire. La non-linéarité de la fonction permet au réseau d'aborder des calculs variantes et complexes. De plus sa dérivabilité est nécessaire à l'apprentissage du réseau [101].

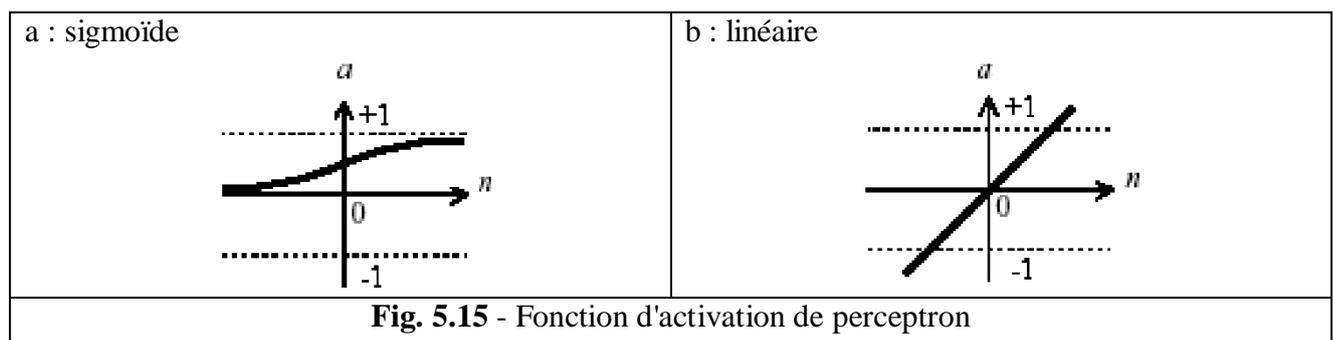
La fonction d'activation utilisée dans la couche d'entrée et la couche cachée est la sigmoïde exponentielle (figure.5.15 a) ayant pour forme :

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (5.6)$$

Tandis que celle utilisée dans la couche de sortie est une fonction linéaire (figure.5.15. b) :

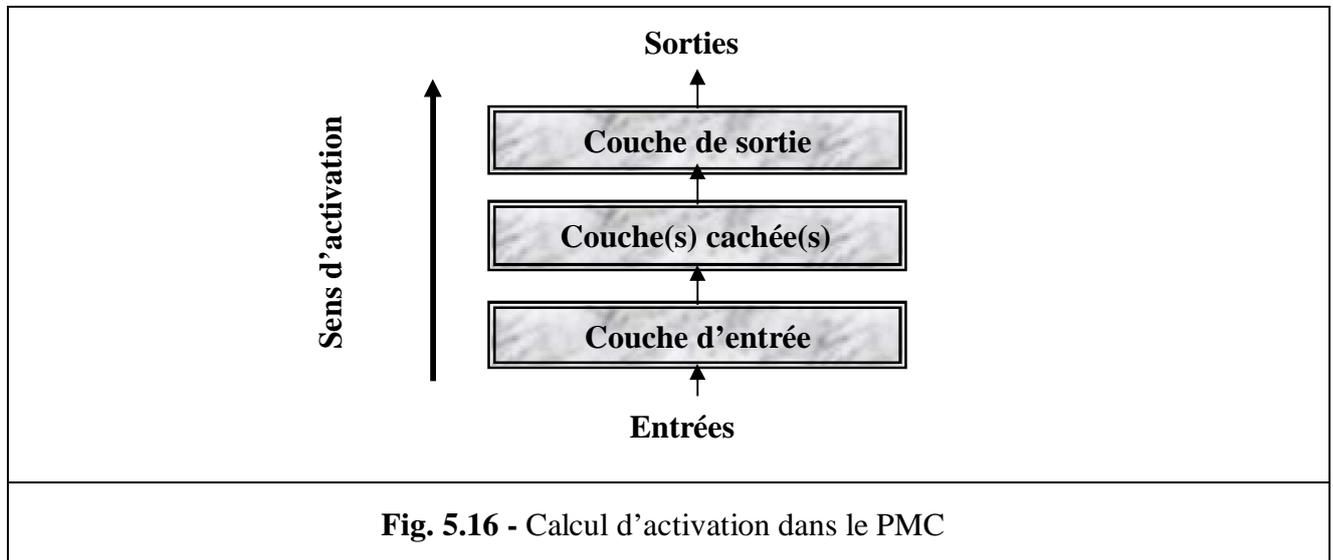
$$f(x) = ax + b \quad (5.7)$$

On a choisit cette structure parmi plusieurs structures par tâtonnement, de plus c'est celle suggérée en documentation [101], [100].



Dans la couche suivante, on trouve des liens pondérés et des NF ; le calcul d'activation sera fait de façon identique à celui de la couche précédente. La figure (5.16) schématise la procédure de calcul d'activation du réseau. Ce procédé est appelé propagation de l'activation.

Une fois la propagation de l'activation est terminée, on compare les résultats de la couche de sortie avec les résultats désirés, cette comparaison est faite par la mesure de l'erreur qui existe entre eux.



5.6.2.2 - Mesure de l'erreur

On note :

$y_{j,n}$: désigne l'activation d'un neurone j de la couche de sortie, cette activation est la réponse de ce neurone à un patron d'entrée n .

$d_{j,n}$: Désigne la valeur d'entrée du neurone j ; elle est prise d'un patron de test n (patron de valeurs désirées).

n : est le nombre (entier) des différents patrons qui constituent un corpus.

$E_{s,n}$: Est l'erreur quadratique pour un couple de patrons n (patron de test et patron de valeurs actuelles des neurones de la dernière couche).

E_s : est l'erreur quadratique totale entre le corpus de sortie et le corpus de test.

Pour un couple de patrons (sortie / test), on définit :

$$E_{s,n} = \frac{1}{2} \sum_j (y_{j,n} - d_{j,n})^2 \quad (5.8)$$

Pour un couple de corpus (sortie / test), on définit :

$$E_n = \sum_n E_{s,n} = \frac{1}{2} \sum_n \sum_j (y_{j,n} - d_{j,n})^2 \quad (5.9)$$

Dans un réseau multicouche, tel que le PMC, il est nécessaire de déterminer l'erreur des neurones cachés ; cela est possible, à condition de connaître l'erreur des neurones auxquels ils sont reliés. En effet, l'activité d'un neurone j est due aux neurones des couches précédentes qui convergent vers lui. Logiquement, l'erreur de j est donc due à ces derniers en proportion de leur influence, c'est à dire en fonction de leur activation, et est pondérée par les poids synaptiques des liens qui les relient à j .

Ainsi, pour connaître l'erreur de tous les neurones du PMC, il suffit alors de retracer le chemin de l'activation originale, en posant comme erreur de départ celle des neurones de sortie. Cette technique est appelée « la rétropropagation » du fait de la nature rétrograde du calcul [97].

5.6.2.3 - Apprentissage

Dans les RN PMC, le but de l'apprentissage (supervisé) est de trouver un ensemble de poids synaptiques qui minimisent l'erreur entre la sortie du réseau et un résultat désiré. En général, les techniques d'apprentissage atteignent ce but par « la règle du gradient descendant » [102], effectuée sur une mesure de l'erreur quadratique moyenne.

Grâce à son succès du point de vue simplicité et applicabilité, l'algorithme de rétropropagation est le plus utilisé pour former un réseau de neurones. L'algorithme consiste en deux phases : La phase d'apprentissage et la phase de rappelle. Dans la première phase les poids du réseau sont initialisés arbitrairement. Ensuite, le réseau fait ses calculs et compare sa sortie à celle désirée. Par la suite, l'erreur du réseau est calculée et est utilisée pour ajuster les poids de la couche de sortie. De la même manière, l'erreur du réseau est aussi propagée en arrière pour intervenir dans la mise à jour des poids des couches antérieures (figure.5.17).

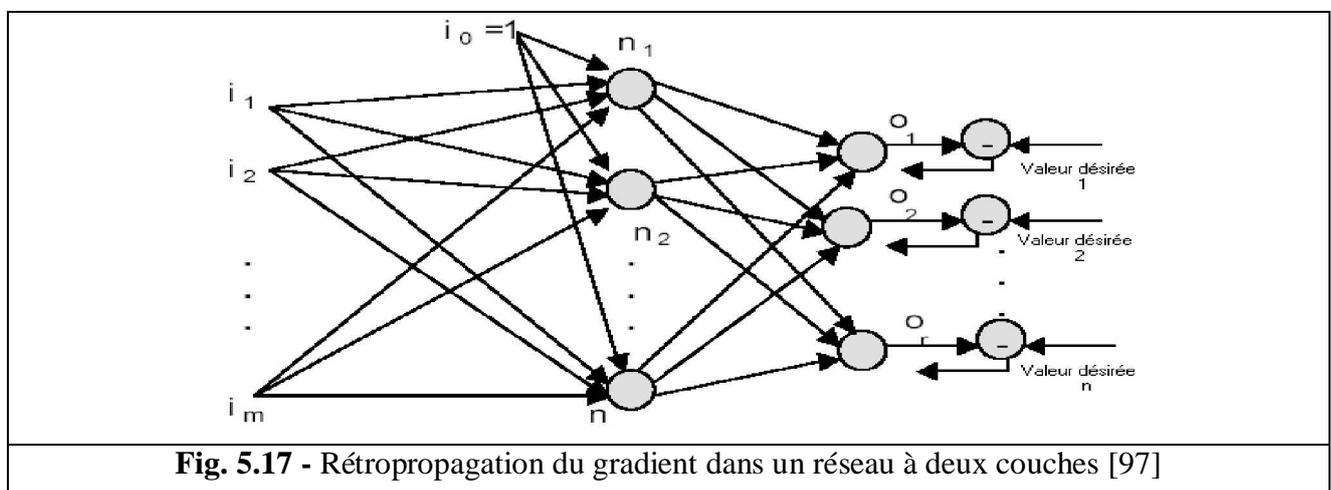


Fig. 5.17 - Rétropropagation du gradient dans un réseau à deux couches [97]

Dans la phase du rappel, seulement les calculs au sens direct utilisant les poids assignés par la phase d'apprentissage et les modèles d'entrée, ont lieu. Le processus au sens direct est utilisé dans les deux phases, tandis que celui en arrière est utilisé dans la phase d'apprentissage seulement [83], [97].

L'ajustement des poids du réseau consiste à ajouter des Δw_{ji} aux poids w_{ji} :

$$\text{Avec :} \quad \Delta w_{ji} = \text{fonction} \left(-\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \right)$$

Dans cette technique, au lieu de calculer l'erreur de chaque neurone, on calcule plutôt les dérivées partielles de l'erreur totale par rapport au poids des liens qui convergent vers chaque neurone. Donc le développement du formalisme mathématique de la rétropropagation est le suivant :

Considérons un PMC à trois couches, et considérons aussi un traitement particulier pour un seul patron (c'est à dire pour une valeur de n).

La différentiation de l'équation (5.3) donne :

$$\frac{\partial E_{s,n}}{\partial y_j} = \frac{\partial \left[\frac{1}{2} \sum_j (y_{j,n} - d_j)^2 \right]}{\partial y_j} = y_j - d_j \quad (5.10)$$

On utilise cette dernière pour calculer $\frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j}$

$$\frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} = \frac{\partial E_{s,n}}{\partial y_j} \cdot \frac{d y_j}{d x_j}$$

$$\text{D'après l'équation (5.6) on a :} \quad \frac{d y_j}{d x_j} = y_j \cdot (1 - y_j) \quad (5.11)$$

La dérivée partielle de $E_{s,n}$ par rapport à w_{ji} peut être exprimée par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_{s,n}}{\partial w_{j,i}} &= \frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} \cdot \frac{\partial x_j}{\partial w_{j,i}} = \frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} \cdot \frac{\partial \left[\sum_i y_i \cdot w_{j,i} \right]}{\partial w_{j,i}} \\ \frac{\partial E_{s,n}}{\partial w_{j,i}} &= \frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} \cdot y_i \end{aligned} \quad (5.12)$$

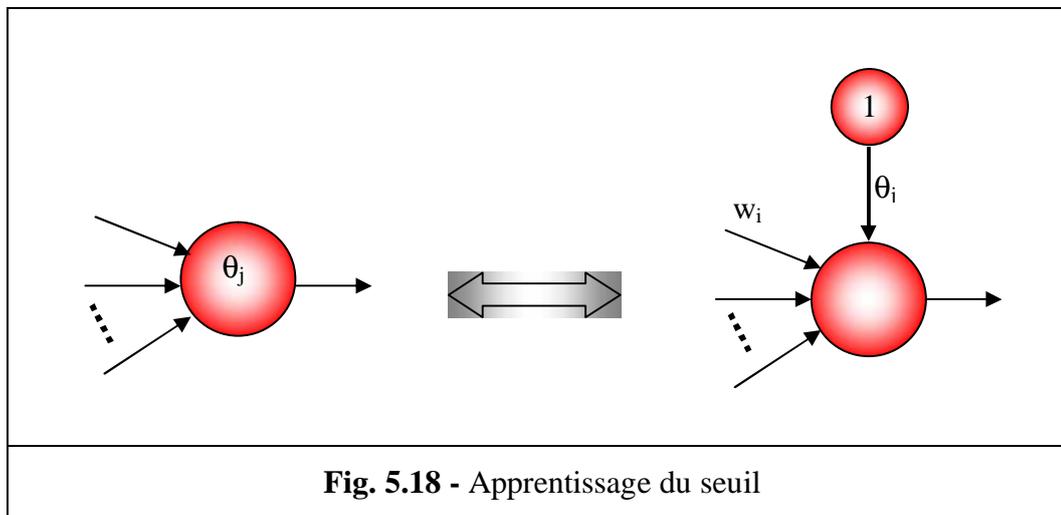
Ceci donne une méthode récurrente pour le calcul des autres dérivées partielles dans les couches cachées. En effet, considérons un neurone i de la couche cachée qui est relié avec un neurone j de la couche de sortie :

$$\frac{\partial E_{s,n}}{\partial y_i} = \frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} \cdot \frac{\partial x_j}{\partial y_i} = \frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} \cdot \frac{\partial \left[\sum_i (y_i w_{ji}) \right]}{\partial y_i} = \frac{\partial E_{s,n}}{\partial x_j} w_{ji}$$

S'il y a plus d'une couche cachée, la même approche est utilisée pour calculer les dérivées partielles de l'erreur par rapport aux poids synaptiques.

Remarque :

La dérivée de l'erreur par rapport au seuil θ_j est calculée en considérant θ_j comme étant un poids synaptique connecté à un neurone d'activité constante de valeur égale à l'unité [100], on peut résumer ça par la figure (5.18) suivante :



La dérivée totale pour tout le corpus (tous les patrons) peut être calculée par celles trouvées pour tous les patrons. Mathématiquement, on aura :

$$\frac{\partial E_s}{\partial w_{ji}} = \sum_n \frac{\partial E_{s,n}}{\partial w_{ji}} \quad (5.13)$$

Après le calcul des différentes dérivées partielles, on procède à une mise à jour des poids du réseau de façon à réduire l'erreur E_s à une valeur acceptable, généralement ceci nécessite beaucoup d'itérations [100], [97].

Afin de faire la distinction entre les différentes itérations, on va introduire la notion du temps, pour indiquer que E_s est en fonction du temps (des itérations), on la note $E_s(t)$.

Soit $E_s(t)$ le vecteur des dérivées de l'erreur à un temps t (une itération quelconque), et W le vecteur des poids synaptiques du réseau et $\Delta w(t)$ le vecteur des mises à jour des poids du réseau. Le vecteur $\Delta w(t)$ est calculé par plusieurs méthodes, dont la plus utilisée est la suivante :

$$\Delta w(t) = -\eta \cdot \nabla E(t) + \alpha \cdot \Delta w(t-1) \quad (5.14)$$

Où :

η : est une constante appelée « pas d'apprentissage ».

α : est un terme appelé « terme d'inertie ».

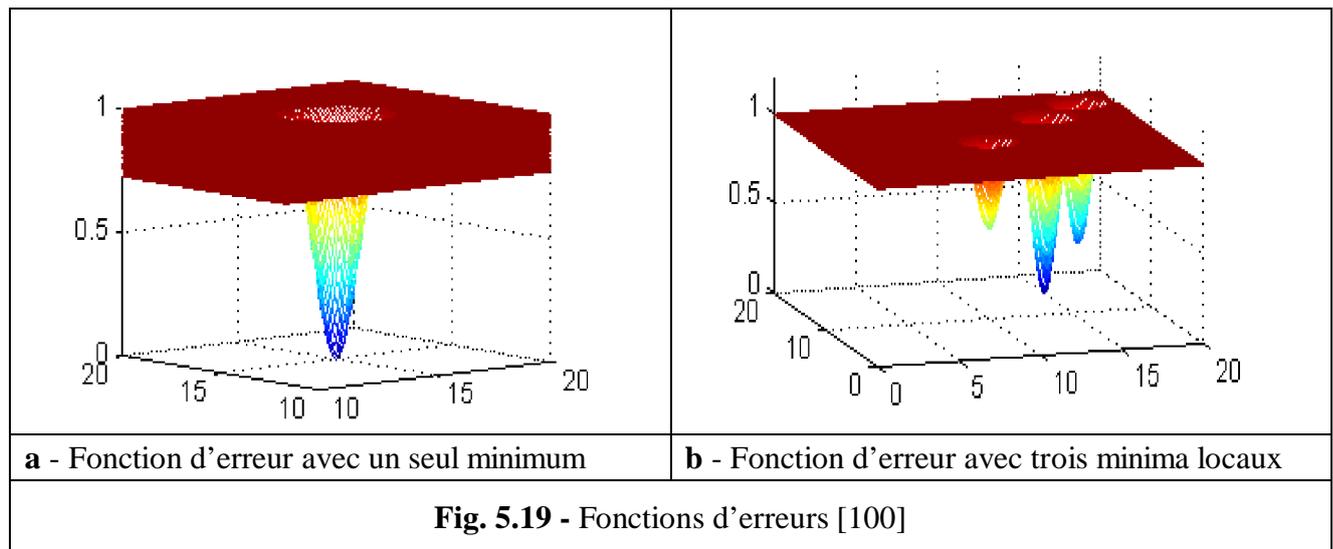
Il est connu que la règle de mise à jour est plus au moins générale, et pour un apprentissage complet, parfois quelques dizaines de milliers d'itérations doivent être faites pour réduire l'erreur à une valeur acceptable, et si elle est couplée (la règle) avec un grand nombre de patrons d'apprentissage, la procédure d'entraînement du PMC peut être un peu lourde [100].

En plus, les valeurs des constantes η et α doivent être judicieusement choisies. Si η est très petit, l'apprentissage va être très lent, et s'il est très grand, la procédure d'entraînement deviendra instable. Généralement les valeurs typiques données à η peuvent varier entre 0.01 et 0.1 ; on commence l'apprentissage par un η plus au moins grand, puis on le diminue au fur et à mesure que l'apprentissage progresse.

Le terme d'inertie est utilisé pour mettre en évidence les corrections précédentes, afin d'accélérer l'apprentissage ; en effet, lorsque le signe d'une dérivée change (suite à une forme complexe de la fonction d'erreur) il y aura une mise à jour dans le sens inverse du but voulu (c'est-à-dire s'éloigner du minimum), pour éviter ce problème on ajoute un terme d'inertie pondéré par le coefficient α , indiquant le degré d'importance à donner aux corrections précédentes. Grâce à ce terme deux corrections successives et de signes opposés ont tendance à s'annuler. En pratique les valeurs du coefficient α s'échelonnent généralement entre 0.6 et 0.9. Cette technique est fortement rentable si on commence l'apprentissage avec une petite inertie (souvent nulle) et on l'augmente au cours de l'apprentissage [97].

Parfois la fonction d'erreur peut être assez complexe et peut englober plusieurs minima ; un minimum extremum et d'autres minima appelés minima locaux. Ces derniers peuvent piéger le réseau. Pour cela, les connexionnistes conseillent d'augmenter épisodiquement et brusquement la taille du pas d'apprentissage pour forcer le réseau hors du bassin d'un minimum local dans lequel il serait trouvé emprisonné [101].

La figure (5.19) Donne l'exemple d'une fonction d'erreur ayant comme variables deux poids synaptiques, et présente des minima locaux, et une autre fonction qui ne présente qu'un seul minimum local.

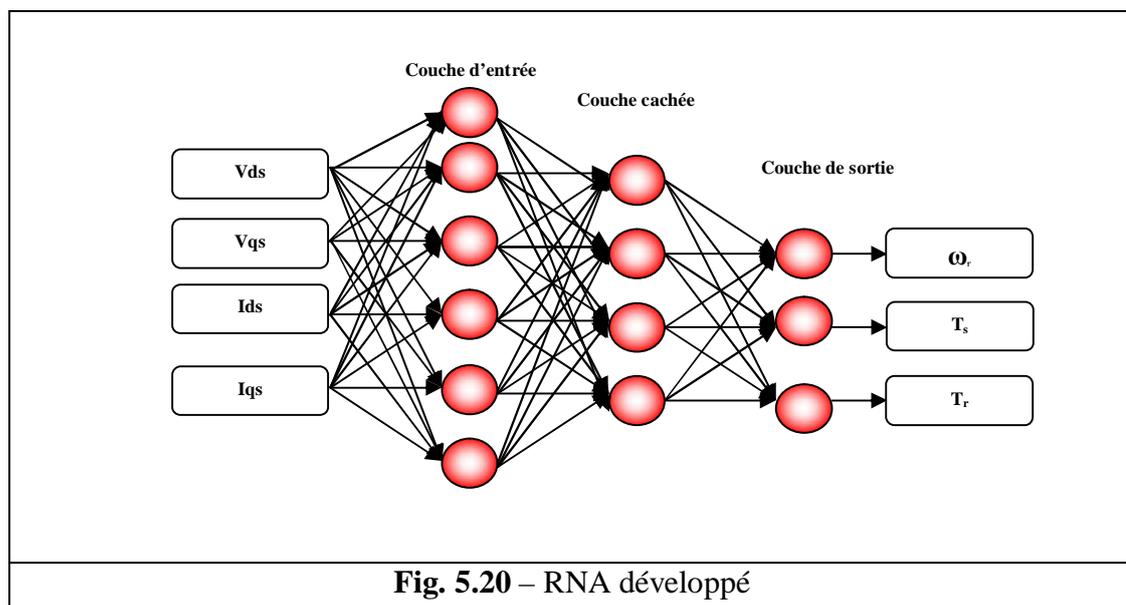


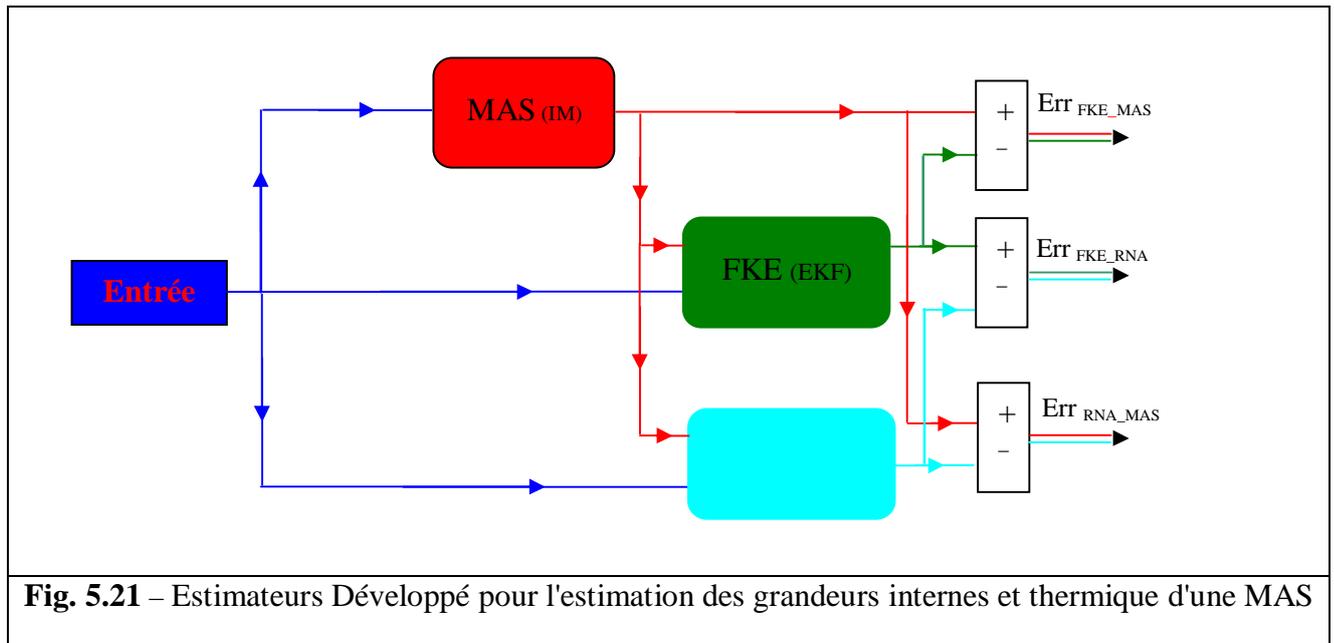
5.7 – MODÈLE NEURONAL DE SIMULATION

Comme mentionnés les réseaux RNA sont de très bons estimateurs universels. Ils donnent de bons résultats même pour les systèmes fortement complexes et non linéaire.

Dans le présent paragraphe nous présentons notre idée utilisée pour l'estimation de la vitesse et de l'augmentation des températures des enroulements statorique et rotorique. Le réseau choisi est de type MLP (PMC); avec une seule couche cachée qui comporte 19 neurones ; les entrées sont celle du filtre de Kalman v_{ds} , v_{qs} , i_{ds} et i_{qs} ; les sorties sont ω_r , T_s et T_r , la méthode d'apprentissage est la rétropropagation du gradient.

La figure (5.20) représente notre RNA exploité en simulation et la figure (5.21) et la figure globale de comparaison.





5.8 – RÉSULTATS DE SIMULATION

Les figures (5.22) à (5.24) illustrent l'évaluation de la vitesse et les températures T_s et T_r estimée par notre RNA et l'écart entre ces grandeurs estimée et celle de chapitre 3.

A l'issue de ses figures on peut constater que les écarts sont plus grands que ceux du FKE au régime transitoire ceci est du, à notre avis à l'efficacité du FKE. Cependant les écarts dans le cas des RNA peuvent être réduites soit en augmentant le nombre de neurone dans la couche cachée ou bien choisi un MLP avec plusieurs couches.

Par contre au régime établi les deux estimateurs donnent de bons résultats.

a – Vitesse de rotation estimée par le RNA

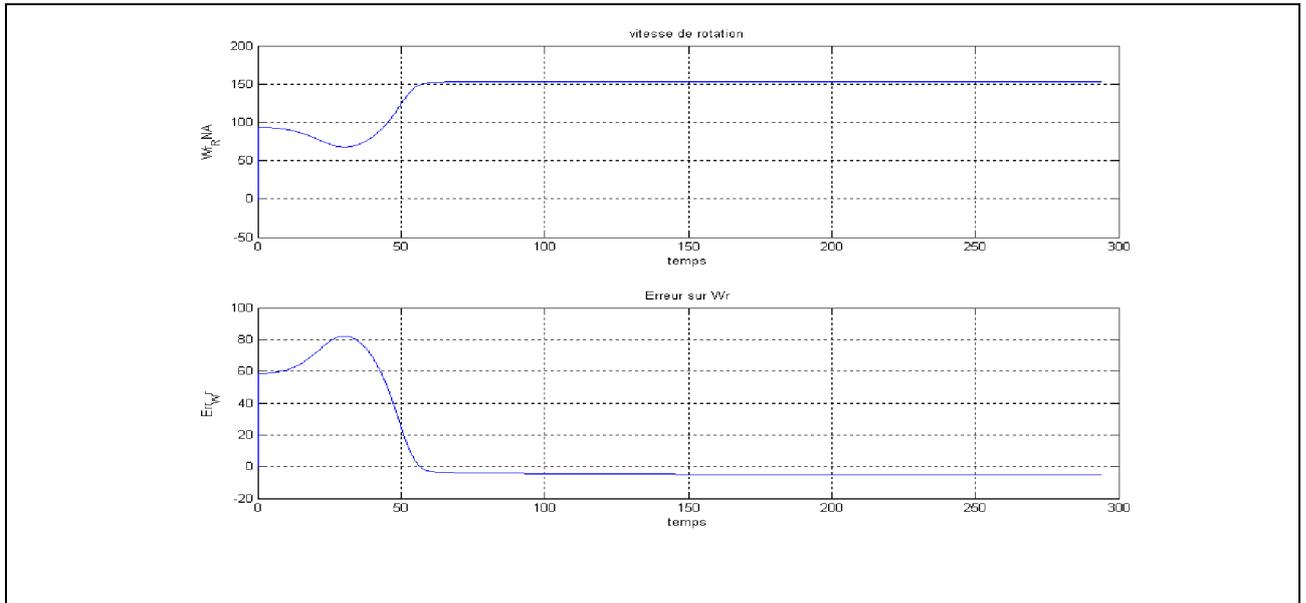


Fig. 5.22 - Vitesse de rotation estimée par RNA

b– Température statorique estimé par RNA

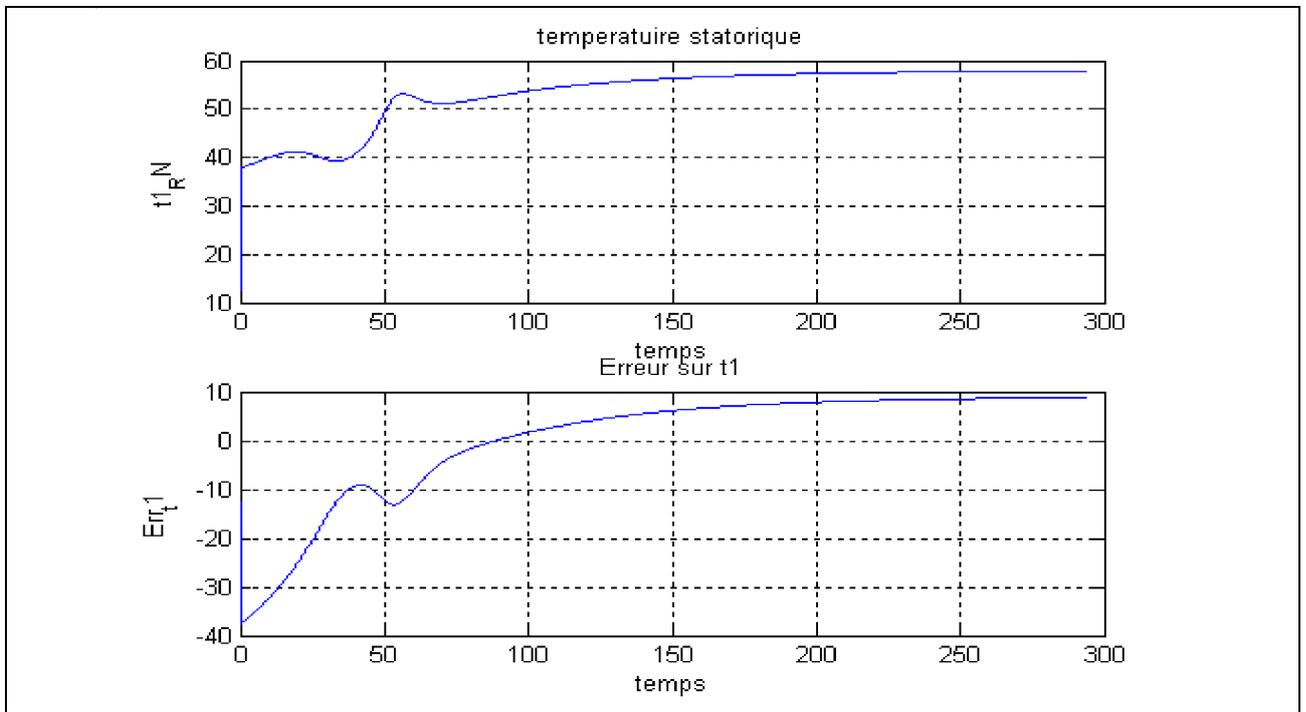


Fig. 5.23 - Température statorique estimé par RNA

c – Température rotorique estimé par RNA

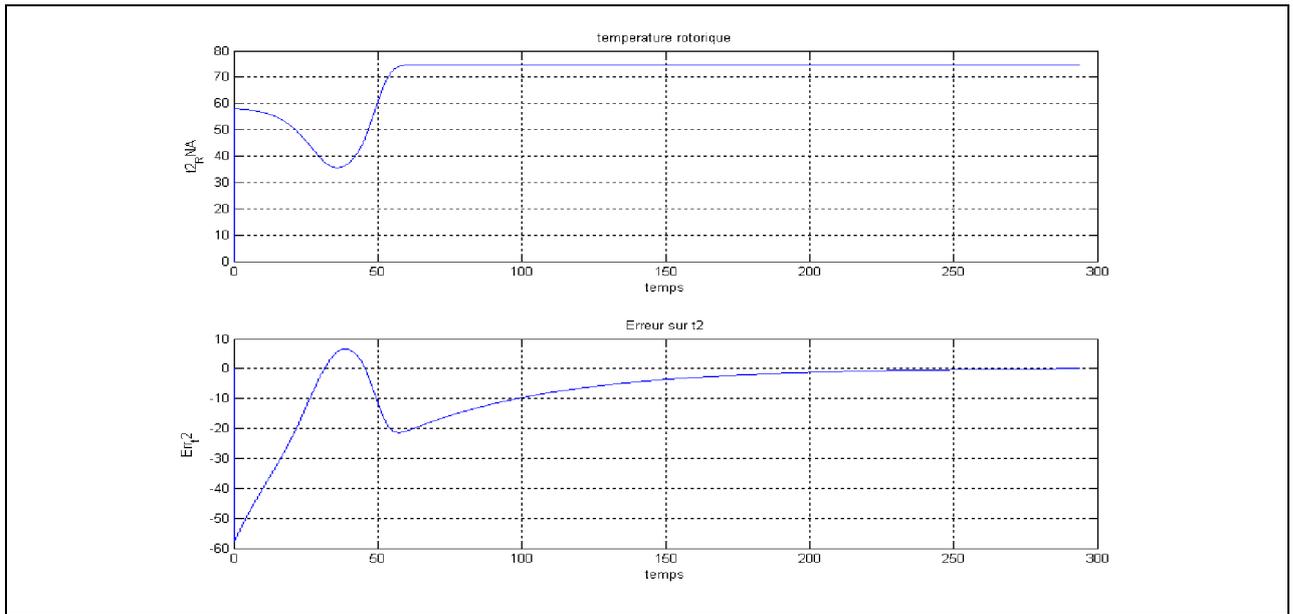


Fig. 5.24 - Température rotorique estimé par RNA

d – Différents erreurs

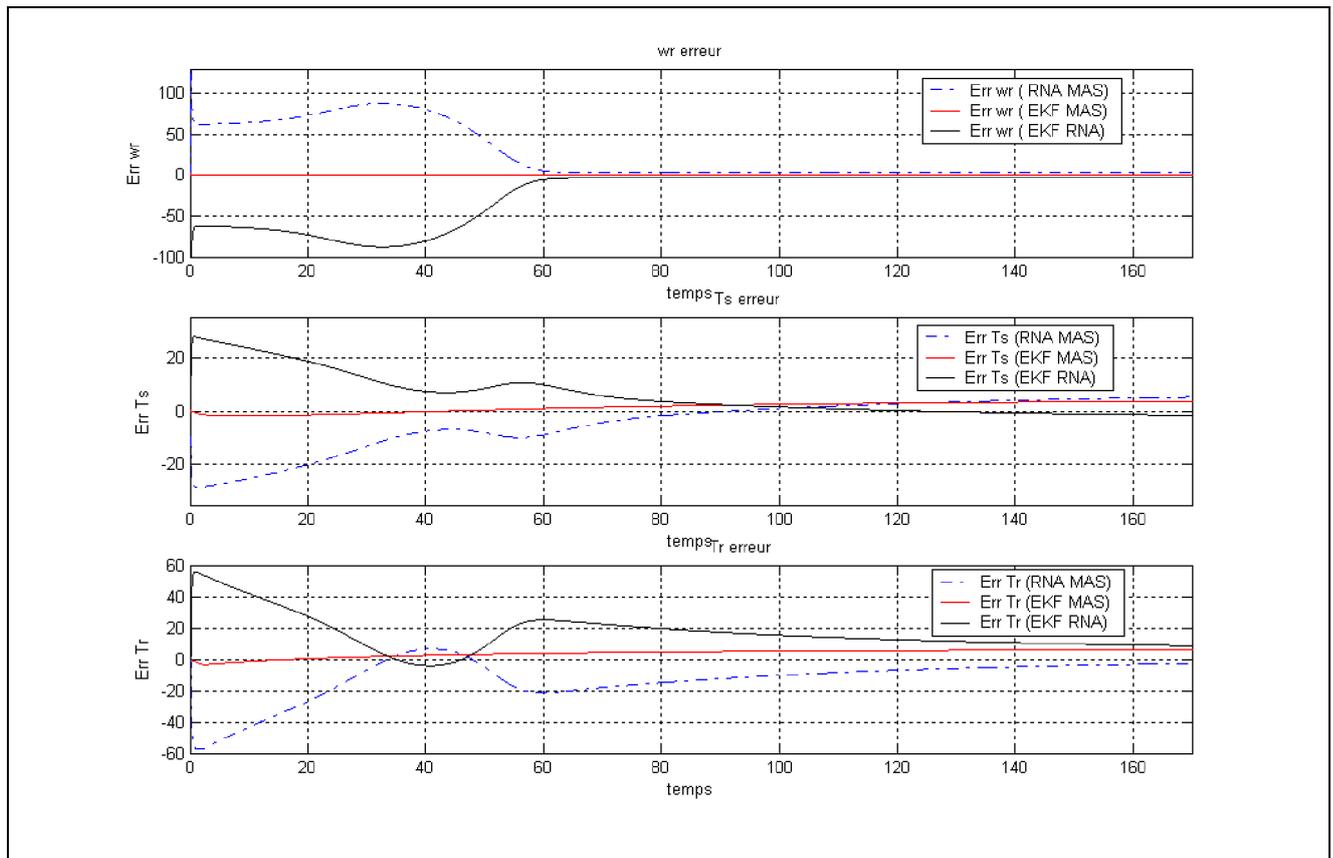


Fig. 5.25 – Différents erreurs des grandeurs estimées.

5.9 – CONCLUSION

On a présenté dans ce chapitre l'étude théorique des neurones biologiques pour abouti aux RNA, afin de bénéficier de leurs avantages.

Par la suite on a développée un estimateur neuronal équivalant au FKE afin d'estimer la vitesse et l'augmentation de température au stator et au rotor

Les résultats obtenus sont satisfaisantes et nous posant que l'estimateur par RNA est un estimateur universel. Rappelant que tous nos simulations avec Matlab simulink.

CONCLUSIONS & PERSPECTIVES

1- CONCLUSIONS

Ainsi, nous arrivons au terme de ce mémoire à travers lequel nous avons modélisé et identifié la MAS. Les paramètres du modèle est obtenue à partir de la référence [1] .d'une part, et par la comparaison de la puissance.

Dan un premier chapitre, après avoir défini le modèle mathématique de la MAS dont la complexité a été réduite moyennant un certaine nombre d'hypothèse simplificatrices et par l'application de la transformée de PARK, nous avons développé un modèle d'ordre quatre .Puisque on ne peut pas séparer les modes mécaniques et électriques, on considère la vitesse de rotation comme un état et pas comme un paramètre, on a développé un modèle d'ordre cinq.

Dans un deuxième chapitre on presente les différentes méthodes de mesure de la température et on discute la possibilité de la problématique de mesure au niveau de rotor

Dans un troisième chapitre , on prend le modèle précédent courant d'ordre cirque, et par des hypothèses simplificatrices sur la dissipation thermique. on construit un modèle de la MAS d'ordre sept qui décri le comportement thermique de la MAS. La résolution de ce système d'équations montre les différentes grandeurs de la MAS.

Dans un quatrième chapitre c'est bien l'objectif principal est de concevoir un estimateur des grandeurs internes pour les machines asynchrones, dans le cadre d'une technique appliquée visant à augmenter les performances dynamiques et la robustesse des actionneurs électriques pour ces machines. C'est la technique du filtre de Kalman étendu. L'estimation des grandeurs internes des systèmes non linéaires devient nécessaire dans les cas où les seules grandeurs accessibles sont les entrées et les sorties du système, la machine asynchrone (MAS) en est un exemple typique. l'estimation des paramètres internes de la MAS peut être garantie soit par l'utilisation d'un observateur d'état non linéaire (par exemple le Filtre de Kalman Etendu), ou bien en utilisant les techniques basées sur l'Intelligence Artificielle (les Réseaux de Neurones, la Logique Floue, Les Algorithmes génétiques...etc.).

En fin dans le chapitre 5 on a présenté la théorie du RNA et nous avons vu qu'ils étaient capables d'être utilisés pour l'estimation des grandeurs internes de la MAS

L'utilisation du FKE et RNA nous donne la vitesse et la température sans capteur mécanique et thermique et on déduit R_s et R_r , dont les variations peuvent être importantes surtout pour le couple intense.

Les résultats obtenus reflètent la validité du filtre de Kalman et RNA pour réaliser le meilleur compromis (performance/robustesse), FKE et comme étant un meilleur estimateur dans le domaine stochastique.

En fin on espère que ce travail sera poursuivi aux niveaux d'application en temps réel par l'incorporation de la technologie du DSP (digital signal processor) ce qui rend l'implantation de l'algorithme en temps réel très facile, et augmente la performance de cette technique dans le domaine de la commande de haute performance sans capteurs d'une machine asynchrone.

2 - PERSPECTIVES

Nous trouvons très intéressant que le présent travail sera reproduit par la technique dite RNF ou les algorithmes génétiques

Et Pour avoir des bons résultats on propose :

- Ø prendre en considération la variation de la résistance en fonction de la fréquence.
- Ø ne pas faire des hypothèses sur la dissipation thermique mais on prend les équations thermodynamiques.
- Ø Utiliser la méthode des éléments finis ou la modélisation neuronale couplée au modèle électromécanique.
- Ø Utiliser les 2 méthodes (RNA & LF).

Bibliographie

- [1] M. Franck, Techniques d'observation sans capteur de vitesse en vue de la commande des machines asynchrones. Thèse de doctorat de L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, soutenue à l'INSA de Lyon le 7 janvier 2005.
- [2] E. Foulon, surveillance thermique de la machine asynchrone, Thèse de Doctorat de l'université de Nantes soutenu Le 25 juillet 2005 au Centre de Recherche et de Transfert de Technologie (CRTT), Saint Nazaire.
- [3] J.P. Bellomo, Th. Lebey, Fr. Peltier et J.M. Oraison, Conséquences des nouvelles formes de commande sur les matériaux de l'isolation statorique, Phys. III France 1997.
- [4] M. Smail, Modélisation électromagnétique et thermique des moteurs à induction, en tenant de compte des harmoniques d'espace, Thèse de doctorat à l'Institut National Polytechnique de Lorraine, soutenue le 08 Juillet 2004.
- [5] J.P. Bellomo, Etude des conséquences des nouvelles formes de commande sur les matériaux de l'isolation statorique, Thèse présentée en vue de l'obtention du titre de docteur de l'université Paul SABATIER, Spécialité Génie Electrique, Soutenue le 12 juin 1996.
- [6] P. Cygan, J.R. Laghari, A review of Electrical and thermal multistress aging models, Conference record of the 1999 IEEE International Symposium on Electrical Insulation, Toronto, Canada, June 3 - 6, 1990.
- [7] Life Expectancy of Motors, IEEE Electrical Insulation Magazine, 1991, volume 7, numéro 6, pages 14 - 22.
- [8] R. Glises, G. Hostache et J. M. Kauffmann, Simulation du comportement thermique en régime permanent d'un moteur asynchrone a refroidissement extérieur. Etude par éléments finis, Journal de Physique III, Vol. 4, Septembre 1994, pp. 1723-1735.
- [9] J.K Al-Tayie, P.P. Acarnley, Estimation of speed, stator temperature and rotor temperature in cage induction motor drive using the extended Kalman filter algorithm, Electric Power Applications, IEE Proceedings, volume 144, issue: 5, Sep 1997, pages 301 – 309.
- [10] I. Boldea IEEE Fellow, S.A. Nasar IEEE Life Fellow, The induction machine handbook, 2002 by CRC Press LLC.
- [11] B. Multon Lesir, Historique des machines électromagnétique et plus particulièrement des machines à reluctance variable, (URA CNRS D1375), École Normale Supérieure de Cachan. 17 mai 1994.
- [12] S. Bachire, contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique, thèse de doctorat de l'université de Poitiers, Présentée et soutenue publiquement le 17 décembre 2002.
- [13] J. Richalet, Modélisation et identification des processus, Techniques de l'ingénieur, volume R7, pages R7140-1– R7140-16.
- [14] G. Didier. Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances, thèses de doctorat de l'université de l'université Henri Poincaré, Nancy-I, Soutenue publiquement le 29 Octobre 2004.
- [15] J. Chatlain, machines électriques, tome1, Edition Dunod 1983.
- [16] P. Bastiani Stratégies de commande minimisant les pertes d'un ensemble convertisseur machine alternative Application a la traction électrique, thèse de l'institut national de science appliquées de Lyon.

-
- [17] J-P Caron, J-P Hautier, Modélisation Et Commande De La Machine Asynchrone, Edition Technip, France 1998.
- [18] P Brunet. Introduction à la commande vectorielle des machines asynchrones. Document Téléchargé le 04 Mai 2001, patbrune@wanadoo.fr.
- [19] P. C. Krause, Professor of Electrical Engineering, School of Electrical Engineering. Purdue University. Analysis of Electric Machinery, McGraw-Hill Book Company 1986.
- [20] G. Cgreuet, G. Clerc, Actionneurs électriques, Principes, Méthodes, Commandes. Edition Eyrolles 1996.
- [21] L. Baghli, Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques, Thèse de Doctorat d'Etat, Université Henri Poincaré Nancy I, en Génie Electrique 1999.
- [22] O. Mohand Arezki, Estimation of speed, rotor flux and rotor résistance in cage induction motor using the EKF algorithm, paper number 203-3028. International Journal of Power and Energy System 2002.
- [23] R. Jacques et J. LE COZE, Mesure des températures, Techniques de l'ingénieur, volume R25, pages R2515-1 – R2515-45.
- [24] O. Olivier, diagnostic par reconnaissance de forme : application a un ensemble convertisseur machine asynchrone, thèse de doctorat à l'école central de Lyon Soutenue le 17 Octobre 2006
- [25] A. Radia, perturbation singulière appliquées au model de machine asynchrone avec défaut au stator et au rotor, Mémoire de Magister de l'ENP, Soutenu publiquement le 01.07.2007.
- [26] J.Y. Haggège, Technologie Générale, Support de cours 3eme et 4eme niveaux Génie Electrique, Option Maintenance, 2003.
- [27] S. Noriddine et B. Adel, amélioration des circuits magnétiques des machines asynchrone à rotor en court circuit en tenant compte de la saturation, PFE de l'université de M'sila 2006.
- [28] S. U. Haq., Study on Insulation Problems in Drive Fed Medium Voltage Induction Motors, A thesis for the degree of Doctor of Philosophy in Electrical and Computer Engineering Waterloo, Ontario, Canada, 2007.
- [29] R. Fournie, Isolation. Contraintes en service. Mise en œuvre. Essais. Techniques de l'ingénieur, volume D2 I, pages D216-1 – D216-23.
- [30] I. Boldea IEEE Fellow, S. A. Nasar IEEE Life Fellow, The induction machine handbook, 2002 by CRC Press LLC.
- [31] L. Sang-Bin, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, An evaluation of model-based stator resistance estimation for induction motor stator winding temperature monitoring, Energy Conversion, IEEE Transactions on, volume 17, issue 1, Mar 2002, pages 7 – 15.
- [32] J.D. Walker, S. Williamson, Temperature rise in induction motors under stall conditions, Thermal Aspects of Machines, IEE Colloquium on, 27 Oct 1992.
- [33] S.F. Farag, R.G. Bartheld, T.G. Habetler An integrated, on-line, motor protection system, Industry Applications Society Annual Meeting, 1994, Conference Record of the 1994 IEEE, 2 - 6 Oct1994, pages 117 – 122, vol.1.
- [34] S.F. Farag, R.G. Bartheld, T.G. Habetler, An integrated on-line motor protection system, IEEE Industry Applications Magazine, volume 2, issue 2, Mar/Apr 1996, pages 21 – 26.

-
- [35] L. Sang-Bin, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, A stator and rotor resistance estimation technique for conductor temperature monitoring, Industry Applications Conference, 2000, Conference Record of the 2000 IEEE, volume 1, 2000, pages 381 –387, vol. 1.
- [36] J.T. Boys, M.J. Miles, Empirical thermal model for inverter-driven cage induction machines, Electric Power Applications, IEE Proceedings, Volume 141, Issue 6, Nov 1994, pages : 360 – 372.
- [37] L. Boukezzi, Influence du vieillissement thermique sur les propriétés du Polyéthylène Réticulé Chimiquement utilisé dans l'isolation des câbles de haute tension, thèse de doctorat de L'ENP, Soutenue le Mardi 19 Juin 2007.
- [38] J.L. Coudert, P. Delsalle, C. Dupuis et D. Hottos, Construction mécanique des machines électriques tournantes – Considérations générales , Techniques de l'ingénieur, volume D3, pages D3780-1–D3780-23.
- [39] J.L. Coudert, P. Delsalle, C. Dupuis et D. Hottos, Construction mécanique des machines électriques tournantes – Machine à courant alternatif, Techniques de l'ingénieur, volume D3, pages D3781-1–D3781-13.
- [40] E. Chauveaux, Contribution au calcul électromagnétique et thermique des machines électriques – Application à l'étude de l'influence des harmoniques sur l'échauffement des moteurs asynchrones, thèse de doctorat de l'université de Nantes, soutenue à l'IUT de Saint Nazaire, 23 novembre 2001
- [41] K. D. Hurst T. G. Habetler, A self-tuning thermal protection scheme for induction machines, Power Electronics Specialists Conference, 1996, PESC '96 Record., 27th Annual IEEE, volume 2, 1996, pages 1535 – 1541, vol. 2.
- [42] R.S. Sinclair, Aspects of temperature rise measurement and temperature protection of rotating electrical machines, with particular reference to increased safety motors and operation at variable speed, Electrical Safety in Hazardous Areas, 1988, Fourth International Conference on, 22 - 24 Nov 1988.
- [43] D. Mavrudieva, Étiquettes magnétiques interrogeables a distance .application a la mesure de température, Thèse de doctorat de L'INP Grenoble, Soutenue le 30 Novembre 2007.
- [44] G. Bonnier et H. Ronsin, Thermistances CTN et autres thermomètres à semi-conducteurs, Techniques de l'Ingénieur, Traité Mesures et Contrôle, vol R 2, 1991, pp 1 16.
- [45] H. Yahoui, G. Grellet, Measurement of physical signals in rotating part of electrical machine by means of optical fibre transmission, Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1996, IMTC-96, Conference Proceedings, Quality Measurements : The Indispensable Bridge between Theory and Reality, IEEE, volume 1, 4 - 6 Jun 1996
- [46] K. D. Hurst, T.G Habetler, A thermal monitoring and parameter tuning scheme for induction machines, Industry Applications Conference, 1997, Thirty-Second IAS Annual Meeting, IAS '97, Conference Record of the 1997 IEEE, volume 1, 1997.
- [47] E. Chauveau, E. H. Zaim., D. Trichet., J. Fouladgar, A statistical approach of temperature calculation in electrical machines, Magnetics, IEEE Transactions on, volume 36, issue 4, Jul 2000.
- [48] L. Sang-Bin, T.G Habetler., R.G. Harley, D.J. Gritter, A stator and rotor resistance estimation technique for conductor temperature monitoring, Industry Applications Conference, 2000, Conference Record of the 2000 IEEE, 2000.
- [49] J. Driesen, R.J.M Belmans, K. Hameyer, Finite-element modelling of thermal contact resistances and insulation layers in electrical machines, Industry Applications, IEEE Transactions on, volume 37, issue 1, Jan/Feb 2001.

-
- [50] Z. Lazarevic, R. Radosavljevic, and P. Osmokrovic, A Novel Approach for Temperature Estimation in Squirrel-Cage Induction Motor without Sensors, Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, volume 48, issue 3, Jun 1999, pages 753 – 757.
- [51] J. Dymond, R. Ong, N. Stranges, Instrumentation, testing and analysis of electric machine rotor steady-state heating, Copyright Material IEEE 2001.
- [52] M. Rosas, Motor Asíncrono Trifásico Con Rotor de Chapas en Espiral, Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Eléctrica Universidad Politécnica de Cataluña Marzo de 2004.
- [53] R. Glises, A. Miraoui, J.M. Kauffmann, Thermal modelling for an induction motor, Journal de Physique III, Vol. 3, Septembre 1993, pp. 1849-1859.
- [54] J.F. Trigeol, Y. Bertin, and P. Lagonotte, Thermal Modeling of an Induction Machine through the Association of Two Numerical Approaches. IEEE Transaction on Energy Conversion, VOL. 21, NO. 2, JUNE 2006
- [55] R. Beguenane., El. Hachemi M. Benbouzid., Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification, Electric Machines and Drives Conference Record, 1997, IEEE International, 1997 pages TD2/4.1 - TD2/4.3.
- [56] R. Beguenane, M.E.H Benbouzid, Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification, Energy Conversion, IEEE Transaction on, volume 14, issue 3, Sept. 1999, pages 566 – 570.
- [57] M. S.N.Sdid, M. E.H. Benbouzid, H-G diagram based rotor parameters identification for induction motors thermal monitoring, Energy Conversion, IEEE Transaction on, volume 15, issue 1, March 2000, pages 14 – 18.
- [58] Y. Huai, R.V.N. Melnik, P.B. Thogersen, Computational analysis of temperature rise phenomena in electric induction motors, Applied Thermal Engineering Journal, Vol. 23, 2003, pp. 779-795.
- [59] M. Smaïl, R. Ibtouen, O. Touhami, N. Nouali, M. Benhaddadi, Application of lumped parameters and finite element methods to the thermal modeling of an induction motor, IEMDC 2001, IEEE International Electrical Machines and Drives Conference, Boston (USA), 18-22 June, 2001, pp. 505-507.
- [60] D. Gerling, G. Dajaku, Novel lumped-parameter thermal model for electrical systems, Institute for Electrical Drives, University of Federal Defense Munich, EPE 2005.
- [61] B. Asaii, B. Moghtaderi, S. Sathiakumar, et D. F. Gosden, A new thermal model for EV induction machine drives, Power Electronics in Transportation, 1996, IEEE, 24 - 25 Oct 1996.
- [62] R. Dejan, P. Matic, V. Vasic, The new method for estimation of stator winding temperature and thermal protection of low voltage induction motor, 9th International conference on Power Electronics and Motion Control, EPE – PEMC, 2000, Kosice.
- [63] J. F. Moreno, F. P. Hidalgo and M.D. Martinez, Realisation of tests to determine the parameters of the thermal model of an induction machine, IEE Pror.-Electr. Power Appl.. Vol. 148, No. 5, September 2001.
- [64] Métaux et matériaux pour la recherche et l'industrie, catalogue produits. <http://www.goodfellow.com/csp/active/static/F/A.HTML>.
- [65] J. Mukosiej, Effect of thermal resistances on value and temperature distribution of electric machines, Electrical Machines and Systems, 2001, ICEMS 2001, Proceedings of the Fifth International Conference on, volume 2, Aug 2001.

-
- [66] Z. Gao , Sensorless Stator Winding Temperature Estimation for Induction Machines, these for the Degree Doctor of Philosophy in the School of Electrical and Computer Engineering in Georgia Institute of Technology, 2006
- [67] A. Degiovanni et B.Rémy, Métrologie thermique : une histoire, un appareil, une application, LEMTA – ENSEM – INPL
- [68] P. Borne, G. Dauphin, P. Rechard, F. Rotelia, Commande Et Optimisation Des Processus, Edition-Technip, France 1998.
- [69] L. Lamia, Machines synchrones à aimants permanents DTC, thèse de magistère de l'université de Batna, Machines synchrones à aimants permanents DTC, 2000.
- [70] W. Laala, Commande Vectorielle de la Machine Synchrone à Aimants Permanents Sans Capteurs de Position et de Vitesse. Thèse de Magister, Université de Biskra 2001.
- [71] C. Canudas, Commande Des Moteurs Asynchrones 2 : Optimisation, Discrétisation et Observateurs. Volume 2. Paris Hermes Science Publication, 2000.
- [72] M. Najim, Filtrage Optimale Informatique Industrielle S1, Technique de l'ingénieur 1998
- [73] S. Haykin, J. Wiley & Sons, Kalman Filtering And Neural Networks, Inc. ISBN: 0-471-36998-5 (Hard back), 0-471-22154-6, Copyright 2001.
- [74] M. Gevers et L. Vandendorpe. Université catholique de Louvain Faculté des Sciences Appliquées. INMA 2731 : Processus stochastiques, estimation et prédiction.
- [75] <http://www.perso.wanadoo.fr/moulesj/mesure/kalman.htm>.
- [76] http://www.essi.fr/~leroux/LE_FILTRE_DE_KALMAN.htm.
- [77] <http://neural.cs.nthu.edu.tw/jang/book>
- [78] S.MOREAU, Contribution A La Modélisation Et A L'estimation Paramétriques Des Machines Electriques A Courant Alternatif : Application Au Diagnostic. Thèse de DOCTORAT de l'université de Poitiers. Novembre 1999.
- [79] V. Zalzal, Filtre de Kalman par Vincent Zalzal, vincent.zalzal@polymtl.ca Hiver 2005.
- [80] C. A.Bozzo, Le Filtrage Optimale Et Ses Applications Aux Problèmes De Poursuite, Tome 2. France 1983.
- [81] A. Belabed, T. Tinemed, Application Du Filtre De Kalman Etendu Pour Estimer Les Etats D'un Moteur A Induction, PFE de l'institut D'électronique Université De Annaba 1994.
- [82] T. Claude, Les Réseaux de Neurones Artificiels, Introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques. Juillet 1992.
- [83]. K. Benmahammed. Professeur à l'université de Sétif, Notes de cours sur les Réseaux de Neurones. Année universitaire 2002.
- [84] L. Philippe, La rétropropagation, Département ASI – INSA de Rouen.
- [85] L. Philippe, Quelques types de réseaux de neurones, Département ASI – INSA de Rouen.
- [86] M. Fabien, Introduction aux réseaux de neurones, Centre de Robotique (CAOR), Ecole des Mines de Paris, <http://www.ensmp.fr/~moutarde>

-
- [87] T. Claude, Des réseaux de neurones artificiels à la robotique coopérative, Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches, Soutenance le 28 Septembre 1998.
- [88] K. Hornik, M. Stinchcombe M., and H. White. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2 :359 – 366, 1989.
- [89] K. Hornik, M. Stinchcombe M., and H. White. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 3 :551–560, 1990.
- [90] M. François Benoît-Marand, Modélisation et Identification des Systèmes Non Linéaires Par Réseaux de Neurones a Temps Continu. Application a la Modélisation des Interfaces de Diffusion Non Linéaires, Thèse de doctorat de l'université de Poitiers, Présentée et soutenue publiquement le 28 Juin 2007.
- [91] S. Haykin *Neural Networks - A comprehensive Foundation* Macmillan College Publishing Company, New York, 1994.
- [92] G. Bernard, Application de Réseaux de Neurones Artificiels à la Reconnaissance Automatique de Caractères Manuscrits, thèse de Doctorat en Sciences Appliquées Faculté Polytechnique de Mons.
- [93] <http://neural.cs.nthu.edu.tw/jang>
- [94] <http://neural.cs.nthu.edu.tw/jang/book/soft.zip>
- [95] H. Dahmani, A. Zaoui, Application des réseaux de neurones artificiels pour la détection et la localisation des défauts de la machine asynchrone. PFE de l'université de M'sila. 2005.
- [96] F. Bouziane, I. Metidji, Diagnostic en temps réel des défaillances d'un ensemble Moteur asynchrone-convertisseur électronique par application des techniques d'intelligences artificielles (réseaux de neurones), PFE de l'université de M'sila. 2004.
- [97] H. Yousefizadeh and A. Zilouchian, *Neural Network Architectures*, CRC Press LLC, 2001.
- [98] K. E. Hemsas, Développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance. Thèse de doctorat d'état, de l'université Farhat Abbes Sétif, 2005.
- [99] B. Laurent, Etude de la construction par réseaux neuromimétique de représentations interprétables Application a la prédiction dans le domaine des télécommunications, thèse de doctorat au département de formation doctorale en informatique présentée et soutenue publiquement le 14 novembre 2000.
- [100] M. Tchoketch Abdelhafid, Utilisation Des Réseaux Neuro-Flous En Reconnaissance De La Parole, PFE à l'Institut Des Télécommunications d'Oran BOUSSOUF AbdelHafid, 1999/2000.
- [101] H. Demuth, M., *Neural Network Toolbox. For Use with MATLAB.* sur le CDROM de documentation de Matlab, version.4.
- [102] K. Benmahammed. Professeur à l'université de Sétif. Notes de cours du Contrôle Adaptatif, et Contrôle Optimal pour les post-gradués (Spécialité Electronique – Option Contrôle) pour l'année théorique 2002-2003.

ملخص:

السمات الحرارية لها دور أساسي في شيخوخة الآلات الكهربائية. هذا يترجم بتزايد الطلب الصناعي لأنظمة المراقبة الحرارية. إشكاليات القياس للمتغيرات الداخلية يضطر إلى تقنيات التقدير.

في هذا السياق، نقترح التقدير في الوقت الحقيقي، بمرشح كالمن اللاخطي، والشبكات العصبية الاصطناعية، بالازدواج الحاسم للنماذج الحرارية والكهربائية، يسمح النموذج الحراري للتعافي من ضعف التمييزية في حالة كون أحد المقاومات ضعيفة التحسس.

العمل أنجز في بيئة ماتلاب سيملينك، تطبيق تفاعلي، متكون من عدة برامج طورت، تحاكي دافع الآلة اللاتزامنية في عدة نظم تشغيل، حيث المتغيرات الداخلية، غير سهلة الوصول وضرورية في التحكم والمراقبة، التقدير بصفة آنية و متوازية بواسطة، مرشح كالمن اللاخطي والشبكات العصبية الاصطناعية.

نتائج المحصل عليها تبين فعالية الطرق المقترحة.

الكلمات المفتاح: الآلات اللاتزامنة، نمذجة، نمذجة حرارية، مراقبة حرارية، تقدير متوازي، مرشح كالمن اللاخطي، الشبكات العصبونية الاصطناعية.

Abstract:

Thermal aspects have a fundamental role in electrical machine ageing. This means an increased industrial demand for thermal monitoring. The measures problematical of the internal parameters invoke to estimations techniques.

In this context, we propose the real time estimation, by an extended Kalman filter, and by the Artificial Neural Networks (ANN), with the crucial coupling of thermal and electrical models, the thermal model allows recovering identifiability when one of the resistances is weakly sensitized.

The work realised in MATLAB/SIMULINK environment, an interactive application, composed of several programs was developed, simulating the drive of the asynchronous machine in several functioning regimens, where internal parameters, no accessible and necessary to the control and the monitoring, are estimated simultaneously by the EKF and ANN.

Simulation results show the effectiveness of the proposed methods.

Key words: Asynchronous machine, modelling, thermal modelling, thermal monitoring, estimation, extended Kalman filter, artificial neuronal networks.

Résumé :

Les aspects thermiques jouent un rôle fondamental dans le vieillissement des machines électriques. Ceci se traduit par une croissance de la demande industrielle pour des systèmes de surveillance. La problématique de mesure des grandeurs internes fait appel aux techniques d'estimation.

Dans ce contexte, nous proposons l'estimation, en temps réel, par un filtre de Kalman étendu et par des réseaux de neurones artificiels (RNA), avec le couplage crucial de modèles électrique et thermique, le modèle thermique apporte un gain d'identifiabilité lorsque l'une des résistances est faiblement sensibilisée.

Le travail effectué dans l'environnement MATLAB/SIMULINK, une application interactive constituée de plusieurs programmes a été développée, simulant l'entraînement de la MAS dans plusieurs régimes de fonctionnement, où les grandeurs internes, non accessibles et nécessaires à la commande et à la surveillance, sont simultanément estimées par le filtre de FKE et RN.

Les résultats de simulation ont montré l'efficacité et la robustesse de ces méthodes.

Mots-clés : Machine asynchrone, modélisation, modélisation thermique, surveillance thermique, estimation, filtre de Kalman étendu, réseaux de neurones artificiels.

Paramètre de notre machine

Caractéristiques nominales de la machine.			
Symboles	Dénomination	Valeurs	Unités
f	Coefficient de frottement.	0.008	[N.s/rd]
I	Courant statorique nominal	3.64/6.3	[A]
J	Moment d'inertie	0.031	[Kg.m ²]
L_r	Inductance cyclique rotorique	0.274	[H]
L_s	Inductance cyclique statorique	0.274	[H]
M	Inductance mutuelle	0.258	[H]
P	Nombre de paires de pôles	2	
P	Puissance nominale	1.5	[kW]
R_r	Résistance rotorique	3.805	[Ω]
R_s	Résistance statorique	4.85	[Ω]
V	Tension statorique nominale simple	220	[V]
Ω	Vitesse nominale	1420	[tr/min]