

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

MEMOIRE DE MAGISTER

en Automatique

Option : Automatique des Systèmes Continus et Productives

présenté par

GAOUAOUI Mohammed

ingénieur U.M.M.T.O

Diagnostic par reconnaissance des formes : Application à la machine asynchrone

Mémoire soutenu le 22/02/2012 devant le jury d'examen composé de :

M. BENFDILA Arezki	Professeur	U.M.M.T.O	Président
M. HAMMOUCHE Kamal	M.C.A	U.M.M.T.O	Rapporteur
M. DIAF Moussa	Professeur	U.M.M.T.O	Examineur
M. RACHEK M'hemed	M.C.A	U.M.M.T.O	Examineur

*Je dédie ce modeste travail
A mes chers parents
A ma chère femme Naima
A mes sœurs Hakima, Djamilia et Hacéra,
A mes frères Samir et Boualem
A toute ma famille
A ma belle famille
A mes amis Karim, Foucef, Hacène, Mohamed, Amidouche...
A tous mes amis.*

Remerciements

J'adresse mes vifs remerciements et ma profonde gratitude à Monsieur HAMMOUCHE Kamal, Maitre de Conférences à l'UMMTO, pour sa patience et ses conseils précieux qui m'ont été très utiles. Permettez-moi Monsieur de vous exprimer mes reconnaissances et mes remerciements les plus sincères.

Je tiens à remercier Monsieur BENFDILA Arezki, Professeur à l'UMMTO d'avoir accepté d'examiner ce travail et m'avoir fait l'honneur de présider mon jury.

Je remercie vivement Monsieur DIAF Moussa, Professeur à l'UMTTO de qui a accepté d'examiner et de juger ce travail.

J'adresse mes vifs remerciements et ma profonde gratitude envers Monsieur RACHEK M'hemed, Maitre de Conférences à l'UMTTO, pour l'aide précieuse qu'il m'a apporté dans l'élaboration et la programmation du modèle multi-spires de la machine asynchrone. Ses remarques m'ont été d'une grande utilité dans l'avancement des travaux. Qu'il trouve ici le témoignage de ma gratitude pour sa participation au jury.

Je remercie également tous les professeurs du département d'Automatique de l'UMMTO, pour leur aide et leurs conseils.

SOMMAIRE

Introduction générale.....	1
-----------------------------------	----------

CHAPITRE 1 : Généralités sur le diagnostic des systèmes

1.1 Introduction	4
1.2 Terminologie propre au diagnostic.....	4
1.2.1 Diagnostic.....	4
1.2.2 Défaits.....	5
1.2.3 Défaillance.....	5
1.2.4 Dégradation.....	5
1.2.5 Panne.....	5
1.2.6 Signe.....	5
1.2.7 Symptômes.....	6
1.2.8 Résidu.....	6
1.3 Les différents types de défauts.....	6
1.3.1 Les défauts de capteurs.....	7
1.3.2 Les défauts d'actionneurs.....	7
1.3.3 Les défauts composants ou systèmes.....	7
1.4 Caractéristiques d'un système de diagnostic.....	9
1.5 Les différentes étapes d'un diagnostic.....	9
1.5.1 Etape d'acquisition de données.....	9
1.5.2 Etape d'élaboration d'indicateurs de défauts.....	9
1.5.3 Etape de détection.....	11
1.5.4 Etape de localisation.....	11
1.5.5 Etape de prise de décision.....	11
1.6 Classification des méthodes de diagnostic.....	11
1.6.1 Méthodes avec connaissance à priori.....	13
1.6.1.1 Méthodes mono signal.....	13

1.6.1.2 Méthodes multi signal.....	15
1.6.2 Méthodes sans connaissance à priori.....	16
1.6.2.1 La reconnaissance des formes (RdF).....	17
1.6.2.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA).....	18
1.6.2.3 Système d'inférences floues.....	19
1.6.2.4 Les systèmes experts.....	19
1.7 Conclusion.....	20

CHAPITRE 2 : Diagnostic par reconnaissance des formes

2.1 Introduction.....	21
2.2 Principe des méthodes de reconnaissance des formes en diagnostic.....	21
2.3 Phase d'analyse.....	24
2.3.1 Détermination de l'espace de représentation.....	24
2.3.2 Réduction de l'espace de représentation.....	25
2.3.2.1 Extraction de paramètres par analyse en composantes principales (ACP).....	25
2.3.2.2 Méthode de sélection de paramètres en mode supervisé.....	28
2.4 Phase de classification.....	32
2.4.1 Classification non supervisée.....	33
2.4.2 Classification supervisée (Détermination d'une méthode de décision).....	34
2.4.2.1 Approche statistique.....	35
2.4.2.1.1 Méthodes paramétriques.....	36
2.4.2.1.1.1 Analyse discriminante quadratiques (QDA).....	36
2.4.2.1.1.2 Analyse discriminante linéaire (LDA).....	37
2.4.2.1.2 Méthodes non paramétriques.....	37
2.4.2.1.2.1 Règle des k – plus proches voisins (k-ppv).....	39
2.4.2.1.2.2 Estimateur de Parzen.....	41
2.4.2.1.3 Notion de rejet.....	41
2.4.2.2 Approche analytique.....	42
2.4.2.2.1 Support Vector Machine (SVM) linéaires.....	42
2.4.2.2.2 SVM non linéaires.....	51
2.4.2.2.3 Cas de plusieurs classes.....	53
2.5 Conclusion.....	54

CHAPITRE 3 : Diagnostic de la machine asynchrone : Etat de l'art

3.1 Introduction.....	56
3.2 Constitution de la machine asynchrone.....	56
3.2.1 Stator.....	56
3.2.2 Rotor.....	57
3.2.3 Les paliers.....	58
3.3 Les défaillances de la machine asynchrone.....	58
3.3.1 Les causes des défauts.....	58
3.3.2 Les défaillances de la machine asynchrone.....	58
3.3.2.1 Défaillances au stator.....	59
3.3.2.1.1 Court-circuit entre spires.....	59
3.3.2.1.2 Court-circuit entre phases.....	59
3.3.2.1.3 Court-circuit phase/bâti.....	60
3.3.2.1 Défaillances au rotor.....	60
3.3.2.2.1 Ruptures de barres.....	60
3.3.2.2.2 Ruptures d'anneaux.....	61
3.3.2.2.3 Excentricité.....	61
3.3.2.3 Défaillance d'ordre mécanique.....	62
3.3.3 Synthèse des défaillances.....	63
3.4 Etat de l'art des méthodes de diagnostic de la machine asynchrone.....	65
3.4.1 Méthodes de diagnostic avec connaissance à priori.....	65
3.4.1.1 Méthodes de diagnostic basées sur des modèles paramétriques.....	65
3.4.1.2 Diagnostic basé sur un modèle de la MA en fonctionnement sain.....	65
3.4.2 Méthodes de diagnostic sans connaissance a priori.....	69
3.4.2.1 Analyse des signaux vibratoires.....	69
3.4.2.2 Analyse des flux.....	71
3.4.2.3 Analyse du couple électromagnétique.....	72
3.4.2.4 Détection des défauts par analyse des courants statoriques.....	73
3.4.2.4.1 Ruptures de barres ou de portions d'anneaux.....	73
3.4.2.4.2 Excentricité.....	74
3.4.2.4.3 Défauts roulements.....	74

3.5 Méthodes basée l'intelligence artificielle (IA).....	75
3.6 Conclusion.....	75

CHAPITRE 4 : Modélisation multispire et simulation de la machine asynchrone en régime sain et avec défaut

4.1 Introduction.....	77
4.2. Hypothèse d'étude.....	77
4.3 Modélisation des bobinages de la MAS par des schémas électriques.....	78
4.3.1 Modélisation du stator.....	78
4.3.2 Modélisation du rotor.....	78
4.4. Equations différentielles associées aux circuits électriques.....	80
4.4.1 Equations différentielles au stator.....	80
4.4.2 Equations différentielles au rotor.....	81
4.4.3 Equations mécaniques de la machine.....	83
4.5. Couplage de la machine asynchrone.....	85
4.5.1 Couplage de la MAS en étoile.....	85
4.5.2 Couplage de la MAS en triangle.....	86
4.6 Modélisation de la machine asynchrone en régime de défaut statorique.....	88
4.6.1 Modèle de défaut statorique de la machine asynchrone.....	88
4.6.2 Mise en équation de la machine asynchrone en présence de défaut.....	88
4.6.3 Détermination des paramètres des bobinages statorique, rotorique et de la bobine en court-circuit.....	89
4.7. Modélisation de la machine asynchrone en régime de défaut rotorique.....	90
4.8 Résultats de simulation.....	92
4.8.1 Simulation de la machine asynchrone en régime sain.....	92
4.8.1.1 Courants statoriques.....	92
4.8.1.2 Courant rotoriques.....	93
4.8.1.3 Couple électromagnétique.....	94
4.8.1.4 Vitesse de rotation.....	94
4.8.2 Simulation de la machine asynchrone en présence de défauts.....	95
4.8.2.1 Défaut de court circuit entre spires.....	95

4.8.2.1.1 Courants statoriques.....	95
4.8.2.1.2 Courants rotoriques.....	96
4.8.2.1.3 Couple électromagnétique.....	97
4.8.2.1.4 Vitesse de rotation.....	97
4.8.2.2 Défaut de rupture de barres de la cage d'écureuil.....	98
4.8.2.2.1 Courant statorique.....	98
4.8.2.2.2 Courant de barres rotoriques cassées.....	99
4.8.2.2.3 Couple électromagnétique.....	100
4.8.2.2.4 Vitesse de rotation.....	101
4.9 Conclusion.....	101

CHAPITRE 5 : Application de la reconnaissance des formes à la machine asynchrone

5.1 Introduction.....	103
5.2 Evaluation des performances d'un système de RdF	103
5.3 Elaboration d'une base de signaux.....	105
5.4 Extraction des paramètres.....	106
5.4.1 Paramètres dans le domaine temporel.....	106
5.4.2 Signatures dans le domaine fréquentiel.....	107
5.4.2.1 Analyse spectrale du courant statorique d'une machine saine.....	107
5.4.2.2 Analyse spectrale du courant statorique en présence des barres cassées.....	107
5.4.2.3 Analyse spectrale des courants statoriques en présence des courts-circuits Rotoriques	108
5.5 Sélection des paramètres	109
5.6.1 Sélection par le critère de Fisher.....	110
5.6.2 Sélection par la méthode SFS.....	111
5.7 Procédure de décision.....	112
5.7.1 Décision par la règle des $k - ppv$	112
5.7.2 Décision par la méthode SVM.....	113
5.8 Conclusion.....	114
CONCLUSION GENERALE.....	115

BIBLIOGRAPHIE.....118

ANNEXE : Paramètres de la machine asynchrone utilisée.

NOTATIONS

NOTATIONS

a. Notations liées à la reconnaissance des formes :

A	Notation matricielle.
$\det(A)$	Déterminant de la matrice A .
A^{-1}	Matrice inverse de la matrice A .
A^t	Matrice transposée de la matrice A .
a	Un paramètre extrait de l'analyse des signaux et composant le vecteur forme initial ou coefficient de Lagrange.
b	Réel.
C_d	Seuil de densité.
$C_d^{d'}$	Combinaison de d' éléments parmi d .
C_m	Compacité moyenne des classes définies dans X_a .
C_r	Coût de rejet.
$d(X, m_c)$	Distance entre une observation X et le centre de gravité m_c de la classe ω_c .
$d(X, Y)$	Calcul de la distance entre deux vecteurs X et Y .
$d_C(X, Y)$	La distance de Manhattan ou city – block.
$d_E(X, Y)$	Distance Euclidienne.
$d_M^2(X, Y)$	Distance de Mahalanobis.
$d_\infty(X, Y)$	La distance du "Max".
d_{seuile}	Paramètre qui définit la position des points d'inflexion.
d	Dimension de l'espace de représentation avant réduction.
d'	Dimension de l'espace de représentation après réduction.
E	Ensemble composé de d paramètres appelé vecteur forme (avant réduction).
E'	Ensemble composé de d' paramètres appelé vecteur forme optimal (après réduction).
$f(X / \omega_c)$	Densité de probabilité de X dans ω_c .

Notations

$f(x)$	Densité de mélange.
Γ	Pourcentage d'inertie ou qualité de la représentation dans le sous – espace de dimension d' .
H	Hyperplan optimal.
J, J_1, J_2, J_3	Critères.
k	Nombre de plus proches voisins d'une observation X (règle des $k - ppv$).
k_c	Nombre de plus proches voisins de X (parmi k) dans la classe ω_c .
$L(z; \alpha)$	Le lagrangien.
λ_j	j ième valeur propre de Σ ($j = 1, \dots, d$).
m	Centre de gravité de l'ensemble d'apprentissage.
m_j	j ième composante de m .
m_c	Centre de gravité de la classe ω_c .
M	Nombre de classes dans l'ensemble d'apprentissage.
C	Matrice de confusion.
N	Nombre de vecteurs dans l'ensemble d'apprentissage.
N_c	Nombre d'échantillons dans la classe ω_c .
ω_c	Dénomination de la classe 'c' (avec $c = 1, \dots, M$).
ξ	Variable d'écart.
$P_r(\omega_c)$	Probabilité a priori de la classe ω_c
$P_r(\omega_c / X)$	Probabilité a posteriori pour qu'une observation X provienne de la classe ω_c .
σ_j^2	Variance de la composante j des N vecteurs de X_a .
$\sigma_c^2(\alpha)$	Variance de la composante α des N_c vecteurs de la classe ω_c .
$\sum_{i=1}^M$ ()	Somme sur l'indice i .
Σ_w	Matrice de variance intra – classe de l'ensemble d'apprentissage.
Σ_B	Matrice de variance inter – classes de l'ensemble d'apprentissage.
Σ	Matrice de variance – covariance de l'ensemble d'apprentissage.
Σ_c	Matrice de variance – covariance de la classe ω_c .
Trace (A)	Trace de la matrice A.
u_j ($j=1, d'$)	Axes factoriels formant la base orthogonal de dimension d' .

Notations

w	Vecteur de dimension $(d \times 1)$.
$\ w\ $	Norme du vecteur w .
x_{ij}	j ième composante de X_i .
x_j	j ième composante du vecteur forme $(j = 1, \dots, d)$.
X	Vecteur de dimension $(d \times 1)$.
x	Vecteur de dimension $(1 \times d)$.
X_a	Ensemble (ou matrice) des N vecteurs formant l'ensemble d'apprentissage.
X_{app}	Ensemble extrait à partir de X_a , réservé pour l'apprentissage
X_t	Ensemble extrait à partir de X_a , réservé pour le test
X_{cv}	v ème vecteur de la classe ω_c ($v = 1, \dots, N_c$ et $c = 1, \dots, M$).
X_i	i ème vecteur (ou échantillon) de l'ensemble d'apprentissage.
X_i^p	Projection de X_i dans la base formée par les u_j .
X_t	Ensemble réservé aux tests.
Δ	Matrice diagonale des variances σ_j^2 .

b. Notations liées à la machine asynchrone :

f_s	Fréquence d'alimentation de la machine.
f_r	Fréquence de rotation du rotor.
f_v	Frottement visqueux.
p	Nombre de paires de pôles.
R	Rayon de la machine.
l	Longueur de la machine.
e	Epaisseur d'entrefer.
N_r	Nombre de barres rotoriques.
N_s	Nombre des spires par phase statorique.
R_s	Résistance d'une phase statorique.
R_{rbk}	Résistance d'une barre rotorique k .
L_{rbk}	Inductance de fuite d'une barre rotorique k .
R_{ak}^{ext}	Résistance du segment d'anneau de court-circuit extérieur.

Notations

$L_{a_k}^{ext}$	Inductance de fuite du segment d'anneau de court-circuit extérieur.
$R_{a_k}^{int}$	Résistance du segment d'anneau de court-circuit intérieur.
$L_{a_k}^{int}$	Inductance du segment d'anneau de court-circuit intérieur.
$i_{r_{b_k}}$	Courant circulant dans la barre rotorique.
$i_{a_k}^{int}$	Courant dans le segment d'anneau de court-circuit intérieur.
$i_{a_k}^{ext}$	Courant dans le segment d'anneau de court-circuit extérieur.
J_{r_k}	Courant circulant dans la boucle rotorique.
$J_{r_{cc}}$	Courant circulant dans l'anneau de court-circuit intérieur.
J_t	Moment d'inertie.
C_{em}	Couple électromagnétique.
C_r	Couple résistant.
g	Glissement.
$i_{s_a}, i_{s_b}, i_{s_c}$	Courants statoriques.
$v_{s_a}, v_{s_b}, v_{s_c}$	Tensions statoriques.
$\Phi_{s_a}, \Phi_{s_b}, \Phi_{s_c}$	Flux statoriques.
Ω	Vitesse de rotation du rotor.

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Suite au développement important et rapide qu'a connu le monde industriel, les procédés de fabrication sont de plus en plus complexes et sophistiqués. Par conséquent, l'augmentation de la fiabilité, la disponibilité et la sûreté de fonctionnement, constitue à l'heure actuelle, l'une des préoccupations majeures des industriels. Le diagnostic des défaillances de systèmes industriels, lorsqu'il est réalisé avec efficacité et s'il permet de détecter de façon précoce une dégradation, représente un des moyens pour contribuer à obtenir un meilleur gain de productivité. Sa vocation première est de détecter et de localiser une possible défaillance des matériels. De plus en plus, il devient une partie intégrante de la fonction de la maintenance. Devenue une discipline majeure, relayée sur le terrain par des technologies modernes, le diagnostic industriel est devenu une discipline incontournable dans le domaine de la sûreté de fonctionnement.

Le diagnostic peut être abordé selon deux grandes approches : avec connaissance à priori et sans connaissance. La première approche est basée sur la modélisation des systèmes tandis que la deuxième est fondée sur les principes de l'intelligence artificielle. Les méthodes sans connaissance à priori présentent plusieurs avantages, notamment la non nécessité d'utiliser le modèle du système à diagnostiquer. On trouve dans cette catégorie les méthodes basées sur la reconnaissance des formes, les systèmes experts, les réseaux de neurones.

Notre intérêt dans ce mémoire est le diagnostic par reconnaissance des formes. La reconnaissance des formes consiste à évaluer la ressemblance entre le vecteur des symptômes observés et le vecteur des symptômes de référence. Elle regroupe l'ensemble des méthodes permettant la classification automatique d'objets, suivant leur ressemblance par rapport à des objets de référence, c'est-à-dire, de décider à quelle classe d'objets, l'objet observé, appelé également forme, doit être affecté. En termes de diagnostic, une classe correspond à un mode de fonctionnement sain ou avec défaut et un objet correspond à une observation (signal par exemple) caractérisé par un ensemble de paramètres.

Pour cerner cette notion de diagnostic par reconnaissance des formes, nous avons choisi de l'appliquer à une machine asynchrone.

Le diagnostic des machines électriques, en particulier de la machine asynchrone, a mobilisé aujourd'hui un nombre important de chercheurs. En effet, la croissance de l'utilisation de la machines asynchrones triphasées à cage d'écurueil est due essentiellement à sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et de fabrication, sa robustesse mécanique ou encore sa quasi-absence d'entretien, est telle que nous la trouvons maintenant dans tous les domaines industriels et en particulier dans les secteurs de pointe comme l'aéronautique, le nucléaire, la chimie ou encore les transports ferroviaires.

Malgré sa fiabilité et sa robustesse, la machine asynchrone subit, au cours de son fonctionnement, un certains nombres de contraintes de différentes natures (électriques, mécaniques et environnement). Ces dernières induisent des défaillances qui peuvent conduire à des arrêts non programmés, à des pertes de production, à des réparations coûteuses et peuvent entraîner de graves conséquences sur la sécurité des personnes, des matériels et l'environnement.

Le présent travail s'inscrit dans le cadre du diagnostic des machines asynchrones triphasées à cage en utilisant les méthodes de Reconnaissance des Formes. Nous nous sommes intéressées, particulièrement aux défauts qui peuvent apparaître au niveau du stator et au niveau du rotor.

Le mémoire comporte cinq chapitres. Le premier est consacré aux différents termes liés au diagnostic des systèmes ainsi qu'aux différentes approches et étapes d'un diagnostic.

Dans le deuxième chapitre, une introduction à la reconnaissance des formes (RdF) pour le diagnostic est présentée. De plus, nous montrons comment les principes de la RdF peuvent être mis en œuvre pour résoudre le problème du diagnostic d'un système.

Dans le troisième chapitre, nous décrivons la machine asynchrone et rappelons les principaux défauts qui peuvent apparaître dans celle-ci, et leurs origines. Puis, nous présenterons un bref état de l'art sur les différentes techniques de surveillance des machines asynchrones.

Le quatrième chapitre est consacré à la présentation du modèle de simulation. Nous utilisons un modèle multi-spines de la machine asynchrone triphasée à cage pour analyser le

comportement de la machine en absence et en présence de défaillances. Ainsi, nous présenterons les résultats de simulation du modèle de la machine asynchrone dans le domaine temporel, dans les différentes conditions de fonctionnement, (avec et sans défaut). Nous montrerons les effets des courts-circuits statoriques et des cassures de barres sur les différentes grandeurs électriques et électromécaniques de la machine.

Le dernier chapitre est consacré à l'application des méthodes de classification par reconnaissance des formes. Les algorithmes de sélection de paramètres du vecteur forme utilisé par le système de décision et présentés au chapitre 2, sont mis en application. Parmi l'ensemble des paramètres calculés, il s'agit de ne retenir que les plus efficaces en termes de pouvoir discriminant. Les deux règles de décision k -ppv et SVM sont alors comparées sur leurs capacités à identifier le fonctionnement sain ou défaillant d'une MAS à partir des mesures effectuées sur les courants de phase.

Nous terminerons par une conclusion générale sur l'ensemble de cette étude et nous proposons des perspectives de travail.

CHAPITRE 1

*GENERALITES SUR LE DIGNOSTIC
DES SYSTEMES*

1.1 Introduction

Dans le cas des processus industriels, une grande quantité des pannes et une diminution de la production sont, en général, le résultat d'une défaillance dans le procédé qui n'a pas été corrigée à temps. Actuellement, il y a plusieurs intérêts, pas seulement économiques, à avoir un bon fonctionnement de ces processus. Si une défaillance est détectée au tout début de son apparition ou même anticipée, de grands dommages voire même des catastrophes peuvent être évitées. La détection et le diagnostic des défaillances pour ces processus industriels sont donc d'un intérêt capital.

Ce chapitre est une introduction au diagnostic des défauts dans les systèmes physiques. Il est question, dans un premier temps, de mettre en relief les différents concepts et notions rencontrés dans la littérature du diagnostic des défauts car un bon diagnostic nécessite une bonne compréhension de ces notions. Le principe de base du diagnostic sera alors présenté ainsi que les différentes méthodes proposées dans ce domaine.

1.2 Terminologie propre au diagnostic

Il semble intéressant, dans un premier temps, de rappeler quelques termes utilisés en diagnostic des systèmes.

1.2.1 Diagnostic

De nombreuses définitions sont proposées pour le terme de diagnostic, celle du dictionnaire *Robert* est rigoureusement étymologique : « action de déterminer une maladie d'après ses symptômes ». L'origine de ce mot provient de deux mots grecs, « dia » qui signifie « par » et « gnossie » qui signifie « connaissance ».

Dans l'industrie, le diagnostic est défini par l'ensemble d'actions visant à évaluer un procédé (système) et identifier la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test de son fonctionnement.

Le diagnostic est en principe défini comme un processus à trois phases :

- détection du mode de fonctionnement.
- qualification du mode de fonctionnement.
- décision à partir de la reconnaissance du mode de fonctionnement.

La mission pour laquelle le système a été conçu, peut être totalement remplie, partiellement remplie ou non remplie, cela dépend du mode de fonctionnement.

Un système est dit diagnosticable s'il est susceptible d'être soumis à un diagnostic, il doit alors être muni d'organes d'observation (capteurs) et d'un système d'analyse pour étudier les informations fournies. La diagnosticabilité sera l'aptitude d'un système à être diagnostiqué.

1.2.2 Défauts

Un défaut est une anomalie de fonctionnement d'un système physique. On appelle défaut tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique théorique. Cet écart est idéalement nul en absence de défauts. Les défauts peuvent apparaître au niveau des capteurs, des actionneurs ou au niveau du système lui-même.

1.2.3 Défaillance

Événement engendrant une modification du fonctionnement du procédé. L'état du système ne correspond plus à un fonctionnement normal. Le système n'est plus apte à assurer totalement ses fonctions. Il est clair qu'une défaillance implique l'apparition d'un défaut puisqu'il existe un écart entre la caractéristique mesurée et la caractéristique théorique. Par contre, un défaut n'implique pas nécessairement une défaillance puisque le dispositif peut très bien continuer à assurer sa mission principale.

1.2.4 Dégradation

C'est le processus qui amène à état défaillant du système.

1.2.5 Panne

Lorsque plus aucune fonction n'est assurée le terme de panne est employé à la place du terme défaillance.



1.2.6 Signe

Un défaut est perceptible au travers d'un signe, caractère manifestant un état comportemental anormal. Un signe est caractérisé par un ensemble d'observations en provenance d'un système physique. Il est révélateur de la présence d'un défaut.

1.2.7 Symptômes

Le terme signe dans le cas d'une défaillance correspond au terme symptôme défini comme suit : caractéristique distinctive d'un état fonctionnel anormal.

La figure 1.1 illustre les différentes anomalies selon leur criticité.

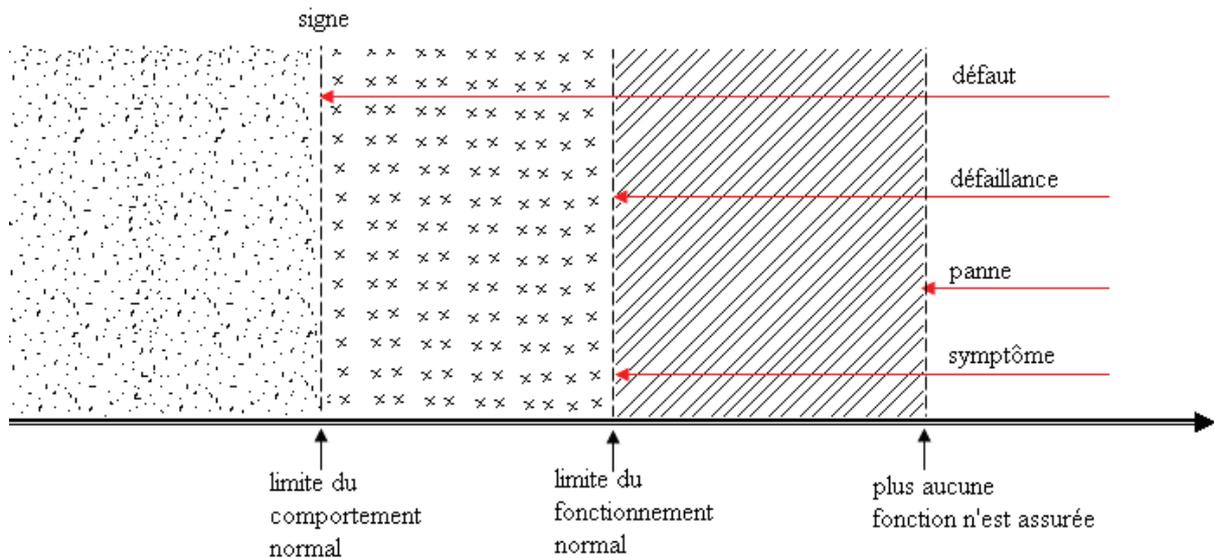


Fig. 1.1 : Ordonnancement des anomalies selon leur criticité

La distinction entre les termes symptôme et signe s'apparente donc à la différence entre les notions de défaut et de défaillance. Un symptôme révélant d'une défaillance est nécessairement un signe, alors qu'un défaut se manifeste au travers des signes qui ne sont pas nécessairement des symptômes.

1.2.8 Résidu

Un résidu communément appelé indicateur de défaut ou variable d'écart, est un signal conçu comme indicateur d'anomalies comportementales ou fonctionnelles. Il exprime l'incohérence entre les informations disponibles et celles théoriques fournies par un modèle censé décrire correctement le processus.

1.3 Les différents types de défauts

D'une manière générale, un défaut correspond à une déviation du comportement normal du système, de son unité de commande ou de son système d'instrumentation. Les défauts peuvent être purement aléatoires (défauts cataleptiques), ou progressifs, dans le cas du vieillissement ou de l'usure (défauts évolutifs).

Les défauts sont des événements qui apparaissent à différents endroits du système, c'est la raison pour laquelle, dans la littérature, les défauts sont classés en fonction de leur localisation, définissant alors des types de défauts.

1.3.1 Les défauts de capteurs

Ce type de défaut est la cause d'une mauvaise image de l'état physique du système. Un défaut capteur partiel produit un signal avec plus ou moins d'adéquation avec la valeur vraie de la variable à mesurer. Ceci peut se traduire par une réduction de la valeur affichée par rapport à la valeur vraie, ou de la présence d'un biais ou de bruit accru empêchant une bonne lecture. Un défaut capteur total produit une valeur qui n'est pas en rapport avec la grandeur à mesurer.

1.3.2 Les défauts d'actionneurs

Ils se traduisent par une incohérence entre la consigne d'un actionneur et sa sortie. Les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative et détériorent le signal d'entrée du système. Ils représentent une perte totale (défaillance) ou partielle d'un actionneur agissant sur le système. Un exemple de perte totale d'un actionneur est un actionneur qui est resté "collé" sur une position entraînant une incapacité à commander le système par le biais de cet actionneur. Les défauts actionneurs partiels sont des actionneurs réagissant de manière similaire au régime nominal mais en partie seulement, c'est-à-dire avec une certaine dégradation dans leur action sur le système (perte de puissance d'un moteur, fuite dans un vérin, . . .).

1.3.3 Les défauts composants ou systèmes

Ce type de défaut provient du système lui-même ; bien souvent les défauts n'appartenant pas à un défaut capteur ou actionneur sont classés de manière arbitraire dans cette catégorie. Néanmoins, un défaut composant résulte de la casse ou de l'altération d'un composant du système réduisant les capacités de celui-ci à effectuer une tâche. En pratique, ceci revient à considérer une modification des caractéristiques du système proprement dit (la CTN : résistance à Coefficient de Température Négatif, d'une chaufferie est cassée, un roulement est altéré, . . .).

Une autre classification des défauts à partir de leurs évolutions temporelles les définit comme suit:

- **Ponctuels** : Un défaut ponctuel ou passager se caractérise par une durée brève et un écart significatif par rapport à la moyenne locale. Ses origines sont le plus souvent localisées au niveau des systèmes de collecte et de transport des mesures (parasites électromagnétiques, ...etc.).
- **Abrupts** : La caractéristique principale de ce type de défauts est la discontinuité dans l'évolution temporelle de la variable. Cette évolution, si elle ne correspond pas aux évolutions dynamiques normales attendues pour la variable (changement de consigne), est caractéristique d'une panne brutale de l'élément en question : arrêt total ou partiel,
- **Intermittents** : Il s'agit d'un type de défauts caractéristiques de faux contacts ou de pannes intermittentes de capteurs. C'est un cas particulier de défaut brutal sur un capteur avec perte aléatoire de signal,
- **Graduels** : Ils apparaissent de manière progressive avec une amplitude croissante. Ils se présentent sous la forme de dérives souvent dues au vieillissement ou à l'usure. Ce type de défauts est caractéristique d'un encrassement ou d'une dérive dans les paramètres caractéristiques du procédé. Il s'agit de défauts très difficiles à détecter, car leurs évolutions temporelles sont les mêmes que celles d'une modification paramétrique lente représentant une non-stationnarité du procédé.

La figure 1.2 résume cette classification des défauts à partir de leurs évolutions temporelles.

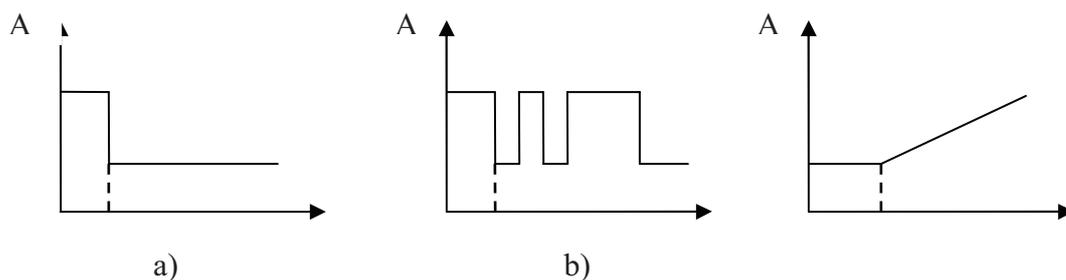


Fig. 1.2: Différents types de défauts : a) défaut abrupt, b) défaut intermittent, c) défaut graduel

Les défauts peuvent également avoir un effet additif ou multiplicatif :

- **Défauts à effets additifs** : Ils correspondent à des entrées inconnues agissant sur le système. En présence d'un tel défaut, les grandeurs de sortie du système varient indépendamment des entrées connues.

- **Les défauts à effets multiplicatifs:** Les défauts à effets multiplicatifs correspondent à des modifications des paramètres du modèle représentant le système. Ils engendrent des variations des sorties dont l'amplitude dépend des valeurs des unités connues.

1.4 Caractéristiques d'un système de diagnostic

L'ensemble des caractéristiques souhaitées qu'un système de diagnostic devrait posséder [Venkatasubramanian, 2003] est :

- a) Détection rapide.
- b) Isolation : c'est l'habilité pour différencier les défauts.
- c) Robustesse vis-à-vis de certains bruits et d'incertitudes.
- d) Identification de nouveauté : on se réfère à la capacité de décider si le processus est en état normal ou anormal. Dans le cas d'anomalie, il faut identifier s'il s'agit d'un défaut connu ou d'un nouveau défaut.
- e) Estimation de l'erreur de classification du défaut (diagnostic) en vue de sa fiabilité.
- f) Adaptabilité: le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements de conditions du processus (perturbations, changements d'environnement).
- g) Facilité d'explication de l'origine du défaut et de la propagation de celui-ci. Ceci est important pour la prise de décision en ligne.
- h) Conditions de modélisation : pour le déploiement rapide et facile des classificateurs de diagnostic en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.
- i) Facilité de mise en oeuvre informatique (faible complexité dans les algorithmes et leur implémentation) et capacité de stockage.
- j) Identification de multiples défauts : pour de grands processus, l'énumération combinatoire de multiples défauts est trop importante et ils ne peuvent être explorés de manière exhaustive.

1.5 Les différentes étapes d'un diagnostic

Effectuer un diagnostic nécessite un certain nombre d'étapes qui s'enchaînent (Fig.1.3).

1.5.1 Etape d'acquisition de données

La procédure de diagnostique nécessite une disponibilité d'informations sur le fonctionnement du système à surveiller. Ces informations sont recueillies lors d'une phase d'acquisition de données suivie d'une validation.

Cette étape implique l'utilisation de capteurs appropriés permettant de mesurer les différentes variables du processus.

1.5.2 Etape d'élaboration d'indicateurs de défauts

A partir des mesures réalisées et des observations issues des opérateurs en charge de l'installation, il s'agit de construire des indicateurs permettant de mettre en évidence les éventuels défauts pouvant apparaître au sein du système. Dans le domaine du diagnostic, les indicateurs de défauts sont couramment dénommés les résidus ou symptômes.

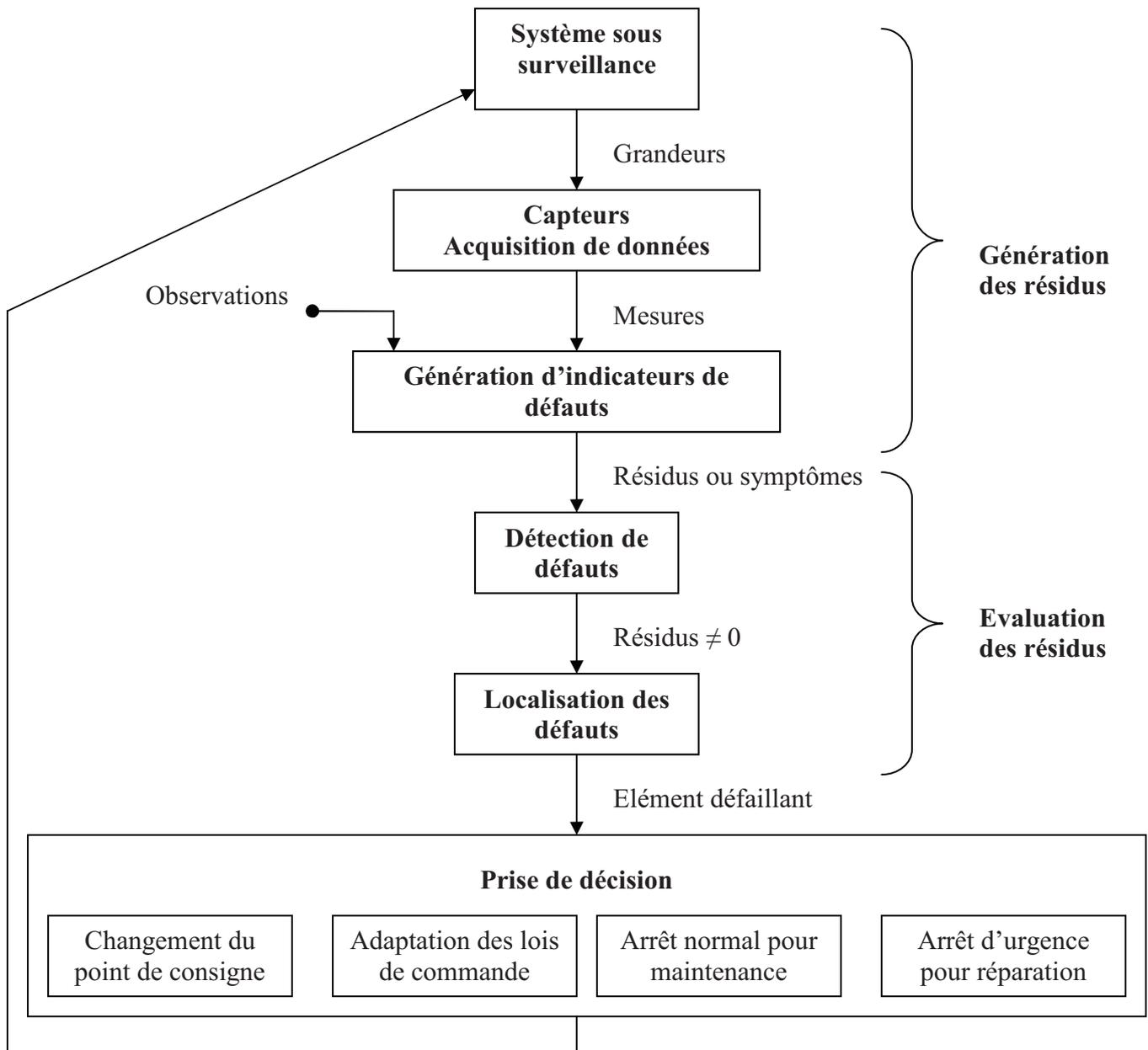


Fig. 1.3 : Différentes étapes du diagnostic

1.5.3 Etape de détection

Cette étape doit permettre de décider si le système se trouve ou non dans un état de fonctionnement normal. Il ne suffit pas de tester la non nullité des résidus pour décider de l'apparition d'un défaut car, dans la pratique, les grandeurs mesurées sont toujours entachées de bruits et le système à surveiller est toujours soumis à des perturbations. Par conséquent, cette étape fait le plus souvent appel aux tests statistiques ou, de manière plus simple, est réalisée à l'aide d'un seuillage.

1.5.4 Etape de localisation

Il s'agit à partir des résidus non nuls statistiquement, de localiser le défaut, c'est-à-dire de déterminer le ou les éléments défailants. La procédure de localisation nécessite l'utilisation d'un ensemble (ou vecteur) de résidus, qui doivent avoir des propriétés permettant de caractériser de manière unique chaque défaut. Pour ce faire, deux méthodes peuvent être utilisées :

- ✓ la construction de résidus structurés.
- ✓ la construction des résidus directionnels.

1.5.5 Etape de prise de décision

Il s'agit de décider de la marche à suivre afin de conserver les performances souhaitées, du système sous surveillance. Cette prise de décision doit permettre de générer, éventuellement sous le control d'un opérateur humain, les actions correctrices nécessaires à un retour à la normale du fonctionnement de l'installation.

En résumé, quelle que soit la méthode employée, la procédure de diagnostic comprend deux principales étapes, une étape de génération de résidus et une étape d'évaluation des résidus.

1.6 Classification des méthodes de diagnostic

Les premières méthodes de diagnostic furent basées sur la redondance des matériels jugés critiques pour le fonctionnement du système. La redondance matérielle est très répandue dans les domaines où la sûreté de fonctionnement est cruciale pour la sécurité des personnes et de l'environnement, comme dans l'aéronautique ou le nucléaire. Les principaux inconvénients de la redondance matérielle sont liés aux coûts dus à la multiplication des éléments ainsi qu'à l'encombrement et aux poids supplémentaires qu'elle génère.

On peut globalement distinguer deux grandes familles de méthodes de diagnostic.

- Les méthodes basées sur une modélisation des systèmes ou sur des signaux, qualifiées de « méthodes avec connaissance à priori »
- Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle également appelées « méthodes sans connaissance à priori ».

Ces deux méthodes coexistent au sein d'un même système de diagnostic. Cette utilisation conjointe des deux approches qualitatives et quantitatives, permet l'exploitation de l'ensemble des connaissances disponibles concernant le fonctionnement du système.

La figure 1.4 donne un panorama général des différentes méthodes de diagnostic.

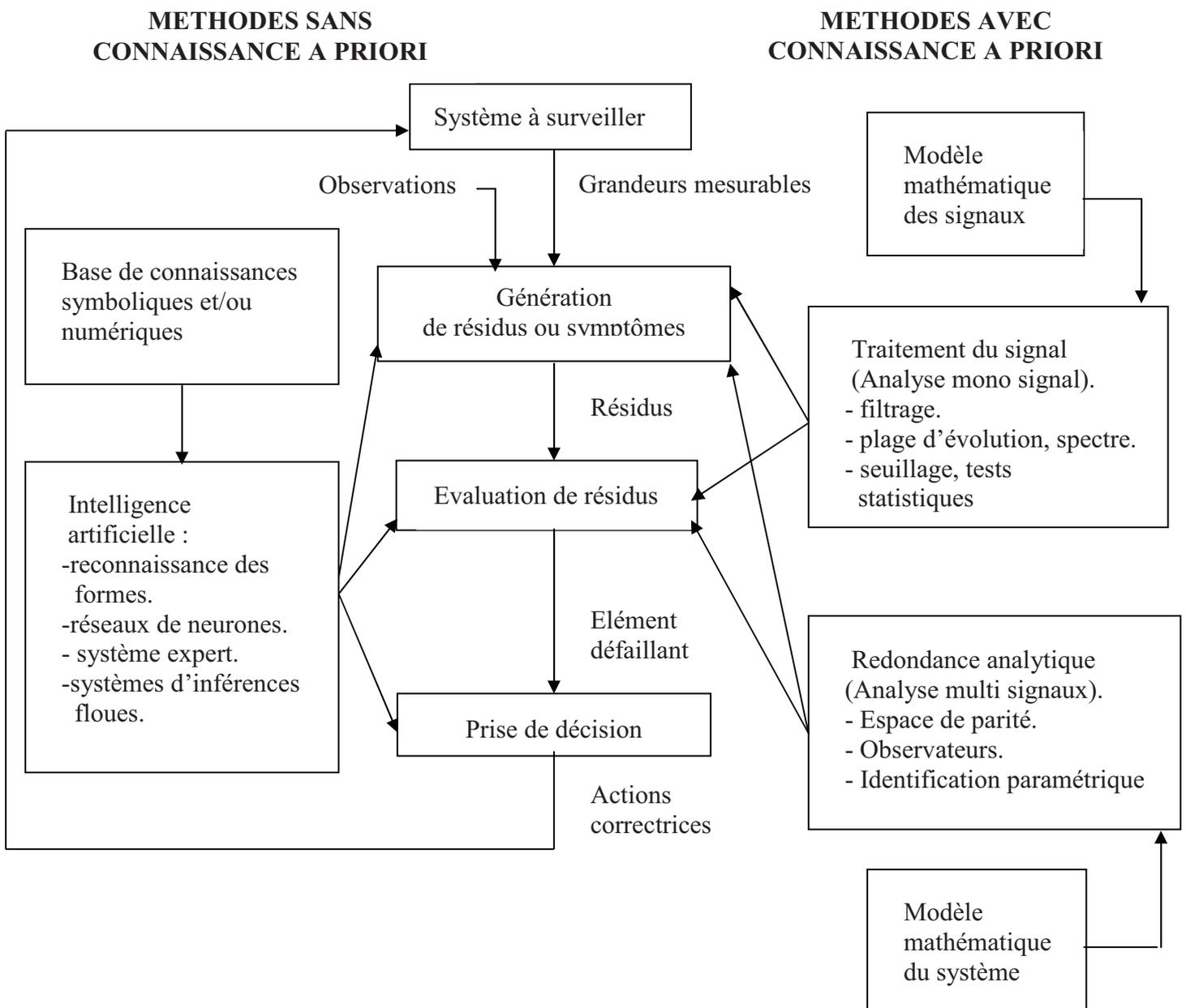


Fig. 1.4: Classification des méthodes du diagnostic

I.6.1 Méthodes avec connaissance à priori

Ces méthodes consistent à estimer à l'aide d'un modèle mathématique du système, les grandeurs mesurées sur celui-ci. Si le modèle reflète bien le comportement du système, tout écart entre les grandeurs estimées et mesurées traduira l'apparition d'un ou plusieurs défauts. Les défauts sont alors détectés par comparaison des résidus à des seuils convenablement choisis. La figure (1.5) illustre ce principe et où $d(t)$ représente les entrées inconnues, $f(t)$ les défauts, $u(t)$ l'entrée du système à surveiller, $y(t)$ la sortie du système à surveiller et $r(t)$ les résidus.

Les méthodes avec connaissance à priori regroupent les méthodes dites mono signal et les méthodes dites multi signaux.

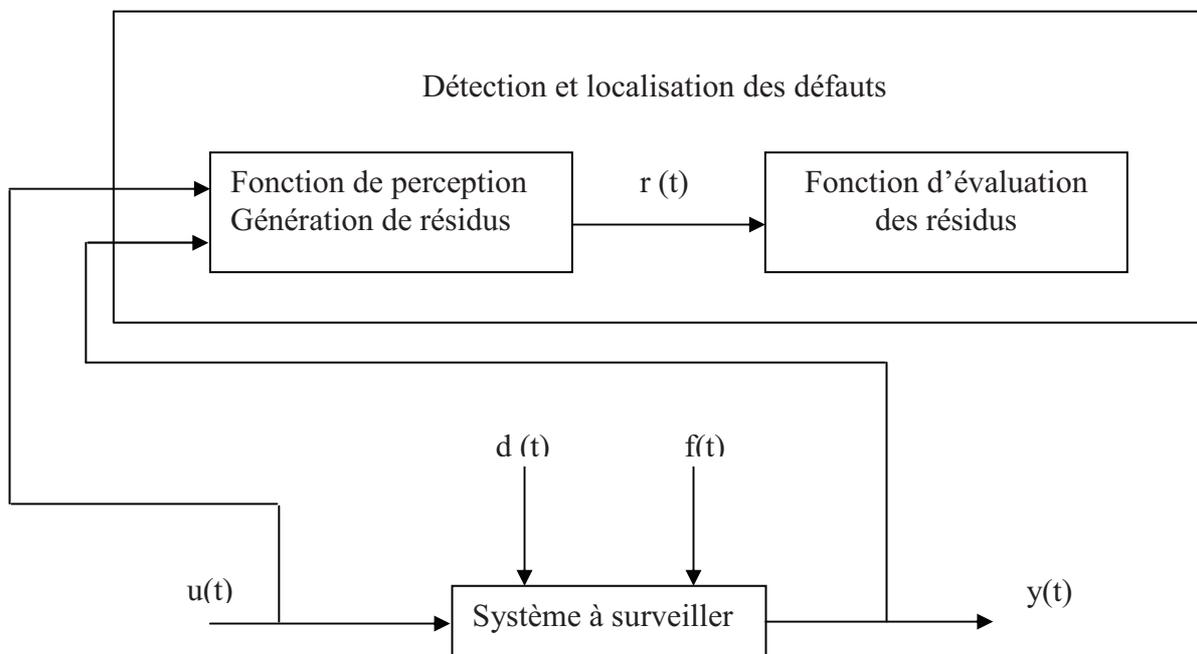


Fig. 1.5 : Détection et localisation des défauts :

$d(t)$: entrées inconnues, $f(t)$: défauts, $u(t)$: entrée du système à surveiller, $y(t)$: sortie du système à surveiller et $r(t)$: résidus

1.6.1.1 Méthodes mono signal

Ces méthodes sont basées sur des mesures prises isolément les une des autres, elles utilisent les principes du traitement du signal.

a. Vérification de seuils atteints

Les mesures sont comparées à des seuils critiques définis par avance. Le fait de dépasser cette limite présente des dangers quand à l'utilisation du processus. Dans beaucoup de systèmes, deux niveaux limites sont définis : les services du premier niveau conduisent seulement à l'avertissement préalable de l'existence d'un défaut, quand au deuxième niveau, il déclenche des mesures d'urgence.

b. Mise en place de capteurs dédiés

Ces capteurs peuvent être soit des détecteurs vérifiant de manière simple si les valeurs critiques sont atteintes ou non (par exemple, température limitée ou pression) ou soit des capteurs mesurant des variables spécifiques (par exemples : bruit, vibration, élongation).

c. Traitement statique

Le traitement statique du signal consiste à calculer les paramètres statistiques de certaines variables significatives du processus tels que les moments statistiques (moyenne, variance...), la somme cumulée, etc.... Chacune des valeurs statistiques est testée afin de détecter un défaut présent sur le signal.

d. Analyse spectrale

Certaines mesures ont un spectre typique de fréquence sous des conditions normales de fonctionnement; toute déviation de celui-ci est une indication d'anomalie. Certains types de défauts peuvent même avoir une signature caractéristique dans le spectre qui peut être utilisé dans l'isolation des défauts. Cette approche se révèle très utile pour analyser des signaux qui montrent des oscillations avec des périodes longues (les courants électriques, les débits, les pressions...). L'inconvénient est la sensibilité aux bruits de mesure quand ceux-ci coïncident avec la zone fréquentielle d'intérêt et la nécessité d'un échantillonnage fréquent pour permettre de reconstituer le signal de départ tout en minimisant la perte de fréquence. Les méthodes d'auto-corrélation, la densité spectrale des signaux, la transformée de Fourier, les ondelettes sont bien appropriées dans le cas où les fréquences représentatives de défauts sont connues. Dans le cas contraire, il est cependant préférable d'utiliser des modèles paramétriques des signaux qui permettent d'estimer en ligne les fréquences et les valeurs moyennes des paramètres.

1.6.1.2 Méthodes multi signal

Elles sont également connues sous le nom redondance analytique, elles sont basées sur des relations mathématiques reliant les mesures.

a. Méthodes par espace de parité

L'idée de base est de vérifier la cohérence entre les relations mathématiques du système et les mesures. Supposons qu'une mesure puisse s'exprimer en fonction des autres par une relation connue. La différence entre la mesure et sa valeur calculée à l'aide du modèle est appelée résidu. Si le résidu est nul, les mesures sont cohérentes par rapport au modèle, le système est déclaré sans défaut. Un résidu non nul implique l'existence d'un défaut. L'approche par espace de parité suppose donc la connaissance d'un modèle mathématique du système.

b. Méthodes à base d'observateurs

Un observateur d'état; appelé aussi reconstituteur d'état ou estimateur, est un système dynamique ayant comme entrées les sorties et les entrées du processus réel et comme sorties l'estimation de l'état du système, si l'on souhaite faire de la commande ou le vecteur des résidus dans le cas d'un diagnostic.

Les approches à base d'observateurs ou de filtres sont les plus couramment utilisées. Ce sont des outils bien connus des automaticiens à des fins de commande en boucle fermée.

Le principe général est de concevoir un système dynamique qui donne une image ou une estimation de certaines variables, ou combinaisons de variables nécessaires au bouclage. Lorsque le système est dynamique et certaines variables (conditions initiales) sont inconnues, l'estimation n'est correcte qu'après un certain temps de convergence fixé par la dynamique de l'observateur. Ces outils ont été adaptés à des fins de diagnostic et les travaux utilisant ces approches sont de plus en plus nombreux. Le principe général consiste à comparer des fonctions de sorties estimées avec les mêmes fonctions de sorties mesurées ; l'écart entre ces fonctions est utilisé comme résidu.

c. Méthodes par estimation paramétrique

Le modèle mathématique d'un système fait intervenir un ensemble de paramètres dont les valeurs numériques sont généralement inconnues. Les techniques d'estimation paramétriques permettent à partir d'un ensemble de mesures réalisées sur l'installation, de déterminer le vecteur des paramètres intervenant dans le modèle.

L'apparition d'un défaut au sein du système entraîne une modification de ses caractéristiques physiques, il en résulte une évaluation significative des paramètres par rapport à leur valeur nominale. Autrement dit tout écart notable des paramètres par rapport aux valeurs nominales est révélateur d'un défaut.

La recherche d'un estimateur paramétrique appliqué au diagnostic des systèmes industriels paraît donc particulièrement intéressante. En effet, s'il est possible de réaliser, en temps réel, l'estimation du vecteur paramètre, celui-ci pourra être comparé en permanence aux valeurs nominales correspondantes. Les déviations éventuelles ainsi révélées pourront alors être exploitées à des fins de diagnostic.

Le schéma de la figure (1.6) représente le principe de détection des défauts à partir d'une estimation paramétrique en temps réel des paramètres du système ou θ représente le vecteur des paramètres issu de l'identification en temps réel et θ_n les valeurs nominales correspondantes.

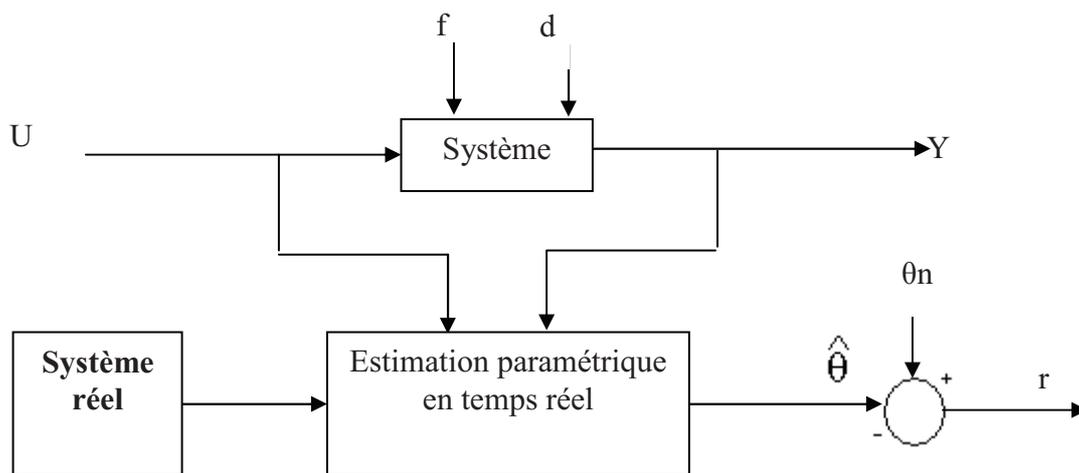


Fig. 1.6 : Principe de la génération de résidus par estimation paramétrique

1.6.2 Méthodes sans connaissance à priori

Les méthodes avec connaissance à priori reposent sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système étudiée. Toutefois, l'obtention d'un modèle global est quelquefois difficile à obtenir en raison de la complexité des phénomènes physiques mis en jeu. On peut alors avoir recours aux méthodes sans connaissance à priori. Dans ce cas les connaissances utilisables reposent alors sur le savoir d'experts et sur un ensemble de données issues de

l'installation à surveiller. Suivant ce type d'approche, on retrouve l'ensemble des méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA).

L'intelligence artificielle (IA) est une branche de l'informatique qui traite la reproduction par la machine de certains aspects de l'intelligence humaine tels que apprendre à partir d'une expérience passée à reconnaître des formes complexes et à effectuer des déductions [**Ondel, 06**]. L'intérêt de recourir à l'intelligence artificielle (IA) pour résoudre le problème de diagnostic des défaillances, est dû principalement aux avantages suivants [**Debuisson, 07**]:

- La non disponibilité de modèle explicite pour le cas de défaillances est un problème que les techniques de l'intelligence artificielle (IA) peuvent résoudre car basées sur la non nécessité de modélisation.
- L'insertion de connaissance d'expert données sous forme linguistique, soit pour la détection, ou la localisation de défauts, ce qui permet de rendre le système de contrôle ou de commande apte à effectuer l'insertion automatique des symptômes et la mémorisation de chaque nouvel acte (possibilité de son auto instruction).
- La simplicité dans la mise en œuvre, une fois préparées les règles d'expert.
- La robustesse face aux perturbations.

L'intelligence artificielle recouvre principalement la reconnaissance des formes, les systèmes experts, les réseaux de neurones et les systèmes d'inférence floue.

1.6.2.1 La reconnaissance des formes (RdF)

Lorsque les observations sont de type numérique, l'approche par reconnaissance des formes peut être employée sur des problèmes complexes tels que le nucléaire, l'industrie automobile, le comportement humain, les réseaux téléphonique, où la modélisation du procédé est souvent difficile à mettre en œuvre. Dans le domaine du diagnostic des machines et des systèmes industriels, cette approche a été mise en œuvre avec succès par de nombreux travaux [**Dubuisson, 90**].

D'un point de vue général, la reconnaissance des formes consiste à évaluer la ressemblance entre le vecteur des symptômes observés et le vecteur des symptômes de référence. Elle regroupe l'ensemble des méthodes permettant la classification automatique d'objets, suivant leur ressemblance par rapport à un objet de référence, c'est-à-dire, de décider à quelle classe d'objets connus, l'objet observé, appelé également forme, doit être affecter. Le

problème revient donc à la détermination des frontières entre classes et l'affectation de chaque forme à la classe qui lui convient.

Dans le chapitre suivant, nous allons montrer comment la reconnaissance des formes peut servir de base à la conception d'un système de diagnostic, et l'avantage essentiel qu'elle présente par rapport aux autres approches.

1.6.2.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un réseau de neurone est un modèle de calcul dont la conception est schématiquement inspirée du fonctionnement de vrais neurones humaines. Cette technique est placée dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle qu'ils enrichissent en permettant de prendre des décisions en s'appuyant d'avantage sur la perception que sur le raisonnement logique formel.

Dans les années 1940, les neurologues Warren Sturgis McCulloch et Walter Pitts menèrent les premiers travaux sur les réseaux de neurones [Warren, 43]. Ils constituèrent un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques complexes.

Issus de la recherche en neurophysiologie et en informatique, cette approche fait l'objet de recherches dans beaucoup de domaines tels que la compréhension et la synthétisation de la langue naturelle, la classification, le diagnostic,...etc. Cette technologie comporte des caractéristiques très intéressantes comme la faculté d'apprentissage et d'auto organisation. Elle présente également des perspectives d'application particulièrement intéressantes pour l'aide au diagnostic avec signatures externes. En effet, le calcul neurométrique possède des propriétés similaires à celle de la reconnaissance des formes pour la classification automatique des signatures.

Pour identifier les défauts dans un système, le diagnostic réalisé par réseau de neurones doit disposer d'un nombre suffisant d'exemples de bon fonctionnement et de défaut pour pouvoir les apprendre. Pendant la phase d'apprentissage, les exemples sont présentés au réseau en entrée avec les diagnostics correspondants à la sortie. Ainsi, le réseau s'auto organise en apprenant à relier les exemples montrés aux diagnostics. Après l'apprentissage, le réseau ne reconnaît pas seulement les exemples appris, mais également des paradigmes leur ressemblant, à qui correspond à une certaine robustesse par rapport aux déformations de signaux par le bruit.

Pour un traitement par réseau de neurone, les exemples doivent être mis en forme pour être entrés dans le réseau. Ce sont des grandeurs caractéristiques des défauts à diagnostiquer, filtrées et prétraitées (transformée de fourrier) conceptuellement, un réseau de neurones peut être considéré comme une boîte noire, il n'est pas nécessaire de construire un modèle du système.

Leur faible sensibilité aux bruits de mesure, leur capacité à résoudre des problèmes non linéaires et multi variables, à stocker les connaissances de manière compacte, à « **apprendre** » en ligne et en temps réel, sont des propriétés qui rendent l'utilisation des RNA attrayante.

Cependant, l'inconvénient majeur est d'arriver à déterminer une méthodologie pour maîtriser les problèmes inhérents, qui sont principalement le choix de la structure, de la taille du réseau et des algorithmes d'apprentissage pour un problème précis.

1.6.2.3 Système d'inférences floues

L'expérience d'opérateur humain, ayant une bonne maîtrise du système, paraît précieuse dans la détermination, sur base de leurs observations, de l'élément défaillant qui est à l'origine d'un comportement qu'ils ont jugé anormale. Ce savoir peut s'exprimer sous forme d'une liste de règles de la forme : si (condition) alors (conclusion) où la partie condition comporte les symptômes et la partie conclusion concerne l'élément défaillant. L'idée est alors de construire un dispositif, appelé système d'inférences floues, capable d'imiter les prises de décisions d'un opérateur humain à partir de règles verbales traduisant ses connaissances relatives à un processus donné.

1.6.2.4 Les systèmes experts

Les systèmes experts sont des outils conçus pour pouvoir modéliser l'approche des experts dans un domaine spécifique. Ils permettent de formaliser leurs connaissances et fournissent un mécanisme pour les exploiter. Lorsque le mode de représentation de la connaissance est de type symbolique, l'approche par système expert est favorisée. Dans ce cadre, la *connaissance a priori* sur le système est représentée par un ensemble de règles et de faits (données manipulées par les règles) qui constituent ce qu'on appelle la *base de connaissance*. Cette base est construite à l'aide d'outils d'aide à la formalisation, ces outils sont fortement liés à l'application.

L'architecture générale d'un système expert se compose principalement de deux éléments : une base de connaissance et un moteur d'inférence [Farreny, 89]. Le moteur d'inférence représente l'organe de résolution, son fonctionnement est basé sur des méthodes

de résolution indépendantes du contexte. Une méthode de résolution inclut en général les étapes suivantes :

1. la sélection de règles dans la base de connaissance en fonction des faits établis,
2. la résolution des conflits entre les règles sélectionnées,
3. l'exécution en indiquant les conditions de déclenchement et les conséquences jusqu'à ce que le but recherché soit atteint, par exemple le diagnostic.

En diagnostic, ce type d'approche est adapté aux problèmes nécessitant la manipulation d'une quantité importante de données non homogènes. Ils ont été beaucoup utilisés dans le diagnostic des systèmes statiques. Pour des systèmes dynamiques, ce type d'approche est peu adapté pour des problèmes de temps-réel et de gestion dynamique de l'information. Pour des applications industrielles, on pourra se référer à [Alty, 91].

1.7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques notions de base sur le diagnostic des systèmes. Le diagnostic apparaît comme un domaine riche et varié et fait appel à des concepts différents comme la modélisation, l'identification, le traitement du signal, des méthodes d'intelligence artificielles, etc. Les différentes méthodes proposées dans ce domaine reposent sur l'utilisation de modèles avec connaissance à priori ou des modèles sans connaissance à priori obtenus en exploitant l'ensemble des connaissances disponibles sur l'installation à surveiller.

Les méthodes avec connaissance à priori sont basées sur l'idée que les grandeurs mises en jeu soient mesurables et qu'il existe une loi mathématique permettant de les calculer les unes en fonction des autres. Les méthodes sans connaissance à priori quand à elles, reposent sur l'expérience sensible des individus, elles tentent d'imiter les comportements humains.

Le choix d'une méthode est généralement guidé par la disponibilité des informations ou par des considérations pratiques. Parmi toutes les approches possibles du diagnostic, la reconnaissance des formes offre des possibilités intéressantes. Nous nous sommes particulièrement intéressés à cette approche, elle sera abordée en détails dans le prochain chapitre.

CHAPITRE 2

DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES FORMES

2.1 Introduction

Les méthodes de reconnaissance des formes constituent des outils privilégiés pour classer ou identifier des signatures (signaux) associés à un fonctionnement sain ou avec défaut d'un système. Ce présent chapitre est consacré à la description de toutes les étapes d'élaboration d'un système de diagnostic par reconnaissance de forme. Quelques étapes seront principalement détaillées en vue de les utiliser dans les prochains chapitres.

2.2 Principe des méthodes de reconnaissance des formes en diagnostic

La reconnaissance des formes (RdF) est un des nombreux aspects de l'intelligence artificielle. A partir d'un ensemble de données ou d'informations apprises, elle offre la possibilité d'interpréter toute nouvelle observation (ou forme). Les observations déjà connues sont regroupées en classes, constituant des prototypes auxquels la nouvelle observation est comparée pour être identifiée. Les algorithmes utilisés permettent donc de classer des observations dont les propriétés ont varié par rapport à une observation type. Il s'agit donc d'un outil qui a, entre autres, la capacité d'apprentissage [Dubuisson, 90].

Il existe deux types de reconnaissance des formes. Le premier, appelé reconnaissance des formes *structurelle*, utilise la grammaire. Les formes y sont essentiellement caractérisées par des propriétés grammaticales. Le second type de reconnaissance des formes, couramment qualifié de reconnaissance des formes *statistique*, se base sur des propriétés numériques des formes étudiées. C'est dans ce deuxième contexte que se situe notre étude.

Une *forme* est une observation réalisée sur le processus. Elle est caractérisée par un ensemble de d paramètres (ou caractères), et représentée par un point dans l'espace de dimension d , défini par les différents paramètres appelé espace de représentation. Comme les paramètres sont souvent des nombres réels, une forme ' i ' peut être définie par un vecteur $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ de \mathfrak{R}^d (Figure 2.1), appelé *vecteur forme*.

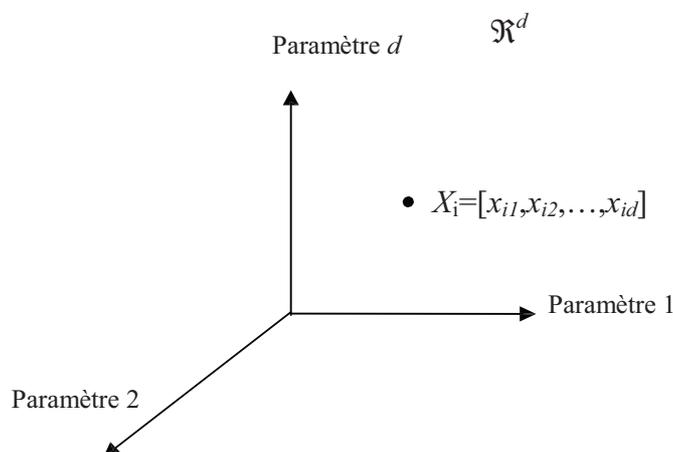


Fig. 2.1 : Représentation d'un point dans un espace de dimension d (avec $d=3$)

Si l'on se place dans le contexte du diagnostic, les paramètres du vecteur forme traduisent l'état du système étudié. Ils sont issus d'analyses effectuées sur les signaux mesurés par les capteurs implantés sur le système (vibrations, vitesse, courants ou encore tensions par exemple).

Les *formes types* (ou *prototypes*) sont des points représentatifs de cet espace, et le problème de la reconnaissance consiste à associer une forme observée à une forme type connue.

A cause des perturbations (bruit de mesure, précision des capteurs,...), une nouvelle observation sera rarement identique à l'un des prototypes. Ainsi, afin de traduire l'influence du bruit, les classes ($\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c, \dots, \omega_M$) correspondent à des zones dans l'espace, regroupant les formes semblables (Figure 2.2).

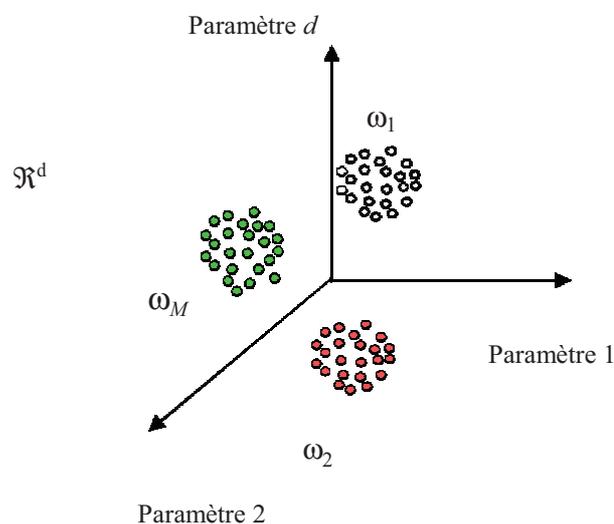


Fig. 2.2 : Notion de classe en reconnaissance des formes.

Le principe de la reconnaissance est de savoir décider à quelle classe, parmi M classes connues, associer une nouvelle forme, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ observée.

En termes de diagnostic, les classes correspondent aux modes de fonctionnement connus. Elles constituent notre ensemble de données initiales, appelé *ensemble d'apprentissage* et noté X_a . Le fait de classer une nouvelle observation, revient à identifier un de ces modes.

L'élaboration d'un système de diagnostic par RdF se déroule en trois phases: *une phase de perception, une phase d'analyse* et *une phase d'exploitation* (Figure 2.3).

La *phase de perception* constitue la source principale des informations sur le système. Elle n'est pas seulement réservée pour le diagnostic par RF car elle est commune aux autres approches de diagnostic. Elle se compose de deux étapes. Une étape d'acquisition des données

qui consiste à déterminer la configuration matérielle (le type, le nombre de capteurs à utiliser et la période d'échantillonnage, etc.) nécessaire pour le recueil des signaux sur le système étudié. Les signaux acquis doivent fournir l'information utile afin de juger de l'état de fonctionnement dans lequel se trouve le système. Cette première étape est suivie d'une phase de prétraitement des signaux (filtrage, débruitage,...).

La *phase d'analyse* au cours de laquelle il s'agit d'étudier les informations fournies par les capteurs implantés sur le système. Si ces informations sont sous formes de signaux, il alors est nécessaire d'en extraire des caractéristiques (ou paramètres) numériques. Ces paramètres, qui par ailleurs constituent le vecteur forme, doivent pouvoir décrire le comportement du système.

De cette phase d'analyse doit également sortir la définition précise des classes qui représenteront les différents modes de fonctionnement. On dispose alors d'un ensemble de N observations X_1, X_2, \dots, X_N réparties en M classes. C'est l'ensemble d'apprentissage. Les observations d'une classe représentent alors les prototypes de cette classe.

Une procédure de classification est alors appliquée à l'ensemble d'apprentissage afin d'établir des frontières entre les différentes classes. Cette procédure permettra de définir une règle pour affecter ou non une nouvelle observation à l'une des classes connues lors de la phase d'exploitation.

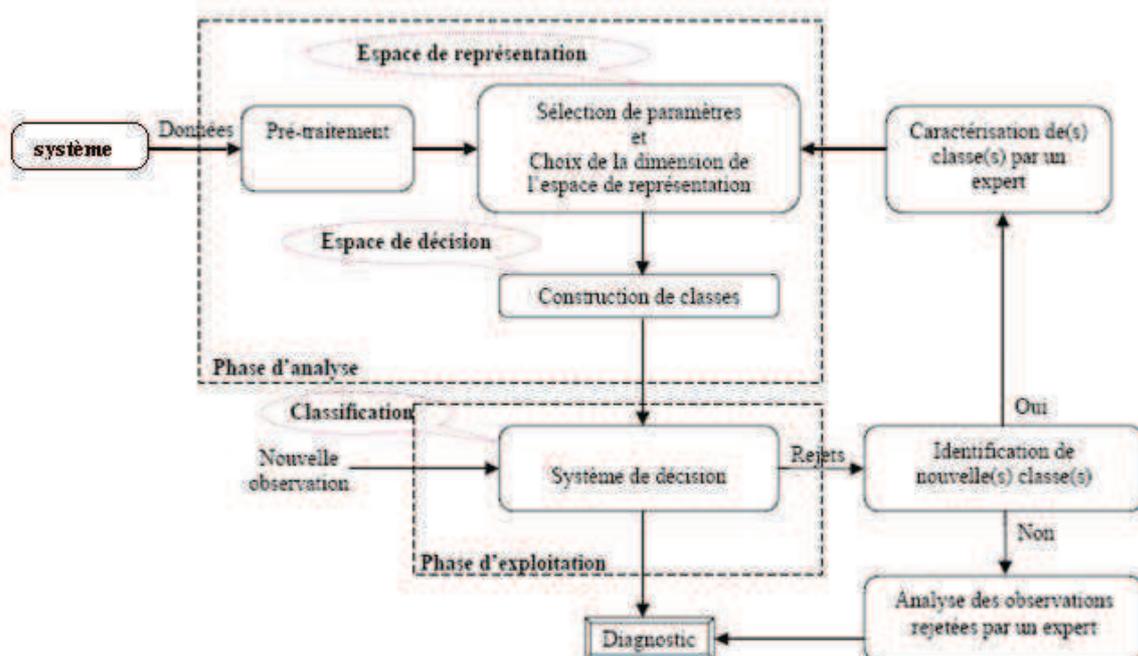


Fig. 2.3 : Schéma de principe de la procédure du diagnostic

La phase d'analyse est lourde en termes de calcul et nécessite souvent toute la connaissance du système étudié pour rechercher les paramètres adéquats par les méthodes de traitement adaptées.

La *phase d'exploitation* (phase de décision) permet d'associer une nouvelle observation X inconnue, recueillie sur le système à l'une des classes définies lors de la phase de classification en appliquant la règle de décision associée. La bonne exploitation du système décisionnel dépend de la pertinence du vecteur forme et des performances de la règle de décision.

Dans les sections suivantes, les différentes étapes nécessaires à la conception du diagnostic par RdF vont être détaillées.

2.3 Phase d'analyse

2.3.1 Détermination de l'espace de représentation

Cette étape consiste à construire le vecteur forme à partir des mesures réalisées sur le système physique ou à partir des informations collectées lors d'une observation d'un phénomène sur le système. Ces mesures ne sont pas toutes aussi informatives, elles peuvent correspondre à du bruit, peuvent être peu significatives, corrélées ou redondantes, aberrantes ou simplement inexploitable. De ce fait, une étape de génération de paramètres s'impose, c'est-à-dire, produire un ensemble de d paramètres à partir des signaux acquis en utilisant des techniques de traitement du signal ou d'analyse des données. L'objectif fondamental est d'accentuer les informations importantes du signal acquis. Cela implique une transformation du vecteur représentant le signal du domaine temporel vers un domaine où les informations contenues dans le signal seront mieux représentées. Ces paramètres sont choisis pour optimiser la discrimination des modes de fonctionnement. L'intervention d'un expert du processus à surveiller est souvent très utile pour orienter cette procédure.

Les observations résultantes sont ainsi regroupées dans un tableau numérique de dimension $(N \times d)$ qui correspond à un ensemble de N vecteurs formes caractérisés par des valeurs de d paramètres quantitatives. Les N formes (X_1, \dots, X_N) recueillies sur le système constituent l'ensemble d'apprentissage.

Les performances du système de diagnostic dépendront de la pertinence des paramètres calculés. Il est donc préférable de disposer de paramètres variant, de manière significative, en fonction des différents modes de fonctionnement du système. Le choix des paramètres pertinents peut réduire le nombre de capteurs. Le nombre souvent élevé de paramètres peut être aussi

pénalisant en termes de temps de calcul. De plus, tous les paramètres calculés et constituant le vecteur forme initial ne seront pas forcément pertinents vis-à-vis des modes de fonctionnement étudiés. Des méthodes de réduction des paramètres de doivent donc être utilisées afin de ne conserver que les paramètres les plus représentatifs.

2.3.2 Réduction de l'espace de représentation

La réduction de la dimension du vecteur forme consiste à rechercher un sous-ensemble de d' paramètres ($d' < d$), qui conserve le mieux possible la séparation des classes de l'ensemble d'apprentissage initial. Cette réduction de l'espace de représentation peut être réalisée soit par des méthodes d'extraction de paramètres soit par des méthodes de sélection de paramètres.

L'*extraction* consiste à définir de nouveaux paramètres à partir des d paramètres initiaux. Du point de vue diagnostic, les méthodes d'extraction ne diminuent pas le nombre de paramètres à calculer, qui restent au nombre de d (les nouveaux paramètres sont des combinaisons linéaires des anciens), mais en revanche, l'espace de représentation des classes est de dimension plus faible, ce qui a pour conséquence d'accélérer la phase de décision. Parmi les différentes méthodes d'extraction de paramètres, on distingue l'Analyse en Composantes Principales (ACP) ou la transformée de *Karhunen – Loève*.

Les méthodes de *sélection* de paramètres ont pour but de chercher d' paramètres parmi les d initiaux réalisant la meilleure discrimination possible des classes de l'ensemble d'apprentissage. Ainsi le nombre de mesures à effectuer diminue ainsi que la dimension de l'espace de représentation, ce qui présente un double avantage : une réduction des temps de calcul et l'élimination des informations redondantes ou inintéressantes. Les paramètres sélectionnés seront ceux donnant la combinaison optimale au sens d'un critère de séparabilité entre classes et de compacité des classes. Pour ces raisons, ces méthodes de sélection sont souvent utilisées pour réaliser la réduction du vecteur forme tandis que les méthodes d'extraction sont réservées aux problèmes de visualisation de l'ensemble d'apprentissage.

2.3.2.1 Extraction de paramètres par analyse en composantes principales (ACP)

Soit (X_1, X_2, \dots, X_N) l'ensemble d'apprentissage X_a composé de N vecteurs de dimension d . L'Analyse en Composantes Principales est une méthode permettant d'identifier un sous espace $\mathfrak{R}^{d'}$ de dimension $d' < d$ représentant au mieux l'ensemble (X_1, X_2, \dots, X_N) . On

notera u_j , la base orthogonale de dimension d' représentant cet espace [Govaert, 03].

Les vecteurs u_j tel que $j = 1, \dots, d'$, sont appelés axes factoriels ou axes principaux.

Pour déterminer la nouvelle base, deux approches, équivalentes, mais exprimées différemment sont proposées pour traduire le critère de ‘représentation optimale’ de l’ensemble (X_1, X_2, \dots, X_N) :

- Minimisation de la déformation du nuage de points projeté dans la nouvelle base, qui conduit à minimiser [Dubuisson, 90] :

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d^2(X_i, X_i^p) \quad (2.1)$$

Avec :

$d(,)$: est une mesure de distance,

N : le nombre de vecteurs dans l’ensemble d’apprentissage,

X_i^p : la projection du vecteur X_i dans la base formée par les u_j .

- Maximisation de la variance des points projetés sur chaque axe factoriel [Poublan, 93] :

$$J' = u_j^t \left[\sum_{i=1}^N (X_i - m)(X_i - m)^t \right] u_j = u_j^t \Sigma u_j \quad (2.2)$$

Avec :

Σ , la matrice de variance-covariance,

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i \cdot X_i^t) - mm^t \quad (2.3)$$

et \underline{m} centre de gravité de l’ensemble d’apprentissage :

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (2.4)$$

Dans les deux cas, les vecteurs u_j sont les vecteurs propres de la matrice de variance covariance, classés selon l’ordre des valeurs propres décroissantes.

Si les variables ne sont pas homogènes, c'est-à-dire si l'une d'entre elles présente des valeurs beaucoup plus grandes que les autres, alors l'influence de cette variable sera prépondérante dans le calcul de la matrice Σ et donc sur les résultats de l'ACP. Il est alors nécessaire de normaliser les variables par leurs variances en introduisant la matrice diagonale des variances σ_j^2 :

$$\Delta = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & & 0 \\ & \frac{1}{\sigma_2^2} & \\ 0 & & \frac{1}{\sigma_d^2} \end{bmatrix} \quad \text{Où } \sigma_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - m_j)^2 \quad j=1 \text{ à } d \quad (2.5)$$

x_{ij} , la $j^{\text{ième}}$ composante de X_i ,

m_j , la moyenne de la composante j .

Ainsi, à partir des relations (2.4) et (2.5), on en déduit les vecteurs formes centrés réduits (c'est-à-dire de moyenne nulle et d'écart type unité) :

$$X_{i \text{ norm}} = \Delta^{1/2} (X_i - m) \quad (2.6)$$

avec X_i : le $i^{\text{ième}}$ vecteur de l'ensemble d'apprentissage.

Les résultats de l'ACP peuvent être visualisés en considérant la projection du nuage de point sur les deux ou trois premiers axes factoriels. Autrement dit, en visualisant la matrice des données dans l'espace défini par les deux ou trois premiers vecteurs propres. Enfin la qualité de la représentation peut être quantifiée par le calcul du pourcentage d'inertie expliqué sur chaque axe factoriel ou sur le sous-espace de dimension d' obtenu. Ce pourcentage d'inertie est défini en fonction des valeurs propres.

Soit $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d)$ les d' valeurs propres obtenues classées par ordre décroissant, le pourcentage d'inertie expliqué par un axe l est donné par :

$$\Gamma_l = \frac{\lambda_l}{\sum_{j=1}^d \lambda_j} \quad (2.7)$$

et la qualité de la représentation du nuage de points s'exprime par :

$$\Gamma = \frac{\sum_{k=1}^{d'} \lambda_k}{\sum_{j=1}^d \lambda_j} \quad (2.8)$$

Plus ce dernier rapport est proche de 1, meilleure est la représentation. En pratique l'utilisateur fixe le seuil de qualité (80%, 90%), puis sélectionne séquentiellement les vecteurs u_j lui permettant d'atteindre ce seuil afin de définir la base du sous-espace.

Il existe d'autres méthodes de sélection non supervisée des paramètres telles que l'analyse en composantes indépendantes (ACI) [Jutten, 91], la projection de Sammon [Sammon, 69], etc....

2.3.2.2 Méthode de sélection de paramètres en mode supervisé

L'ACP permet de construire un sous-espace de dimension inférieure à partir de l'espace initial pour visualiser et décrire l'ensemble d'apprentissage. Seulement cette méthode ne permet pas de diminuer le nombre de paramètres à calculer pour chaque observation, du fait que les composantes des vecteurs projetés sont des combinaisons linéaires des composantes des vecteurs initiaux.

Pour réduire le nombre de paramètres et, de ce fait, la dimension de l'espace de représentation, il est possible d'utiliser des méthodes de sélection de paramètres. Ces méthodes supposent que la structure en classes de l'ensemble d'apprentissage (X_1, X_2, \dots, X_N) est connue, c'est-à-dire que l'on se situe en *mode supervisé*. Ainsi, l'objectif est de sélectionner les d' paramètres parmi les d initiaux, conservant au mieux l'information sur la structure des classes ou encore construire un sous-espace E' issu de l'espace initial E .

L'avantage de ces méthodes est de réduire le temps de calcul, ce qui peut être essentiel dans une application de diagnostic en temps réel.

Une méthode de sélection de paramètres repose sur la détermination de plusieurs éléments :

- Le critère de qualité pour quantifier la qualité d'un paramètre.
- La technique de recherche utilisée.
- Le choix de la dimension finale (valeur de d').

a. Critère de qualité

Le critère utilisé pour la détermination du sous-espace E' , doit représenter au mieux les classes supposées connues de X_a , ce qui correspond intuitivement à :

- Un regroupement des points d'une même classe, c'est-à-dire à une minimisation de la variance intra-classe (notion de compacité),
- Une séparation des différentes classes, soit une maximisation de la variance inter-classe (notion de séparabilité).

Les matrices de variance intra-classe et inter-classe traduisent ces deux conditions. La matrice de variance intra-classe fait intervenir les échantillons de chaque classe ainsi que les centres de gravités :

$$\Sigma_w = \frac{1}{N} \sum_{c=1}^M \sum_{v=1}^{N_c} (X_{cv} - m_c).(X_{cv} - m_c)^t \quad (2.9)$$

Alors que la matrice de dispersion inter-classes caractérise la dispersion des classes entre elles.

$$\Sigma_B = \frac{1}{N} \sum_{c=1}^M (m_c - m).(m_c - m)^t \quad (2.10)$$

Avec :

m : centre de gravité de l'ensemble des observations (Equation 2.4)

M : nombre de classes

m_c : centre de gravité de la classe ω_c

$$m_c = \frac{1}{N} \sum_{v=1}^{N_c} X_{cv}$$

X_{cv} : $v^{\text{ième}}$ vecteur de la classe ω

N_c : nombre de vecteurs de la classe ω_c .

N : nombre de vecteurs total de l'ensemble d'apprentissage

On peut alors définir la matrice de variance-covariance Σ (Equation 2.3) par :

$$\Sigma = \Sigma_w + \Sigma_B \quad (2.11)$$

Cette relation traduit le fait que la dispersion totale est la somme de la dispersion à l'intérieur des classes et de la dispersion des classes entre elles.

L'objectif étant de définir un nouvel espace maximisant la dispersion inter-classe en maintenant identique la dispersion intra-classe, il est possible d'utiliser les vecteurs propres de $\sum_W^{-1} \cdot \sum_B$ dans ce but. Ces vecteurs propres sont invariants par une transformation linéaire non singulière. Ceci suppose $(N-M)$ et M supérieurs ou égaux à d . L'idée est donc d'utiliser les valeurs propres de $\sum_W^{-1} \cdot \sum_B$ comme indicatrices du rapport de la dispersion entre classes et de la dispersion intra-classe. Ainsi, il est possible de définir deux critères :

$$J_1 = \text{trace}\left(\sum_W^{-1} \cdot \sum_B\right) \quad \text{et} \quad J_2 = \frac{\det\left(\sum\right)}{\det\left(\sum_w\right)} \quad (2.12)$$

Avec: $\text{trace}(X)$ est la trace de la matrice X

Le rapport de Fisher peut également être appliqué comme critère, pour la sélection de paramètres. L'idée est de considérer successivement chacun des paramètres contenus dans le vecteur forme initial de dimension d et de calculer le critère J_3 pour ce paramètre.

Dans le cas d'un problème à M classes, le critère s'exprime, pour un paramètre α de la manière suivante :

$$J_3(\alpha) = \sum_{c=1}^M \sum_{r=1}^{M-1} \frac{m_c(\alpha) - m_r(\alpha)}{N_c \sigma_c^2(\alpha) - N_r \sigma_r^2(\alpha)} \quad (2.13)$$

Avec : $m_c(\alpha)$, centre de gravité de la classe ω_c en ne considérant que le paramètre α

$$m_c(\alpha) = \frac{1}{N_c} \sum_{v=1}^{N_c} X_{cv}(\alpha) \quad (2.14)$$

X_{cv} : $v^{\text{ième}}$ vecteur de la classe ω_c .

N_c : nbre de vecteur de la classe ω_c .

$\sigma_c^2(\alpha)$: Variance de la composante α des vecteurs de la classe ω_c :

$$\sigma_c^2(\alpha) = \frac{1}{N_c} \sum_{v=1}^{N_c} [X_{cv}(\alpha) - m_c(\alpha)]^2 \quad (2.15)$$

Le numérateur de l'expression (2.13) traduit la séparation des classes (variance inter-classes) alors que le dénominateur reflète la compacité des classes (par analogie avec la variance intra-classe). Plus le critère est grand, plus les classes sont séparées.

Remarque : En mode supervisé, on peut également utiliser le taux d'erreur ou de classification comme critère d'arrêt. Ces méthodes sont spécifiques à l'algorithme de classification supervisée utilisé.

b. Techniques de recherche utilisées

Soit E l'espace composé de d paramètres initiaux, il est possible de rechercher un sous-ensemble E' de d' paramètres tel que :

$$J(E') = \text{Max}_{b=1, n_c} (J(E'_b)) \quad (2.16)$$

Avec n_c , le nombre de combinaisons (de d' paramètres parmi d) étudiées.

La première solution possible est de calculer le critère J sur toutes les combinaisons de d' paramètres possibles. C'est une technique exhaustive très lourde puisque le nombre de solutions à étudier est donné par :

$$C_d^{d'} = \frac{d!}{(d-d')!.d'^!} \quad (2.17)$$

Cette solution est vite dissuasive si la dimension de départ est élevée.

Il existe aussi des méthodes de sélection optimales telles que les algorithmes basés sur une procédure d'optimisation de type 'Branch and Bound' ou sur des algorithmes génétiques. Ces méthodes permettent de prendre en compte implicitement toutes les combinaisons de paramètres, sans devoir effectivement calculer le critère pour chaque combinaison. Pour cela, il faut faire l'hypothèse de la monotonie du critère J , c'est-à-dire une diminution de J lorsque la dimension de l'espace décroît [Somol, 04], [Chen, 03].

Afin d'éviter une recherche exhaustive pénalisante en temps de calcul, une solution consiste à utiliser des méthodes dites sous-optimales, qui présentent l'avantage d'être rapide et de fournir des résultats réalistes. On peut citer entre autres [Kudo, 00]:

- La méthode S.F.S. (Sequential Forward Selection) qui réalise une sélection de paramètres de manière successive. L'ensemble de départ est initialisé comme un ensemble vide. La méthode S.F.S. consiste à sélectionner d'abord le meilleur paramètre selon le couplé au premier. Soit E^k l'ensemble des paramètres déjà sélectionnés à l'instant k . On sélectionne ensuite parmi les $d-k$ paramètres restants, celui qui, associé à l'ensemble E^k , optimise le critère.

- La méthode G.S.F.S. (Generalised Sequential Forward Selection), dont la procédure

est identique à celle décrite précédemment, mais cette fois-ci, plusieurs paramètres sont sélectionnés lors d'une itération.

- La méthode S.B.S. (Sequential Backward Selection), qui comme son nom l'indique, procède à l'inverse de la méthode S.F.S. Au départ, l'ensemble des paramètres sélectionnés est initialisé comme l'ensemble des paramètres. A chaque étape, on élimine le paramètre pénalisant le plus le critère J .

- La méthode G.S.B.S. (Generalised Sequential Backward Selection) est la méthode symétrique de la méthode G.S.F.S. Elle utilise la même procédure que S.B.S. mais en éliminant plus d'un paramètre à chaque itération.

- La méthode qui combine les techniques G.S.F.S. et G.S.B.S.

Les algorithmes de sélection, bien qu'ils ont l'inconvénient d'être sous optimales, ils présentent l'avantage d'être rapide, facile à mettre en œuvre et performantes en terme de classification.

c. Choix de la dimension finale (valeur de d')

Il consiste à regarder le résultat de la classification obtenue pour différentes valeurs de d' et de choisir la dimension pour laquelle le critère J est le meilleur.

2.4 Phase de classification

Le diagnostic par reconnaissance de formes est réalisé en utilisant une méthode de classification qui associe une nouvelle observation à une classe correspondant à un mode de fonctionnement. Les méthodes de classification se divisent généralement en deux familles : les méthodes supervisées, et les méthodes non supervisées.

Lorsque la classe d'origine de chaque observation ou vecteur forme est connue, l'espace de décision est parfaitement connu et l'apprentissage peut être effectué en mode *supervisé*. Il s'agira dans ce cas de définir chaque classe par des caractéristiques géométrique (centre de gravité,...) ou statistique (fonction de densité de probabilité). L'objectif est alors de définir des règles d'affectation pour une forme inconnue x à l'une des M classes. Ainsi, on parle de prédiction en statistique et de classement en reconnaissance de formes. On utilise également le terme discriminateur ou classifieur pour désigner une règle d'affectation.

Si au contraire aucune information sur la structuration de l'ensemble d'apprentissage en classes n'est disponible (les observations ne sont pas étiquetées), alors la classification doit être faite en mode *non supervisé*. Cette situation peut se présenter lorsqu'on ne dispose

d'information sur le système et qu'on ne sache pas si les mesures correspondent à plusieurs classes. On procède dans ce cas à une structuration des observations en classes. Il s'agit de regrouper les observations ayant les mêmes paramètres dans une même classe. Il existe différentes méthodes de classification non supervisée, appelées également méthodes de coalescence ou *clustering*.

Il faut également distinguer les méthodes réalisant une classification exclusive ou non. Dans le second cas, une observation peut appartenir à plusieurs classes avec des degrés différents. En effet, chaque observation pourrait être munie d'un vecteur de fonctions d'appartenance caractérisant le degré d'appartenance de celle-ci à chacune des classes. [Boutleux, 96], [Boudaoud, 97] présentent des algorithmes de classification floue pour réaliser le diagnostic de divers processus.

2.4.1 Classification non supervisée

Dans le cas d'une classification exclusive, une observation appartient à une seule classe à la fois. La méthode dite des K-means ou de coalescence stricte Hard C-Means (HCM) [Duda, 73] est la plus populaire. Elle consiste à maximiser la variance intra-classes formulée comme suit :

$$J_W = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M \mu_{ki} \cdot d(X_k, m_i)^2 \quad (2.18)$$

Où m_i est le centre de gravité de la classe ω_i et $\mu_{ki} = \begin{cases} 1 & \text{si } X_k \in \omega_i \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$

L'algorithme HCM fonctionne de la manière suivante :

- Initialisation
- Choix du nombre de classes M .
- Initialisation aléatoire de la matrice de partition U .

La matrice de partition U à actualiser à chaque itération est composée des coefficients d'appartenance μ_{ki} telle que :

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \cdots & \mu_{1i} & \cdots & \mu_{1M} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \mu_{k1} & \cdots & \mu_{ki} & \cdots & \mu_{kM} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \mu_{N1} & \cdots & \mu_{Ni} & \cdots & \mu_{NM} \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Avec :

$$\mu_{ki} \in \{0,1\} \text{ tel que } \exists i, \mu_{ki}=1 \text{ et } \forall j \neq i, \mu_{kj}=0 \quad (2.20)$$

A chaque itération q :

- Calcul des centres de gravité m_i de chacune des classes:

$$m_i = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ki} \cdot X_k}{\sum_{k=1}^N \mu_{ki}} \quad (2.21)$$

- Calcul des distances entre les observations et les centres de gravité m_i :

$$d(X_k, m_i) = [X_k - m_i]^t [X_k - m_i] = \left[\sum_{j=1}^d (x_{kj} - m_{ij})^2 \right] \quad (2.22)$$

- Affectation des observations aux classes (centre de gravité le plus proche) et actualisation de la matrice U :

$$\mu_{ki}^{(q+1)} = \begin{cases} 1 \text{ si } d(X_k, m_i) = \min_{j=1, M} [d(X_k, m_j)] \\ 0 \text{ si non} \end{cases} \quad (2.23)$$

- Calcul de l'indice d'évolution : $\epsilon = \|U(q+1) - U(q)\|$

Tant que $\epsilon > 0$ alors les équations (2.21) à (2.23) sont calculées pour l'itération suivante.

2.4.2 Classification supervisée (Détermination d'une méthode de décision)

A l'issue de la phase d'analyse, l'ensemble d'apprentissage a été structuré en zones distinctes de l'espace. Les observations qui y sont regroupées sont parfaitement connues grâce à la définition du vecteur forme. Les données sont étiquetées de telle sorte que chacune des

observations appartient à une des M classes connues : $\forall X_i, i=1, \dots, N, \exists \omega_j, j=1, \dots, M$ telle que $X_i \in \omega_j$.

Soit $X_a = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ l'ensemble d'apprentissage et $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$ l'ensemble des M classes (ou modes de fonctionnement en diagnostic) connues. Il s'agit maintenant de définir à quelle classe affecter une nouvelle observation X recueillie à un instant donné sur le système.

Pour cela, on doit définir une méthode de décision, il s'agit de construire des frontières de décision entre les classes. Les méthodes de décision utilisées définissent une règle de décision pour la classification des nouvelles observations aux différentes classes de l'ensemble d'apprentissage. La règle de décision peut être construite en utilisant une approche statistique ou une approche analytique.

2.4.2.1 Approche statistique

Cette approche est basée sur la notion de probabilité et plus exactement de la règle de Bayes. Cette règle détermine la valeur de la probabilité a posteriori qu'une observation X provienne de la classe ω_i :

$$P_r(\omega_i / X_i) = \frac{f(X / \omega_i) \cdot P_r(\omega_i)}{\sum_{j=1}^M f(X / \omega_j) \cdot P_r(\omega_j)} \quad (2.24)$$

où $f(X/\omega)$ est la densité de probabilité de X dans la classe ω .

La quantité au dénominateur est appelée *densité de probabilité non conditionnelle* à X , ou loi de mélange. Par la suite elle sera notée $f(X)$.

$P_r(\omega_i)$ est la probabilité à priori de la classe ω_i telle que :

$$\sum_{c=1}^M P_r(\omega_c) = 1 \quad (2.25)$$

La règle de Bayes définit l'affectation du vecteur X à l'une des classes par :

$$X \rightarrow \omega_i \quad \text{si} \quad P_r(\omega_i / X) = \max_{j=1, \dots, M} [P_r(\omega_j / X)] \quad (2.26)$$

Selon la connaissance ou non de la densité de probabilité, on distingue les méthodes paramétriques et non paramétriques.

2.4.2.1.1 Méthodes paramétriques

Les méthodes paramétriques supposent la connaissance des lois de probabilité $f(X/\omega_c)$ de chaque classe ω_c .

2.4.2.1.1.1 Analyse discriminante quadratiques (QDA)

Cette méthode doit son nom au fait qu'elle réalise des séparations quadratiques entre classes (Fig.2.4.a). Il est assez courant d'émettre l'hypothèse selon laquelle les classes obéissent à des lois de *Gauss multidimensionnelles*. Les valeurs des probabilités a priori et des densités de probabilité peuvent alors être directement calculées.

On dit alors que tout vecteur X de \mathfrak{R}^d obéit à une loi de Gauss dans la classe ω_i si sa densité de probabilité s'écrit :

$$f(X/\omega_i) = (2\Pi)^{-d/2} |\Sigma_i|^{-1} \exp\left\{-\frac{1}{2}(X - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (X - m_i)\right\} \quad (2.27)$$

Où m_i et Σ_i sont respectivement le vecteur moyenne et la matrice de variance-covariance de la classe ω_i , estimés à partir de l'ensemble d'apprentissage.

Le vecteur X est associé à la classe ω_i si :

$$\begin{aligned} & \text{Ln}(\text{Pr}(\omega_i)) + \text{Ln}(|\Sigma_i|^{-1}) - \frac{1}{2}(X - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (X - m_i) > \\ & \text{Ln}(\text{Pr}(\omega_j)) + \text{Ln}(|\Sigma_j|^{-1}) - \frac{1}{2}(X - m_j)^t \Sigma_j^{-1} (X - m_j) \forall j \neq i \end{aligned} \quad (2.28)$$

La matrice de variance-covariance Σ_i peut être estimée par :

$$\Sigma_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} (X_k - m_i)(X_k - m_i)^t \quad (2.29)$$

N_i est le nombre d'échantillons de la classe ω_i et $X_k \in \omega_i$.

Le vecteur moyenne m_i est estimé par :

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} X_k \quad (2.30)$$

et les probabilités a priori sont simplement estimées par :

$$P_r(\omega_i) = \frac{N_i}{N} \quad (2.31)$$

2.4.2.1.2 Analyse discriminante linéaire (LDA)

En introduisant l'hypothèse supplémentaire d'égalité des matrices de variance-covariance $\Sigma_i = \Sigma, \forall i = 1, \dots, M$, on aboutit à l'analyse discriminante linéaire, appelée ainsi du fait qu'elle réalise des séparations linéaires entre les classes (Fig. 2.4.b).

Dans ce cas et compte tenu que les termes $\ln(\det \Sigma)$ et $m^t \Sigma^{-1} X$ deviennent des constantes, la règle de décision (2.28) s'écrit :

$$m_i^t \Sigma^{-1} m_i - 2 m_i^t \Sigma^{-1} X - 2 \ln(P_r(\omega_i)) > m_j^t \Sigma^{-1} m_j - 2 m_j^t \Sigma^{-1} X - 2 \ln(P_r(\omega_j)) \quad \forall j \neq i$$

En pratique, la méthode LDA est fréquemment utilisée car elle offre un bon compromis entre pertinence et complexité. D'autre part, elle fournit des résultats robustes aux fluctuations sur les hypothèses de normalité des classes et d'égalité des matrices de variance-covariance. Pour ces raisons, elle est souvent considérée comme une méthode de référence.

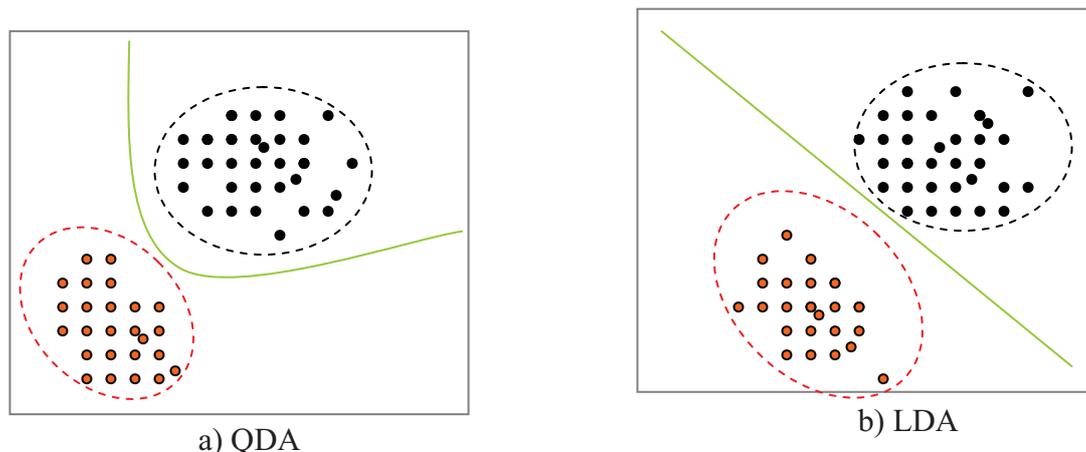


Fig. 2.4 : Frontière de décision de l'analyse discriminante quadratique et de l'analyse discriminante linéaire.

Les lois des fonctions de densité de probabilités des classes $f(X/\omega_k)$ sont rarement connues, ce qui conduit alors à utiliser les méthodes non paramétriques.

2.4.2.1.2 Méthodes non paramétriques

Les méthodes paramétriques sont basées sur l'existence des lois de probabilités des classes. Toutefois si cette connaissance est incomplète, il est préférable d'orienter la procédure de décision vers l'estimation de la loi de probabilité. Parmi les estimateurs usuels, on distingue l'estimateur de Parzen et l'estimateur des k - plus proches voisins (k ppv)

Considérons l'ensemble d'apprentissage constitué des N vecteurs indépendants (X_1, X_2, \dots, X_N) . Ces vecteurs obéissent à la même loi $f(X/\omega_i)$. Pour estimer cette densité de probabilité au point X à partir de l'ensemble d'apprentissage, une zone D de volume V est délimitée autour du point. Ainsi en comparant le nombre k d'échantillons appartenant à D par rapport à l'ensemble des N échantillons, on démontre que l'estimation de $f(X/\omega_i)$ prend la forme :

$$\hat{f}(X/\omega_i) = \frac{k}{N.V} \quad (2.32)$$

Toutefois les conditions suivantes doivent être vérifiées pour que la convergence de $f(\underline{X}/\omega_i)$ vers $\hat{f}(\underline{X}/\omega_i)$ soit assurée :

$$\begin{aligned} \lim_{N \rightarrow \infty} V &= 0 \\ \lim_{N \rightarrow \infty} k &= 0 \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{k}{N} &= 0 \end{aligned} \quad (2.33)$$

Le choix du couple (k, V) permettra de réaliser ces trois conditions. Deux approches sont possibles :

- ✓ les différentes zones sont définies, chacune de même volume V fonction de N (par exemple $V = \frac{1}{\sqrt{N}}$ de manière à remplir la première condition). Il suffit alors de s'assurer que la valeur de k permet de vérifier les deux autres conditions. C'est la méthode utilisée par l'estimateur de *Parzen*.
- ✓ le nombre d'échantillons k est choisi en fonction de N (par exemple $k = \sqrt{N}$). Le volume V est ajusté, autour du point X , pour que le domaine D contienne exactement ces k échantillons. C'est la méthode des *k - plus proches voisins* (k-ppv).

Cette dernière est présentée plus en détail dans le paragraphe suivant. Elle est très utilisée dans le cadre des méthodes non paramétriques et suscite encore beaucoup d'intérêt.

2.4.2.1.2.1 Règle des k – plus proches voisins (k-ppv)

Reprenons la règle de classification définie en (2.26) en l'appliquant dans un premier temps à une décision entre deux classes ω_1 et ω_2 Ainsi :

$$X \rightarrow \omega_1 \text{ si } P_r(\omega_1 / X) > P_r(\omega_2 / X) \quad (2.34)$$

Il vient :

$$X \rightarrow \omega_1 \text{ si } P_r(\omega_1).f(X / \omega_1) > P_r(\omega_2).f(X / \omega_2) \quad (2.35)$$

Les densités de probabilité $f(X / \omega_i)$ ($i = 1, 2$) sont approchées par $\hat{f}(X / \omega_i)$ à travers l'expression (2.32), en vertu des conditions de convergence spécifiées en (2.33). De plus les probabilités à priori des classes valent :

$$P_r(\omega_i) = \frac{N_i}{N} \quad (2.36)$$

Parmi les k échantillons contenus dans le volume V , il y en a k_1 qui appartiennent à la classe ω_1 et les k_2 restants appartiennent à la classe ω_2 (Fig. 2.5) ($k=k_1+k_2$). La règle de décision (4. 41) devient :

$$X \rightarrow \omega_1 \text{ si } \frac{N_1.k_1}{N.N_1.V} > \frac{N_2.k_2}{N.N_2.V} \quad (2.37)$$

et par conséquent :

$$X \rightarrow \omega_1 \text{ si } k_1 > k_2 \quad (2.38)$$

Cette règle peut être généralisée pour une décision entre M classes, avec $M > 2$:

$$X \rightarrow \omega_c \text{ si } k_c = \max(k_i) \quad i=1,2, \dots, M \quad (2.39)$$

En réalité, la manière la plus simple d'élaborer cette règle est de mesurer la distance entre le nouveau vecteur X et chacun des vecteurs de l'ensemble d'apprentissage. Le vecteur X sera alors affecté à la classe la mieux représentée parmi ses k observations les plus proches.

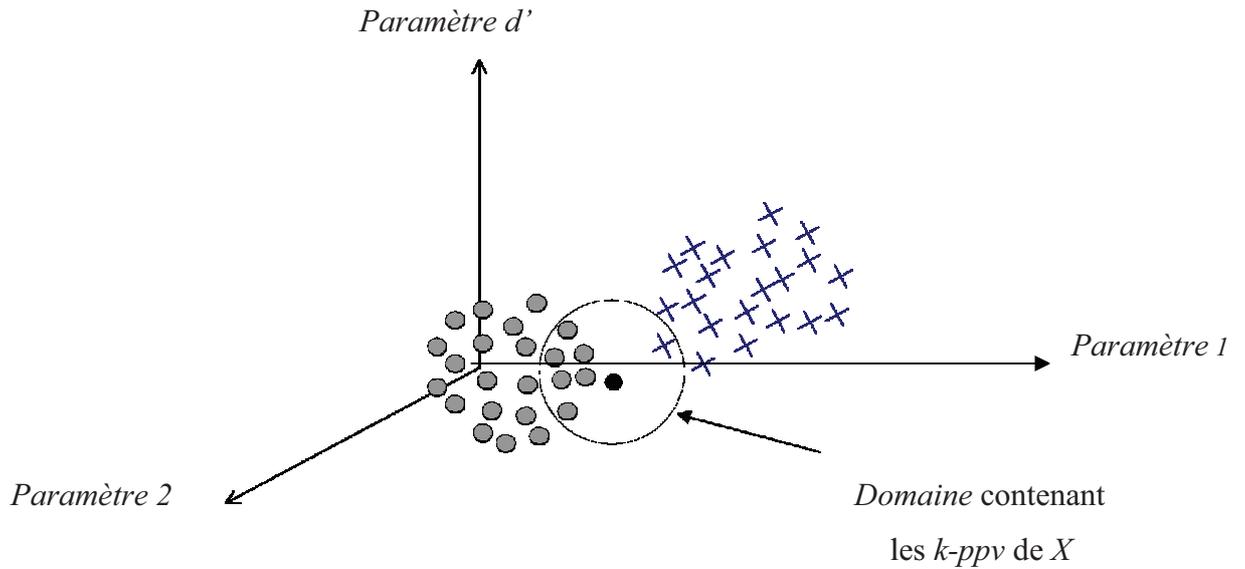


Fig. 2.5 : Illustration de l'affectation par la règle des $k - ppv$, avec $k = 7$

L'expression (2.40) fournit en réalité un indice de proximité entre les deux vecteurs. Il en existe plusieurs types. Parmi les plus connus, dans le cas des données numériques, la métrique de *Minkowski* est très utilisée. Elle fournit un indice de " similarité " entre deux vecteurs X et Y .

$$d(X, Y) = \left[\sum_{j=1}^d |x_j - y_j|^r \right]^{1/r} \quad (2.40)$$

Où d désigne la dimension des vecteurs.

La métrique de *Minkowski* possède les propriétés d'une mesure de distance car elle vérifie :

- $d(X, Y) = 0$ si et seulement si $X = Y$. (2.41)
- $d(X, Y) \leq d(X, Z) + d(Y, Z)$.

Les distances les plus utilisées pour certaines valeurs de r sont :

➤ **La distance euclidienne classique** pour $r = 2$:

$$d_E(X, Y) = \left[\sum_{j=1}^d |x_j - y_j|^2 \right]^{1/2} = [(X - Y)' \cdot (X - Y)]^{1/2} \quad (2.42)$$

➤ **La distance de Manhattan ou city - block** pour $r = 1$:

$$d_C(X, Y) = \sum_{j=1}^d |x_j - y_j| \quad (2.43)$$

- **La distance du "Max"** pour $r \rightarrow \infty$:

$$d_{\infty}(X, Y) = \underset{1 \leq j \leq d}{\text{Max}} |x_j - y_j| \quad (2.44)$$

Enfin, il existe une mesure particulière de distance appelée :

- **La distance de Mahalanobis** : Elle est définie par :

$$d_M^2(X, Y) = (X - Y)' \Sigma^{-1} (X - Y) \quad (2.45)$$

L'introduction de l'inverse de la matrice de variance-covariance Σ dans l'expression (2.45) signifie que cette mesure de distance prend en compte la dispersion de l'ensemble d'apprentissage.

2.4.2.1.2.2 Estimateur de Parzen

En utilisant l'estimateur de *Parzen*, le volume V centré sur une observation est fixe. On dénombre ensuite le nombre d'observations contenues dans le domaine correspondant. Parmi ces observations, on dénombre celles qui appartiennent à chaque classe. Dans le cas de deux classes, la règle de décision est identique à celle des *kppv* (Equation (2.39)), elle est appelée *règle de type majoritaire*.

2.4.2.1.3 Notion de rejet

En diagnostic, l'information fournie par les capteurs peut être incomplète. Dans ce cas, il est plus judicieux d'intégrer cette méconnaissance dans la phase de décision de telle sorte qu'on peut dire, "on ne sait pas dans quel état se trouve le système" ou encore "cette observation correspond peut être à un nouvel état de fonctionnement". La décision finale est prise après une étape de vérification. Cette possibilité de doute et de ne pas prendre une décision exclusive est offerte par la notion dite de "rejet". Son intégration au sein d'un système de diagnostic par reconnaissance de formes permet de diminuer l'erreur de classification.

Dans le cas où tous les modes de fonctionnement (classes) ne sont pas connus, on utilise donc une classe appelée classe de rejet pour combler le manque d'informations. Deux types de rejets sont possibles :

- ✓ Il se peut qu'une observation soit affectée à plusieurs classes avec des certitudes identiques. Dans ce cas, au lieu de pencher pour un état ou un autre en forçant la

décision, il est intéressant de rejeter l'observation sans être obligé de prendre la décision de l'affecter à l'une des classes en conflits ni de créer un nouvel état de fonctionnement. Ce rejet dit en "ambiguïté", introduit par C. Chow, affecte une observation, se situant approximativement à égale distance entre plusieurs classes, dans une nouvelle classe appelée la classe de rejet en ambiguïté. Cette classe rassemble les observations correspondant au cas d'indécision.

- ✓ Si l'observation à classer se trouve dans une zone de l'espace éloignée de toute classe, l'observation située loin des classes connues est affectée à la classe de rejet en distance. Cela veut dire que le système se trouve dans un mode de fonctionnement inconnu.

Les rejets en ambiguïté peuvent amener à fusionner deux classes et les rejets en distance peuvent engendrer la création de nouvelles classes.

2.4.2.2 Approche analytique

Cette approche a pour but de déterminer les expressions mathématiques des frontières séparant au mieux les classes, à l'aide des données de l'ensemble d'apprentissage. Le choix de la frontière la plus appropriée dépend de la complexité de la frontière de décision, autrement dit de la bonne ou mauvaise séparation des classes de l'ensemble d'apprentissage.

Les fonctions mathématiques peuvent simples (linéaires) ou complexes (quadratiques). La méthode des Séparateurs à Vastes Marges (SVM) est la méthode la plus performante.

Egalement appelée Machines à Vecteurs Supports (Support Vector Machine), elle a été proposée en 1995 par Vapnik. Depuis, les SVMs n'ont cessé de susciter l'intérêt dans différents domaines.

Afin de présenter les principes fondamentaux de la méthode SVM, on va se placer dans un premier temps dans le cas de deux classes linéairement séparées.

2.4.2.2.1 Support Vector Machine (SVM) linéaires

Le but de la méthode SVM est de rechercher l'hyperplan H qui permet de séparer au mieux les prototypes de deux classes issus de la base d'apprentissage

Considérons l'ensemble d'apprentissage X_a comme un ensemble $(X_a, Y_a) = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$ tels que $x_i \in R^d$ et $y_i \in \{+1, -1\}$, linéairement séparables en deux classes ω_1 et ω_2 . $y_i = 1$ si $x_i \in \omega_1$ et $y_i = -1$ si $x_i \in \omega_2$.

On cherche un hyperplan qui sépare les données des deux classes. Les points situés sur cet hyperplan satisfont l'équation $w^T x + b = 0$ où $w = [w_1, w_2, \dots, w_M]$ est un vecteur perpendiculaire à l'hyperplan et b un scalaire appelé bias (Figure.2.6).

Nous allons d'abord considérer le cas où les classes sont séparables puis le cas où les classes sont non séparables.

a. Données séparables

Un ensemble de données d'apprentissage est linéairement séparable s'il existe au moins un classifieur linéaire, définie par la paire (w, b) , qui classe correctement toutes les données d'apprentissage. En utilisant le classifieur linéaire définie par la paire (w, b) , la classe d'une observation x_i est déterminée avec :

$$\text{Classe}(x_i) = \begin{cases} +1 & \text{si } w^T x_i + b > 0 \\ -1 & \text{si } w^T x_i + b < 0 \end{cases} \quad (2.45)$$

La distance entre un point x et l'hyperplan est définie par:

$$d(x, w, b) = \frac{|w^T x + b|}{\|w\|} \quad (2.46)$$

Où $\|w\|$ est la norme du vecteur w .

Chaque point localisé sur l'hyperplan est séparé par rapport à l'origine par la distance minimale :

$$d_{\min} = \frac{b}{\|w\|} \quad (2.47)$$

Il existe plusieurs hyperplans qui peuvent effectuer la séparation et le but est de trouver le meilleur.

Pour le cas linéairement séparable, l'algorithme des vecteurs supports suggère la recherche d'un hyperplan séparateur avec la marge maximale. Ceci peut être formulé de la manière suivante :

On suppose que pour n'importe quelle observation x_i l'ensemble d'apprentissage satisfait les contraintes suivantes :

$$\begin{cases} w^T x_i + b > +1 & \text{si } y_i = +1 \\ w^T x_i + b < -1 & \text{si } y_i = -1 \end{cases} \quad (2.48)$$

Ces équations peuvent être écrites sous une forme compacte suivante :

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 \quad \text{ou} \quad y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2.49)$$

L'hyperplan séparateur optimal H est celui qui maximise la marge $\rho(w, b)$ pour un ensemble fini d'attributs d'apprentissage. Cette marge est la plus petite distance entre l'hyperplan séparateur et le point positif (négatif) le plus proche, et est donnée par :

$$\begin{aligned}
 \rho(w, b) &= \min_{\{x_i, y_i=1\}} d(w, b, x_i) + \min_{\{x_j, y_j=-1\}} d(w, b, x_j) \\
 &= \min_{\{x_i, y_i=1\}} \frac{|w^T x_i + b|}{\|w\|} + \min_{\{x_j, y_j=-1\}} \frac{|w^T x_j + b|}{\|w\|} \\
 &= \frac{1}{\|w\|} \left(\min_{\{x_i, y_i=1\}} |w^T x_i + b| + \min_{\{x_j, y_j=-1\}} |w^T x_j + b| \right) \\
 &= \frac{2}{\|w\|}
 \end{aligned} \tag{2.50}$$

La marge $\rho(w, b)$ représente la distance entre l'hyperplan H_1 définie par l'équation $w^T x + b = -1$ et l'hyperplan H_2 définie par l'équation $w^T x + b = 1$ (Figure (2.5)).

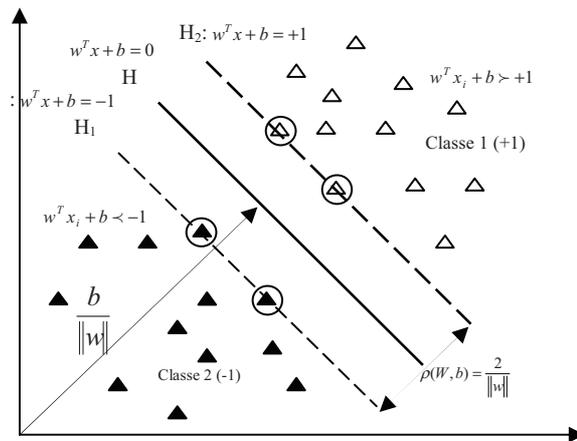


Fig.2. 6: Hyperplan séparateur linéaire pour le cas de données séparables

Les vecteurs supports sont encadrés

Ainsi, l'hyperplan optimal qui maximise la marge est la solution du problème d'optimisation quadratique convexe suivant :

$$\begin{cases} \text{Min } f(x) = \frac{1}{2} w^T w \\ \text{sujet à } g_i(x) = y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \tag{2.51}$$

Ce problème d'optimisation sous contraintes est appelé problème primal et peut être résolu en utilisant la méthode des multiplicateurs de Lagrange. Le Lagrangien pour ce problème est donné par l'équation suivante :

$$\begin{aligned}
L(w, b, \lambda) &= \frac{1}{2} w^T w + \sum_{i=1}^N \lambda_i g_i(x) \\
&= \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \\
&= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i (w^T x_i + b) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\
&= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i w^T x_i - \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i b + \sum_{i=1}^N \lambda_i
\end{aligned} \tag{2.52}$$

Où les variables λ_i , non négatives, sont appelées multiplicateurs de Lagrange. Le Lagrangien doit être minimisé par rapport à w , b à et maximisé par rapport à $\lambda_i \geq 0$.

La propriété de dualité du Lagrangien nous permet de passer du problème primal au problème dual. L'équation (2.51), est transformée en son problème dual, qui est plus facile à résoudre. Le problème dual est donné par :

$$\begin{cases} \text{Max}_{\lambda} \{ \min_{w, b} L(w, b, \lambda) \} \\ \text{sujet à } \lambda_i \geq 0 \end{cases} \tag{2.53}$$

Le minimum du lagrangien L par rapport à w et b est donné par les conditions de Karuch–Kuhn–Tucker (KKT) :

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \tag{2.54-a}$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \lambda_i x_i y_i \tag{2.54-b}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_i} \geq 0 \Rightarrow y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \tag{2.54-c}$$

$$\lambda_i g_i(x) = 0 \Rightarrow \lambda_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] = 0 \quad i = 1, \dots, N \tag{2.54-d}$$

$$\lambda_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \tag{2.54-e}$$

Ainsi, à partir des équations (2.52), (2.53) et (2.54) le problème dual peut être formulé de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{avec les contraintes } \lambda_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (2.55)$$

La résolution du problème dual nous donne les multiplicateurs de Lagrange $\bar{\lambda}_i$ et l'hyperplan séparateur optimal est donné par la paire (\bar{w}, \bar{b}) .

Le vecteur \bar{w} est obtenu par l'utilisation de l'équation (2.54-b):

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i x_i y_i \quad (2.56)$$

En remplaçant le vecteur dans l'équation (2.54-d), le terme b peut être calculé pour chaque observation (x_j, y_j) :

$$b = y_j - \sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i x_i y_i \cdot x_j \quad (2.57)$$

Ainsi, le terme \bar{b} peut être obtenu alors par l'estimation des valeurs de b . L'observation avec les multiplicateurs de Lagrange $\bar{\lambda}_j > 0$ sont appelés Vecteurs Support.

\bar{w} et \bar{b} peuvent être déterminés uniquement par l'utilisation des observations vecteurs supports. Si les données sont linéairement séparables alors tous les vecteurs supports sont localisés dans la marge et ainsi le nombre de vecteurs supports est typiquement très petit.

Par conséquent l'hyperplan est déterminé par un petit sous ensemble de l'ensemble d'apprentissage ; les autres points peuvent être retirés de l'ensemble d'apprentissage puisque le calcul de l'hyperplan pour une deuxième fois produit la même réponse. Donc, l'algorithme SVM peut être utilisée pour récapituler les informations contenues dans l'ensemble des vecteurs supports.

b. Classement d'une nouvelle observation

Dans la section précédente, nous avons présenté l'algorithme SVM pour l'apprentissage d'un classifieur linéaire. Le résultat de cet apprentissage est un hyperplan séparateur optimal défini

par (\bar{w}, \bar{b}) (Equations (2.56) et (2.57)). Après apprentissage, le classifieur est prêt à prédire la classe d'appartenance d'une nouvelle observation différente par rapport à celles utilisées dans l'apprentissage. La classe d'une nouvelle observation x_k peut être déterminée grâce à la relation suivante :

$$Classe(x_k) = \text{sign}(\bar{w}^T x_k + \bar{b}) = \begin{cases} +1 & \text{si } \bar{w}^T x_k + \bar{b} > 0 \\ -1 & \text{si } \bar{w}^T x_k + \bar{b} < 0 \end{cases} \quad (2.58)$$

Donc, la classification d'une nouvelle observation dépend uniquement du signe de l'expression $\bar{w}^T x + \bar{b}$. Toutefois, en remplaçant l'équation (2.56) dans l'équation (2.58), nous pouvons prévoir la classification d'une nouvelle observation sans le calcul explicite du vecteur \bar{w} . Dans ce cas, nous allons utiliser pour la classification les vecteurs supports de l'ensemble d'apprentissage et les valeurs des multiplicateurs de Lagrange correspondantes $\bar{\lambda}_i$:

$$Classe(x_k) = \text{signe} \left(\sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i y_i x_i x_k + \bar{b} \right) \quad (2.59)$$

Les observations qui ne sont pas de vecteurs supports ($\bar{\lambda}_i=0$) ne vont pas influencer la classification de nouvelles observations. L'utilisation de l'équation (2.59) a un avantage important par rapport à l'utilisation de l'équation (2.58) puisque pour classer une nouvelle observation, il est seulement nécessaire de calculer le produit scalaire entre x_k et n'importe quel vecteur support.

Ce résultat permet un gain de temps de calcul quand le nombre de vecteurs supports est petit par rapport au nombre total des observations de l'ensemble d'apprentissage.

c. Données non séparables

Afin d'obtenir un classifieur linéaire optimal pour des données non séparables, des variables de pénalité non négatives, appelées variables d'écart sont introduites pour bien classer les données. Ces variables associées avec n'importe quelle observation de l'ensemble d'apprentissage est nulle pour les observations classées correctement, et possède une valeur positive qui augmente avec la distance entre l'hyperplan correspondant et l'observation qui n'est pas située dans le bon coté du classifieur. (Figure (2.7))

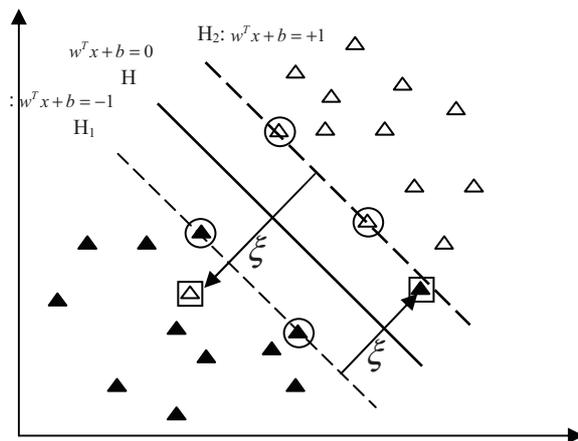


Fig. 2.7 : Hyperplan séparateur linéaire pour le cas de données non séparables

Pour une observation (x_i, y_i) , la variable d'écart est définie par:

$$\xi_i(w, b) = \begin{cases} 0 & \text{si } y_i(w^T x_i + b) \geq +1 \\ 1 - y_i(w^T x_i + b) & \text{si } y_i(w^T x_i + b) \leq +1 \end{cases} \tag{2.60}$$

Lorsque la variable d'écart est introduite pour pénaliser les observations mal classées ou les observations situées dans la région tampon entre H est la frontière correspondante de l'hyperplan (H_1 or H_2), les contraintes imposées pour la fonction objective sont:

$$\begin{cases} (w^T x_i + b) \geq +1 - \xi_i & \text{si } y_i = +1 \\ (w^T x_i + b) \leq -1 + \xi_i & \text{si } y_i = -1 \\ \xi_i > 0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, N \tag{2.61}$$

L'hyperplan optimal (\bar{w}, \bar{b}) séparant les données doit, d'un coté, maximiser la marge ou minimiser $\frac{\|w\|}{2}$ et minimiser l'erreur de classification par l'optimisation de chaque variable d'écart dans un autre coté.

Le problème d'optimisation devient :

$$\begin{cases} \text{Minimum} & \frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{Sujet à} & y_i(w^T x_i + b) \geq +1 - \xi_i \quad i = 1, \dots, N \\ & \xi_i > 0 \quad i = 1, \dots, P \end{cases} \tag{2.62}$$

Où C est un paramètre de régularisation qui peut être ajusté par l'utilisateur ou bien déterminé automatiquement. Une grande valeur de C attribue une grande pénalité pour l'erreur de classification, et ainsi minimiser le nombre d'observations mal classées. D'un autre coté une petite valeur de C maximise la marge d'une manière à ce que l'hyperplan séparateur maximal est moins sensible aux erreurs de l'ensemble d'apprentissage.

Pour résoudre le problème d'optimisation quadratique sous contrainte précédant, nous suivons la même approche basée sur les multiplicateurs de Lagrange. Nous définissons les multiplicateurs de Lagrange $\lambda_i (i = 1, \dots, N)$ pour chaque contrainte $y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i$ et les multiplicateurs de Lagrange $\mu_i (i = 1, \dots, N)$ pour chaque contrainte $\xi_i > 0 (i = 1, \dots, N)$. Avec ces conditions, la fonction lagrangienne primale pour ce problème est :

$$L(w, b, \xi, \lambda, \mu) = \frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i(w^T x_i + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^N \mu_i \xi_i \quad (2.63)$$

Le Lagrangien doit être minimisé par rapport à w, b, ξ_i et maximiser par rapport à $\lambda_i, \mu_i \geq 0$. L'utilisation de la dualité lagrangienne classique, le problème primal est transformé en sont problème dual qui est posé de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Max}_{\lambda, \mu} \left\{ \min_{w, b, \xi} L(w, b, \xi, \lambda, \mu) \right\} \\ \text{sujet à } \lambda_i, \mu_i \geq 0 \end{array} \right. \quad (2.64)$$

Le minimum du lagrangien L par rapport à w, b et ξ_i est donné par les conditions de Karuch–Kuhn–Tucker (KKT) :

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (2.65-a)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \lambda_i x_i y_i \quad (2.65-b)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow C - \lambda_i - \mu_i = 0 \quad (2.65-c)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_i} \geq 0 \Rightarrow y_i(w^T x_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \quad (2.65-d)$$

$$\lambda_i g_i(x) = 0 \Rightarrow \lambda_i [y_i(w^T x_i + b) - 1 + \xi_i] = 0 \quad i = 1, \dots, N \quad (2.65-e)$$

$$\begin{aligned}
\xi_i &\geq 0 & i = 1, \dots, N \\
\lambda_i &\geq 0 & i = 1, \dots, N \\
\mu_i &\geq 0 & i = 1, \dots, N \\
\mu_i \xi_i &= 0 & i = 1, \dots, N
\end{aligned} \tag{2.65-f}$$

A partir des équations (2.63), (2.64) et (2.65), le problème dual devient :

$$\left\{ \begin{array}{l}
\text{Max}_\alpha - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\
\text{sujet à } 0 \leq \lambda_i \leq C \quad i = 1, \dots, N \\
\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0
\end{array} \right. \tag{2.66}$$

La résolution du problème dual nous fournit les multiplicateurs de Lagrange $\bar{\lambda}_i$ et la solution pour le vecteur \bar{w} est obtenue à partir de l'équation (2.65-b), qui présente l'une des conditions de KKT :

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i x_i y_i \tag{2.67}$$

La valeur de \bar{b} peut être calculée comme une estimation de la valeur de b obtenue à partir de toutes les observations avec les conditions de KKT suivantes :

$$\bar{\lambda}_i [y_i (\bar{w}^T x_i + b) - 1 + \xi_i] = 0 \tag{2.68}$$

$$(C - \bar{\lambda}_i) \xi_i = 0 \tag{2.69}$$

A partir des équations précédentes, nous avons aussi $\xi_i = 0$ si $\lambda_i < C$. Ainsi, b peut être estimé uniquement pour les observations qui ont $0 \leq \lambda_i < C$.

La règle de décision pour une nouvelle observation est identique à l'équation (2.59)

$$\text{Classe}(x_k) = \text{signe} \left(\sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i y_i x_i x_k + \bar{b} \right) \tag{2.70}$$

2.4.2.2.2 SVM non linéaires

Les SVM linéaires sont utilisés pour générer un hyperplan de séparation optimal, ne sont pas adéquats lorsque la surface de séparation est non linéaire. L'extension des SVM pour un ensemble de données non linéairement séparables est basée sur la projection des variables d'entrées vers un espace de dimension supérieure par l'intermédiaire d'une fonction caractéristique $\Phi(x_i)$ et effectuer une classification linéaire dans cet espace ((Figure (2.8)).

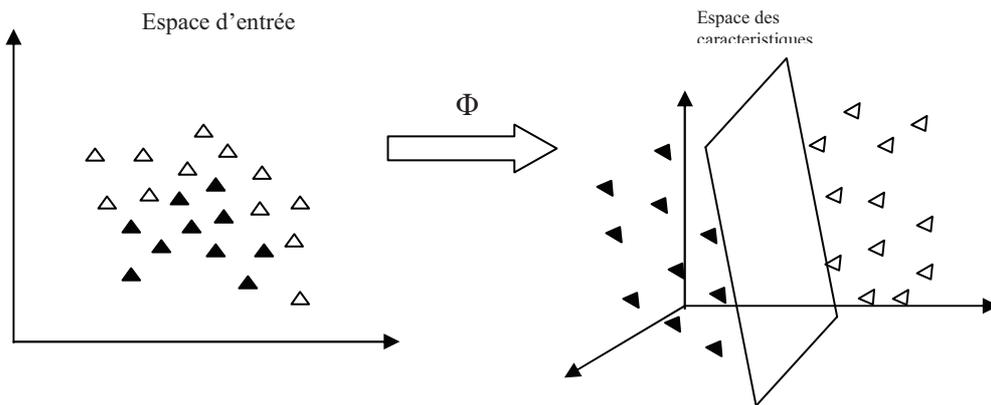


Fig. 2.8 : Projection des données à partir de l'espace d'entrée vers l'espace des caractéristiques ou un hyperplan séparateur optimal est trouvé

Considérons l'ensemble d'apprentissage de N observations dont les classes sont $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$ ou $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})$ est une observation de dimension M et $y_i \in \{+1, -1\}$. Une observation x_i est projetée vers un vecteur réel en utilisant la fonction non linéaire $\Phi(x_i)$.

La formulation mathématique de la classification SVM non linéaire est similaire à celle présentée pour SVM destinée pour un ensemble de données linéairement séparables, sauf qu'une observation x est remplacée par la fonction $\Phi(x)$. Analogiquement à l'équation (2.55), le problème dual est:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{avec les contraintes } \lambda_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (2.71)$$

$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ est une fonction symétrique définie positive dite noyau, qui satisfait les conditions de Mercer :

$$K(x_i, x_j) = \sum_k^{\infty} a_k \Phi_k(x_i) \cdot \Phi_k(x_j), \quad a_k \geq 0 \quad (2.72)$$

et

$$\iint K(x_i, x_j) g(x_i) \cdot g(x_j) dx_i dx_j > 0 \quad (2.73)$$

Les fonctions noyaux les plus utilisées sont le noyau linéaire, le noyau Gaussien RBF (Radial Basis Function), bspline, sigmoid, polynomial, Series de Fourier, etc... [Ivanciuc, 07]; [Pierna, 04] Dans notre travail, nous avons utilisé le noyaux RBF. Il est donné par l'équation suivante :

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.74)$$

Où σ est la largeur de la fonction Gaussienne.

La résolution du problème dual précédent donne les valeurs des multiplicateurs de Lagrange $\bar{\lambda}_i$ et le vecteur \bar{w} qui détermine l'hyperplan séparateur optimal tel que:

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i y_i \Phi(x_i) \quad (2.75)$$

Le terme \bar{b} est déterminé par l'estimation de b obtenue pour tout les observations vecteurs supports, c'est-à-dire, les observations avec $\bar{\lambda}_j > 0$, où $b = y_j - \sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i y_i \cdot K(x_i, x_j)$

Le classifieur SVM est obtenu avec K est définie par les vecteurs supports à partir de l'ensemble d'apprentissage $\bar{\lambda}_j > 0$ et les valeurs correspondantes des multiplicateurs de Lagrange $\bar{\lambda}_j$:

$$Classe(x_k) = \text{signe}\left(\sum_{i=1}^N \bar{\lambda}_i y_i K(x_i, x_k) + \bar{b}\right) \quad (2.76)$$

Un classifieur SVM non linéaire flou est obtenu par l'introduction des variables d'écart ξ_i et la capacité C comme dans l'équation (2.65), le problème dual est

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{avec les contraintes } 0 \leq \lambda_i \leq C \quad i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (2.77)$$

La propriété importante de l'espace des caractéristiques est que l'ensemble d'apprentissage doit être linéairement séparable dans l'espace des caractéristiques si la fonction caractéristique appropriée est utilisée, même lorsque l'ensemble d'apprentissage utilisé n'est pas linéairement séparable dans l'espace d'origine.

2.4.2.2.3 Cas de plusieurs classes

La plupart des applications exigent une discrimination des données en M classes. Plusieurs approches permettent de traiter le problème. Une première alternative est l'approche 1 parmi M (un contre tous) qui consiste à construire M sous-classifieurs, un pour chaque classe. L' i ème sous-classifieur construit une frontière de séparation entre la classe i et le reste des classes. Chaque sous-classifieur résout donc un problème de classification binaire (deux classes). Pour une observation, chaque sous-classifieur donne une valeur réelle, qui peut être comprise entre 0 et 1 pour exprimer une probabilité d'appartenance à la classe correspondante.

La partition linéaire de l'espace, dans le cas de 3 classes par exemple, est montrée par la figure (2.8). On remarque les régions de conflit (deux classes sont choisies simultanément) ou d'ambiguïté (aucune classe n'est choisie). Deux approches permettent de résoudre ce problème. La première considère une classe supplémentaire Ω_0 dite de rejet (ou de non décision) groupant les régions de conflit ou d'ambiguïté. Selon l'application, des critères sont imposés sur la définition des frontières de cette nouvelle classe [Dreyfus, 02].

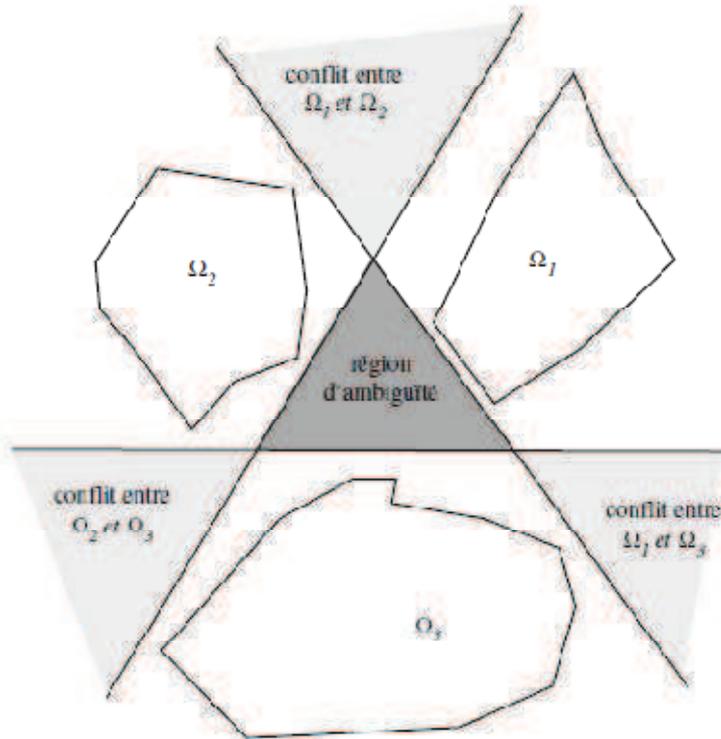


Fig. 2.9 : Exemple de l'approche 1 parmi K (K=3).

Une autre approche dite un contre un [Hastie, 98] ; [Duda, 01] recherche les frontières de séparation entre les classes prises deux à deux. Cette approche consiste à construire $\frac{K(K+1)}{2}$ sous-classifieurs et chaque sous-classifieur est entraîné sur uniquement les données des deux classes. Cette approche est associée en général à une opération de vote majoritaire pour la fusion des décisions des sous-classifieurs.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différentes étapes de l'élaboration d'un système de diagnostic par reconnaissance des formes. Le principe général, comme pour tout autre outil de diagnostic, est de confronter les données recueillies sur le processus aux informations sur les modes de fonctionnement, disponibles dans la base de connaissance (apprentissage).

L'accent a été porté sur les bases théoriques des méthodes de construction du vecteur forme (à partir des paramètres disponibles) et des règles de décision.

Les différentes possibilités de règles de décision présentées se divisent en trois groupes :

- ✓ les méthodes paramétriques, utilisables lorsque les lois de probabilité, régissant les classes, sont connues. Les règles (QDA, LDA) entre dans le cadre de ces méthodes.

- ✓ les méthodes non paramétriques : elles sont basées sur l'estimation des lois de probabilité. Parmi ces méthodes on trouve la règle des k – ppv.
- ✓ Le calcul direct des frontières entre classes par le biais de la méthode des machines à vecteur supports (SVM).

Toutes ces méthodes ont particulièrement attiré notre attention afin de les appliquer pour le diagnostic de la machine asynchrone qui fera objet du chapitre 5. Le chapitre suivant sera donc réservé à la description de la machine asynchrone et le chapitre 4 à la simulation du fonctionnement de la machine asynchrone en mode sain et en présence des défauts.

CHAPITRE 3

DIAGNOSTIC DE LA MACHINE ASYNCHRONE : ETAT DE L'ART

3.1 Introduction

La machine asynchrone (MAS) est connue pour être la plus fiable des machines électriques, la plus robuste de sa génération, la moins coûteuse à sa fabrication. En effet, par sa simplicité de conception et d'entretien, la machine asynchrone a la faveur des industriels depuis son invention le siècle dernier. Cependant, cette simplicité s'accompagne d'une forte complexité physique liée aux interactions électromagnétiques existant entre le stator et le rotor. Ce qui a, en quelque sorte, limité son utilisation pendant longtemps.

Cependant, ces dernières années, la commande de la machine asynchrone a fait un grand bond grâce notamment au développement de l'électronique de puissance et des commandes automatiques. En dépit de ses avantages, la MAS n'est pas à l'abri des défauts. Ainsi diverses recherches ont été dédiées au diagnostic de la MAS.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la détection et la localisation des défauts de la machine asynchrone. En premier lieu, nous décrivons la machine asynchrone triphasée à cage d'écurie. Après avoir rappelé les éléments de constitution de cette machine et son fonctionnement, nous donnons un aperçu sur les différents défauts pouvant survenir sur chacun d'eux ainsi que leurs classifications et leurs origines.

Nous présentons ensuite un état de l'art des méthodes de diagnostic appliquées à la machine asynchrone.

3.2 Constitution de la machine asynchrone

Connaître la constitution de la machine asynchrone est fondamental pour l'étude de ses défauts dans le cadre de son diagnostic, c'est pour cette raison qu'on se propose de donner les éléments les plus importants constituant la machine asynchrone. Ces éléments principaux sont :

- le stator, partie fixe de la machine asynchrone qui est connectée à l'alimentation électrique ;
- le rotor, partie tournante qui permet de mettre en rotation la charge mécanique ;
- les paliers, partie mécanique qui permet la mise en rotation de l'arbre moteur.

3.2.1 Stator

Le stator comporte une carcasse en acier renfermant un empilage de tôles d'acier qui constitue un cylindre vide (Figure (3.1)). Ces tôles sont percées de trous à leur périphérie intérieure et généralement sont isolées entre elles par une couche de vernis afin de limiter la circulation des courants de Foucault. L'alignement de ces trous forme des encoches dans

lesquelles loge un bobinage triphasé. Les enroulements statoriques logés dans les encoches peuvent être insérés de manière imbriqués, ondulés ou encore concentriques. L'isolation entre ces enroulements et les tôles d'acier s'effectue à l'aide de matériaux isolants qui peuvent être de différents types suivant l'utilisation de la machine asynchrone.

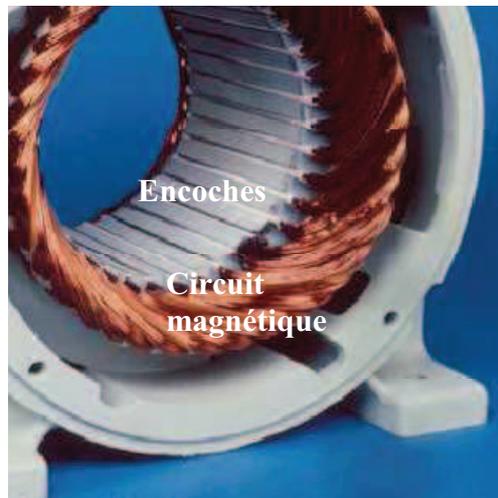


Fig. 3.1: Stator d'une machine asynchrone

3.2.2 Rotor

Tout comme le stator, le circuit magnétique rotorique est constitué d'un empilement de tôles d'acier qui sont, en général, de même origine que celle utilisées pour la construction du stator. Il existe deux types de rotors, le rotor bobiné et le rotor à cage d'écureuil.

Le circuit magnétique du rotor bobiné comprend un enroulement triphasé semblable à celui du stator. Placé dans les encoches rotoriques, il est composé de trois enroulements connectés en étoile, l'extrémité libre de chaque enroulement est reliée à une bague qui tourne avec l'arbre. Ces bagues permettent grâce à trois balais d'accéder aux trois phases rotoriques.

En ce qui concerne les rotors à cage d'écureuil (Figure (3.2)), les enroulements sont constitués de barres de cuivre introduites dans les encoches. Ces barres sont reliées à chaque extrémité par deux anneaux qui les court-circuitent. Pour les moteurs de petites et moyennes puissances, les barres et les anneaux de court-circuit sont formés d'un seul bloc d'aluminium coulé.

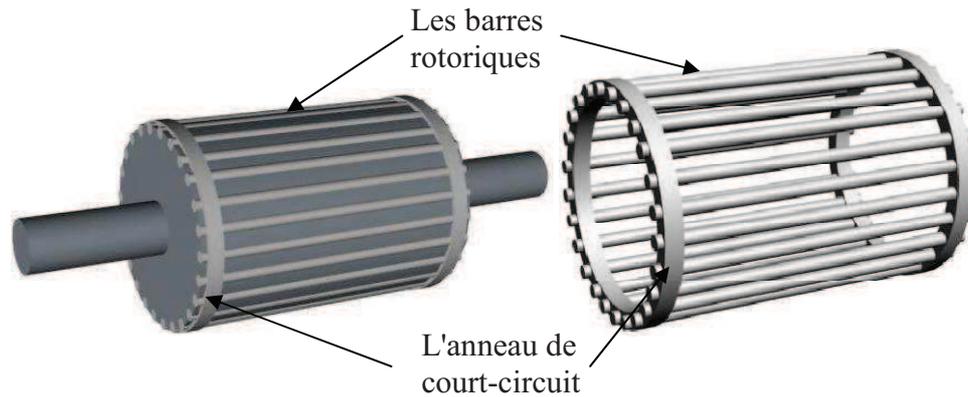


Fig. 3.2 : Rotor de la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil.

3.2.3 Les paliers

Les paliers permettent de supporter et de mettre en rotation l'arbre rotorique, ils sont constitués de flasques et de roulements à billes insérés à chaud sur l'arbre. Les flasques, moulés en fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage. L'ensemble de ces constituants (le stator, le rotor et les paliers) forme alors la machine asynchrone à cage d'écureuil.

3.3 Les défaillances de la machine asynchrone

3.3.1 Les causes des défauts

Les causes des défaillances dans la machine asynchrone triphasée sont multiples et très variés et peuvent être classés en trois groupes [O'Donnell, 85]:

- Les générateurs de pannes ou les initiateurs de défauts : surchauffe du moteur, défaut électrique (court-circuit), survoltage d'alimentation, problème d'isolation électrique, usure des éléments mécaniques (roulements à billes, flasques...), rupture de fixations, etc.
- Les amplificateurs de défauts : surcharge fréquente, vibrations mécaniques, environnement humide, échauffement permanent, mauvais graissage, vieillissement, etc.
- Les vices de fabrication et les erreurs humaines : défauts de fabrication, composants défectueux, protections inadaptées, mauvais dimensionnement de la machine, etc.

3.3.2 Les défaillances de la machine asynchrone

Des études ont permis d'effectuer une répartition des défauts de la MAS selon la figure (2.3):

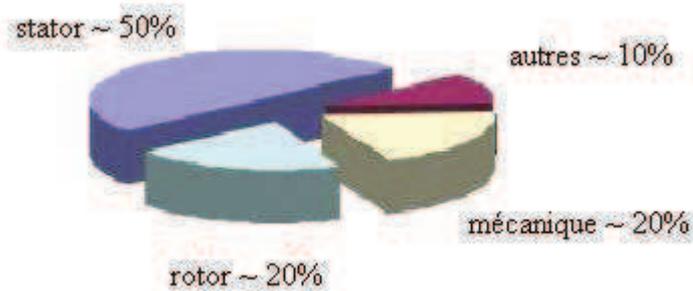


Fig. 3.3 : Répartition des défauts de la machine asynchrone [Razik, 03].

3.3.2.1 Défaillances au stator

Les défaillances qui apparaissent dans le stator sont essentiellement causées par des problèmes thermiques (surcharge,...), électriques (diélectrique,...), mécaniques (vibrations,...), environnementaux (agression,...) ; on peut citer, par exemple, les défauts de type courts-circuits entre spires. On peut citer aussi les courts-circuits apparaissant entre une phase et le neutre, entre une phase et la carcasse métallique de la machine ou encore entre deux phases statoriques.

3.3.2.1.1 Court-circuit entre spires

Le défaut de court-circuit entre spires est un défaut assez fréquent au stator de la machine asynchrone. Il a, en général, pour origine un défaut d'isolation dans l'enroulement concerné. Il entraîne une augmentation importante du courant circulant dans les spires en court-circuit, une légère variation de l'amplitude sur les autres phases et modifie le facteur de puissance [Bonnett, 92][Xiangheng, 00]. Ceci a comme conséquence l'augmentation de la température qui entraîne une destruction en cascade du matériau isolant recouvrant les conducteurs. Les risques de dégagement de fumées ou même d'incendie sont alors importants. On signale que, jusqu'à 30% des courts circuits, le couple électromagnétique moyen délivré par la machine reste sensiblement identique à celui de la machine saine avec cependant l'apparition d'oscillations proportionnelles à ce défaut [Joksimovic, 00][Boumegoura, 99].

3.3.2.1.2 Court-circuit entre phases

Ce type de défaillance peut arriver en tout point du bobinage, cependant les répercussions ne seront pas les mêmes selon la localisation. Cette caractéristique rend difficile une analyse de l'incidence de ce défaut sur le système.

L'apparition d'un court-circuit proche de l'alimentation entre phases, induirait des courants très élevés qui conduiraient à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction

par les protections. D'autre part, un court-circuit proche du neutre entre deux phases engendre un déséquilibre sans provoquer la fusion des conducteurs. Le déséquilibre des courants statoriques (augmentation de l'amplitude des courants) provoque l'augmentation des courants dans les enroulements ou barres/anneaux du rotor. La détection de ce type de défaut repose sur le déséquilibre des courants de phases [Thomson, 06].

3.3.2.1.3 Court-circuit phase/bâti

Le bâti a généralement un potentiel flottant, mais pour des raisons de liaisons mécaniques, il est souvent relié à la masse. Si le potentiel est flottant, un court-circuit entre l'enroulement et le bâti n'a pas d'importance du point de vue matériel, excepté les effets capacitifs. Le bâti prend alors le potentiel de l'enroulement à l'endroit du court-circuit. Par contre, au niveau de la sécurité des personnes, ce type de défaut peut être très dangereux et il est alors nécessaire de mettre en place des dispositifs de protection (disjoncteurs différentiels). En présence de ce type de défaillance, la tension de la phase concernée ne change pas. Cependant le courant circulant dans cette phase augmente avec la réduction de la résistance et de l'inductance. Cette augmentation du courant se traduit par une augmentation de la température pouvant entraîner des défauts d'isolant dans l'enroulement. De plus, cette défaillance va générer une composante homopolaire entraînant l'apparition d'un couple pulsatoire. Une mesure du courant de fuite pourrait permettre de détecter ce type de défaut.

3.3.2.2 Défaillance au rotor

Pour le rotor, les défaillances qui apparaissent sont essentiellement causées par des problèmes thermiques (surcharge,...), électromagnétique, résiduel (déformation,...), dynamique (arbre de transmission,...), mécanique (roulement,...), environnemental (agression,...).

La cage rotorique de la machine asynchrone étant composée de barres et d'anneaux de court-circuit en cuivre ou en aluminium, une rupture totale ou partielle de l'un de ces composants est l'un des défauts les plus courants au niveau du rotor. Une excentricité statique ou dynamique de l'arbre du rotor est aussi envisageable.

3.3.2.2.1 Ruptures de barres

La cassure ou rupture de barre dans une machine asynchrone à cage peut se situer soit au niveau de son encoche soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau de court-circuit.

La détérioration des barres réduit la valeur moyenne du couple électromagnétique et augmente l'amplitude des oscillations, qui elles-mêmes provoquent des oscillations de la

vitesse de rotation, ce qui engendre des vibrations mécaniques et donc, un fonctionnement anormal de la machine. La grande amplitude de ces oscillations accélère la détérioration de la machine [Naït-Saïd, 00][Elkasabgy et al, 92]. Ainsi, le couple diminue sensiblement avec le nombre de barres cassées induisant un effet cumulatif de la défaillance. L'effet d'une cassure de barre croît rapidement avec le nombre de barres cassées [Didier, 07].

3.3.2.2.2 Ruptures d'anneaux

La rupture de portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi fréquemment que la cassure de barres. Ces ruptures sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux. Comme il est difficile de le détecter [Yahoui, 95a], ce défaut est généralement groupé, voir confondu, avec la rupture de barres dans les études statistiques. Ces portions d'anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotoriques. De ce fait, un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement (température, humidité,...) ou une surcharge de couple et donc de courants, peuvent entraîner leur cassure. La rupture d'une portion d'anneau déséquilibre la répartition des courants dans les barres rotoriques et de ce fait, engendre un effet de modulation d'amplitude sur les courants statoriques similaire à celui provoqué par la cassure de barres [Yahoui, 95a][Bentounsi, 98].

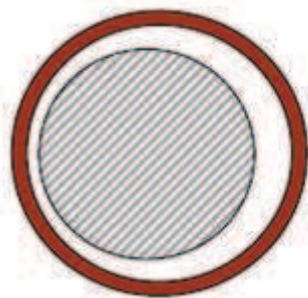
3.3.2.2.3 Excentricité

Parfois, la machine électrique peut être soumise à un décentrement du rotor qui se traduit par des oscillations de couple (décalage entre le centre de rotation de l'arbre et le centre du rotor). Ce phénomène est appelé excentricité dont l'origine peut être liée à un positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage, à un défaut roulement (usure), à un défaut de charge, ou à un défaut de fabrication (usinage) [Andriamalala, 08]

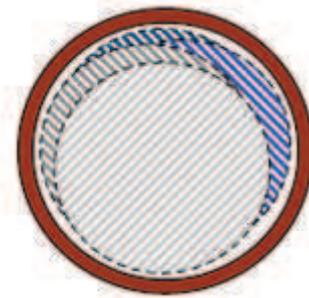
Trois cas d'excentricité sont généralement distingués [Sobczyk, 98] [Devanneaux, 01] :

- ✓ l'excentricité statique dans laquelle le rotor est déplacé au centre de l'alésage mais tourne toujours autour de son axe. Ce défaut peut avoir comme origine un problème d'assemblage ou une légère forme ovale du stator et/ou du rotor.
- ✓ L'excentricité dynamique dans laquelle le rotor est positionné au centre de l'alésage mais ne tourne plus autour de son axe.

- ✓ L'excentricité mixte est la combinaison des excentricités statique et dynamique. Dans la plupart des cas, on observe cette forme d'excentration.



Excentricité statique



Excentricité dynamique

(Plusieurs positions du rotor au cours de la rotation)

Fig. 3.4 : Représentation de l'excentricité statique et dynamique

Ce défaut modifie les comportements magnétique et mécanique de la machine. En effet, l'augmentation de l'excentricité dans l'entrefer induit une augmentation des forces électromagnétiques qui agissent directement sur l'armature statorique ainsi que l'enroulement correspondant, ce qui engendre une dégradation de son isolation. D'autre part, cette augmentation peut avoir comme conséquence des frottements entre le stator et le rotor en raison des forces d'attraction magnétiques qui déséquilibrent le système. Ceci donne naissance à des niveaux de vibration considérable dans les enroulements [Andriamalala, 08].

3.3.2.3 Défaillance d'ordre mécanique

Ce type de défaillance est généralement amputé au roulement à billes situé entre le rotor et le stator. Ce roulement à billes peut présenter un certain nombre d'anomalies (Fig. 3.5) comme par exemple [Bonnet, 93]:

- trous dans les gorges du roulement intérieurs et extérieures,
- ondulation de la surface du roulement,
- attaque des billes,
- corrosion due à l'eau,
- défaut de graissage, problème dû à la température,
- décollement, effritement de surface, provoquée par une surcharge.



Fig. 3.5 : Différentes défaillances des roulements à billes

Sur le système, ce type de défaut se traduit par des oscillations du couple de charge, une apparition de pertes supplémentaires et un jeu entre la bague interne et la bague externe du roulement entraînant des vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinale de la machine. Dans le cas le plus défavorable, la présence d'un roulement défectueux peut amener au blocage du moteur. Classiquement ce type de défaut est diagnostiqué à partir du spectre d'une mesure acoustique ou vibratoire [**Razik, 03**].

3.3.3 Synthèse des défaillances

Le tableau 3.1 répertorie une liste non exhaustive des défaillances pouvant se produire dans une machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil en définissant son lieu d'apparition, ses causes possibles et ses effets ainsi que les différents observables possibles.

composants	Défaillances	Causes possibles	Effets sur le système	Observables
Stator	Court-circuit entre spires	Défaut d'isolants	↗ Courant statorique, variation de l'amplitude sur les autres phases, modification du facteur de puissance. ↗ Courant rotoriques.	- Température. - Vibration. - Courant - Puissance instantanée.
	Court-circuit entre phases	Décharge partielle	Dépend fortement de la localisation <u>Proche de l'alimentation</u> Fusion des conducteurs Disjonction par les protection <u>Proche du neutre</u> ↗ Courants dans les barres et les anneaux Déséquilibre des courants statoriques	- Courant (déséquilibre) - Température - Tension - Puissance instantanée
	Court-circuit phase/bâti	Dégradation des isolants	↗ Courant dans la phase ⇒ De la température ⇒ Défaut d'isolants Apparition d'une composante homopolaire ⇒ Couple pulsatoire	courant de fuite
Rotor	Rupture de barres	Surcharge	Réduction de la valeur moyenne de couple électromagnétique Oscillation de la vitesse Vibrations mécaniques	-Vibration - Couple électromagnétique - Courant
	Rupture d'anneaux	Bulles coulées Dilatation différentielle Surcharge du couple Détérioration des conditions de fonctionnement	Déséquilibre la répartition des courants ⇒ Modulation d'amplitude des courants statoriques	- Courant - Vibrations
	Excentricité	Positionnement incorrecte des paliers lors de l'assemblage Usure des roulements Défaut de charge Défaut de fabrication	Balourd (mécanique et magnétique) ⇒ Oscillation de couple	Vibrations Courant couple
Mécanique	Roulements à billes	Usure Température élevée Perte de lubrification Défaut de montage Huile contaminée	Oscillation du couple de charge ↗ Pertes ↗ Vibrations Altération de l'équilibre magnétique	- Vibration. - Courant - Puissance instantanée. - variables mécaniques

Tableau 3.1 : Synthèse des défaillances du stator, rotor et mécanique de la machine asynchrone

3.4 Etat de l'art des méthodes de diagnostic de la machine asynchrone

3.4.1 Méthodes de diagnostic avec connaissance à priori

Ces méthodes sont issues principalement de l'automatique et supposent une connaissance *a priori* du système. Elles s'appuient sur le suivi d'évolution des paramètres caractéristiques de la machine ou sur la différence entre le modèle et le processus (méthode des résidus). Une comparaison entre les paramètres mesurés ou calculés et ceux associés à un mode de fonctionnement normal (sain) nous renseigne sur la présence éventuelle d'un défaut.

3.4.1.1 Méthodes de diagnostic basées sur des modèles paramétriques

Deux approches peuvent être utilisées pour diagnostiquer les défauts à partir des modèles paramétriques.

La première repose sur le suivi des paramètres électriques caractérisant les modèles. Il s'agit de détecter un écart entre l'évolution des paramètres au cours d'un fonctionnement sain et celle suivie par le système en présence de défauts. L'identification des paramètres peut se faire hors ligne. Elle se base alors sur un algorithme d'optimisation de l'erreur entre les paramètres du modèle et ceux du système étudié [Ljung, 99] [Khelif, 94]. Les paramètres peuvent être aussi identifiés en cours de fonctionnement à l'aide d'observateurs étendus. Le plus couramment utilisé est le Filtre de Kalman [Kalman, 61], [Eykhoff, 74], [Naït-Saïd, 00].

La deuxième approche consiste à analyser les résidus générés à partir d'un modèle proche du système à surveiller. Le modèle de processus est constitué de relations de contraintes dynamiques liant deux types de variables : des variables inconnues (variables internes, perturbations, entrées inconnues, ...) et des variables connues (consignes, variables mesurées). Les résidus sont théoriquement nuls en fonctionnement normal et différents de zéro lorsqu'une défaillance survient.

La difficulté majeure consiste à faire la liaison entre le résidu établi et un défaut particulier

3.4.1.2 Diagnostic basé sur un modèle de la machine asynchrone en fonctionnement sain

La machine asynchrone à cage d'écureuil est constituée de trois enroulements logés symétriquement dans les encoches du stator et d'une cage d'écureuil conductrice au rotor. Cette dernière est assimilable à trois enroulements en court-circuit et identiques en fonctionnement sain.

On modélise la machine asynchrone à cage dans un repère a, b, c (Modèle triphasé-triphasé) ou dans un repère orthonormé $dq0$ (modèle diphasé). La figure 3.6 montre la représentation

spatiale d'une machine asynchrone à cage comprenant un enroulement triphasé au stator (a_s, b_s, c_s) comme au rotor (a_r, b_r, c_r). Dans le modèle biphasé, les grandeurs statoriques (rotoriques) liées au repère a_s, b_s, c_s (a_r, b_r, c_r), décalées de 120° , sont ramenées vers les grandeurs biphasées équivalentes s_d, s_q (r_d, r_q) en quadrature de phase.

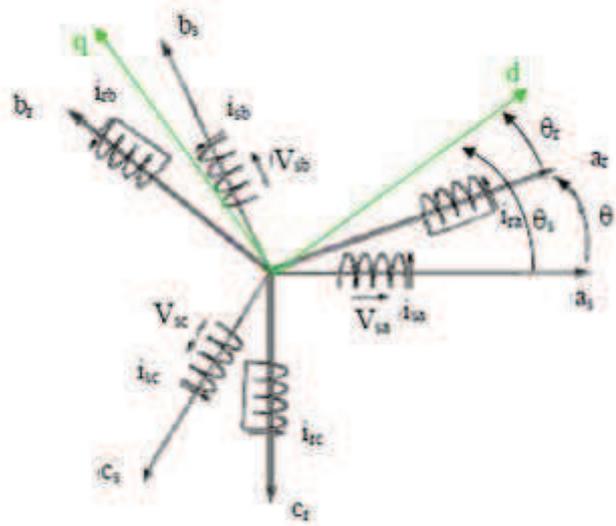


Fig. 3.6 : Représentation d'une machine asynchrone triphasée au stator et au rotor

Le modèle triphasé-triphasé modélise les trois phases statoriques ce qui permet de différencier le comportement de chaque phase. Les enroulements rotoriques (barres + anneaux) sont représentés par trois phases également.

La modélisation des enroulements stator (respectivement rotor) par des paramètres distincts permet de discriminer un comportement défectueux d'un comportement dû à un fonctionnement normal. En effet les paramètres peuvent évoluer même lors d'un régime sain. L'une des défaillances les plus couramment étudiées dans la machine asynchrone à cage d'écoreuil est la rupture des barres rotoriques. Grâce à l'estimation et à la surveillance de l'évolution de certains paramètres électriques, on peut détecter l'occurrence de ce défaut. En effet, l'estimation par filtre de Kalman étendu [Saïd, 00] ou par observateur grand gain non linéaire [Boumégoura, 99] de la résistance statorique R_s et du flux rotor Φ_r , permet de voir que ceux-ci sont très sensibles aux défauts du rotor. La variation de la résistance rotorique R_r est d'autant plus importante que le nombre de barres cassées augmente.

Les résistances rotoriques des trois phases sont identifiées en ligne par un filtre de Kalman étendu. Cette approche permet de différencier l'effet des défauts rotoriques par rapport aux autres phénomènes qui provoquent la variation simultanée et équilibrée des résistances (température, etc.).

En ce qui concerne les défauts statoriques, on utilise le modèle triphasé pour localiser l'origine du défaut entre les trois phases [Moreau, 99]. Ainsi, à l'aide d'un algorithme d'estimation des paramètres, on obtient alors les estimations des paramètres suivants :

$$\theta = [R_{sa} \ R_{sb} \ R_{sc} \ L_{f_{sa}} \ L_{f_{sb}} \ L_{f_{sc}} \ R_r \ L_{pr}]$$

Où R_s désigne une résistance statorique, L_{fs} inductance de fuite au niveau du stator, R_r est la résistance au niveau du rotor et L_{pr} est l'inductance du stator issue de la transformée de Park.

Dans ce vecteur, seulement deux paramètres caractérisent le rotor et les six autres sont utilisés pour les enroulements stator. En termes de localisation, on tire les enseignements suivants :

Défaut sur la phase a	Défaut sur la phase b	Défaut sur la phase c
 R_{sa} et $L_{f_{sa}}$	 R_{sb} et $L_{f_{sb}}$	 R_{sc} et $L_{f_{sc}}$
 (R_{sb}, R_{sc})	 (R_{sb}, R_{sc})	 (R_{sb}, R_{sa})
 $(L_{f_{sb}}, L_{f_{sc}})$	 $(L_{f_{sa}}, L_{f_{sc}})$	 $(L_{f_{sb}}, L_{f_{sa}})$

Tableau. 3. 2. Evolution des paramètres en présence de défauts [Moreau, 99]

Dans le cas d'un défaut au stator (réduction de spires ou court-circuit), tous les paramètres issus du modèle triphasé changent mais seulement deux sont rigoureusement corrélés avec l'origine du défaut. Par exemple, pour une réduction du nombre de spires sur la phase b : il y a une diminution de R_{sb} et $L_{f_{sb}}$ alors que les couples (R_{sa}, R_{sc}) et $(L_{f_{sa}}, L_{f_{sc}})$ augmentent.

Pour un modèle biphasé les alimentations sont supposés équilibrées pour une machine saine et équilibrée.

Lors de l'apparition d'un défaut, un déséquilibre s'instaure dans la machine. Les paramètres du modèle vont dériver. L'identification des paramètres issus du circuit équivalent de la machine asynchrone peuvent être alors utilisés pour détecter l'occurrence d'un défaut [Moreau, 99] tel que les barres cassées et la réduction de spires ou les courts-circuits dans les enroulements statoriques. Les paramètres estimés sont les suivants :

$\theta = [R_s \ R_r \ L_{fs} \ L_r]$ avec L_{fs} : inductance de fuite au stator. Les résultats montrent que :

- Lors de rupture de barres au rotor, la résistance rotorique augmente et les autres paramètres, c'est à dire la résistance statorique et les inductances de fuite statorique et rotorique, diminuent.
- Lors d'un court circuit entre spires du bobinage statorique, la résistance statorique augmente et les autres paramètres diminuent.

	R_s	R_r	L_r	L_f
Défaut dans la cage rotorique				
Défaut de court circuit au bobinage statorique				

Tableau 3.3 : Evolution des paramètres en présence de défauts [Moreau, 99]

Ainsi, pour déterminer la présence d'un défaut, il est nécessaire de suivre un ensemble de paramètres constitués d'une variable résistive et l'autre inductive.

Sur le même principe, un observateur de Kalman étendu aux paramètres R_r et L_r peut être utilisé pour détecter les défauts au niveau du rotor [Boumégoura, 99].

Au final, ce ou ces couples de paramètres donnent une signature du défaut. Ils ne donnent plus une représentation physique de la machine détériorée mais un indicateur de panne basé sur une évolution distincte de ces paramètres pour une machine saine ou défectueuse.

Le tableau 3.4 regroupe les résultats obtenus à partir de l'état de l'art du diagnostic interne de la machine asynchrone.

Type de défaut	Evolution des paramètres	observations
Rupture de barres Rupture de portions d'anneaux	<i>DETECTION</i> R_s <i>diminue</i> R_r <i>augmente</i> L_r <i>diminue</i> L_s <i>diminue</i>	<i>Paramètres issue de modèle de Park</i>
Excentricité	R_s <u><i>augmente</i></u>	<i>Augmentation possible de R_r si défaut au rotor</i>
Court-circuit	<i>DETECTION</i> R_s <i>augmente</i> R_r <i>diminue</i> L_r <i>diminue</i> L_f <i>diminue</i> <i>LOCALISATION</i> R_{sa} et $L_{f_{sa}}$ <i>augmentent si défaut sur la phase</i>	<i>R_{sa} et $L_{f_{sa}}$ issus de modèle triphasé</i>

Tableau 3.4 : Paramètre issus de modèles représentatifs de défauts

Ces méthodes d'estimations de paramètres présentent l'avantage de permettre l'observation de grandeurs difficilement, voire même parfois non mesurables. Si les estimations sont correctement réalisées, alors les résistances, inductances, inductances mutuelles peuvent servir de bons indicateurs de défauts. Cependant ces méthodes restent tributaires d'un compromis entre la finesse de la modélisation, la prise en compte des phénomènes physiques ainsi que du temps de calcul requis. De plus, ces méthodes effectuent un filtrage des signaux d'acquisitions, ce qui entraîne une perte d'information.

Il serait intéressant de compléter ces méthodes par des méthodes ne nécessitant aucun modèle, c'est-à-dire, *sans connaissance à priori* du processus. Cela introduit donc la seconde famille des méthodes de diagnostic, à savoir les méthodes externes, qui présentent l'avantage de ne pas filtrer l'information.

3.4.2 Méthodes de diagnostic sans connaissance à priori

Nous avons vu que la première famille de méthodes nécessite la connaissance du comportement dynamique de la machine asynchrone. Dans cette deuxième partie, nous nous intéressons aux résultats obtenus à partir du suivi direct des grandeurs telles que les courants, le couple estimé ou mesuré, les flux ou encore les vibrations. **(méthodes qualitatives mono-signal-voir chapitre 1)**

Ces méthodes dites 'sans modèles' se basent sur l'analyse des signaux d'acquisitions. Elles ont l'avantage d'être indépendante de l'analyse des fluctuations internes du système. D'autre part, l'information contenue dans les signaux n'étant pas filtrée par la modélisation, elle reste intacte.

3.4.2.1 Analyse des signaux vibratoires

L'analyse des défaillances des moteurs électriques par les signaux vibratoires et acoustiques permet une détection de quasiment tous les défauts, notamment ceux mécaniques, pouvant se produire sur le processus [Bigret, 94] [Schoen, 94]. Cette analyse peut être réalisée à partir de capteurs, généralement des accéléromètres, placés sur les paliers dans les directions verticales, axiales et radiales.

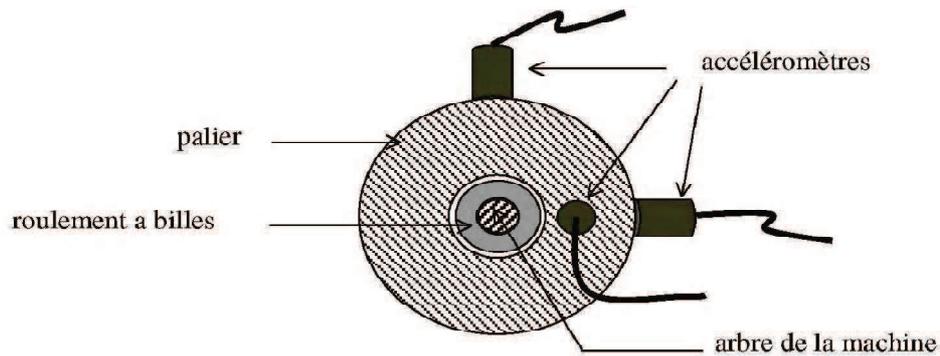


Fig. 3.7 : Mesures vibratoires sur la machine asynchrone

Les vibrations de la machine fournissent des informations sur pratiquement tous les défauts mécaniques fréquemment rencontrés. Le tableau 3.5 résume les caractéristiques de l'analyse vibratoire de ces défauts [Cameron, 86], [Calis, 99], [Filbert, 90], [Tavner, 87].

Types de défaut	Signatures (analyse vibratoire)	Commentaires
Rupture de barres Rupture de portions d'anneaux	$fr \pm 2.g.fs$ (g : glissement, fs : fréquence d'alimentation et fr : fréquence de rotation du rotor)	Les vibrations axiales augmentent avec le nombre de barres cassées
Excentricité Statique dynamique	Excentricité statique : $2.fs$ ou des composantes à $Nr.fr \pm fs$ Excentricité dynamique : $fr \pm 2.g.fs$ ou fr	L'excentricité dynamique est fonction de temps et de l'espace L'excentricité statique est fonction de l'espace seulement
Désalignement	fr et $2.fr$ principalement	Vibrations plus importantes dans la direction axiale
Déséquilibre mécanique	fr	Au niveau de la charge notamment vibration plus importantes dans le direction radiale
Défaillance des paliers	$n \cdot fe$ et $n \cdot fi$ $fi \pm n \cdot fr$ Avec n un nombre entier	Bagues externes Bagues internes Ces composantes fréquentielles sont modulées par la vitesse

Tableau 3.5 : Analyse vibratoire et signature fréquentielle

3.4.2.2 Analyse des flux

La conversion électromécanique de l'énergie est localisée dans l'entrefer. Cette conversion est donc affectée par tout déséquilibre magnétique, mécanique, électrique ou électromagnétique au rotor ou au stator. Le flux d'entrefer et ainsi que l'induction magnétique dans cet entrefer, le flux embrassé dans les enroulements statoriques ou encore le flux de fuite dans l'axe du rotor sont des paramètres qui, à cause de leur sensibilité à tout déséquilibre de la machine, méritent d'être analysés.

Ces grandeurs sont difficilement mesurables mais des études ont été menées pour extraire des signatures spécifiques à certains défauts [**Cabanas, 98**].

Le flux axial est toujours présent dans les machines électriques à cause des dissymétries inhérentes à leur fabrication. L'étude des variations de flux peut donc être une solution pour détecter et localiser un défaut au travers de l'utilisation de bobines exploratrices placées à l'extérieur de la machine, perpendiculairement à l'axe du rotor.

L'identification des courts circuits dans les enroulements statoriques est possible, par la visualisation des composantes fréquentielles du flux de fuite dans l'axe du rotor [**Henao, 99a**]:

$$kf_s \pm nf_r \quad (3.1)$$

avec n et k des nombres entiers et k impair.

Toutes ces composantes, déjà présentes dans le spectre du flux pour la machine saine, vont augmenter en présence du défaut [**Cabanas, 98**]. Par ailleurs ces augmentations sont indépendantes du niveau de charge.

Certaines composantes du flux axial permettent de détecter d'éventuels défauts liés aux barres rotoriques et aux paliers (roulements). Les composantes à prendre en compte pour les barres sont définies dans le tableau 3.6. En ce qui concerne les paliers, les raies à prendre en compte sont celles situées dans la plage de fréquence 600 Hz à 900 Hz pour une alimentation 50 Hz.

f_s	$(5 - 4g)f_s$
$(2g - 1)f_s$	$(6g - 5)f_s$
$(3 - 2g)f_s$	$(7 - 6g)f_s$
$(4g - 3)f_s$	$(8g - 7)f_s$

Tableau 3.6 : Fréquences caractéristiques du flux axial

3.4.2.3 Analyse du couple électromagnétique

Certains défauts mécaniques peuvent être détectés par la recherche d'harmoniques dans le spectre du couple électromagnétique (C_{em}) mesuré, résultant d'une interaction entre le flux et le courant [Yahoui, 95]. Ce couple peut être reconstruit, soit à partir de deux des trois courants statoriques, soit en utilisant un modèle physique de la machine.

L'utilisation de ce signal peut s'avérer un bon choix pour la détection des défauts de charge. En effet, les variations du couple de charge vont induire des variations du flux et du courant dans la machine. De même, la torsion de l'arbre entraîne l'apparition d'harmoniques dans le spectre du couple.

Les oscillations de couple peuvent aussi servir à détecter certains défauts rotoriques comme la cassure de des deux anneaux d'une cage par exemple [Yahoui, 96].

Dans le tableau 3.7 sont présentés les résultats obtenus concernant les variations des harmoniques du couple en présence de portions d'anneaux cassées pour une alimentation 50 Hz [Thollon, 93].

50Hz	100Hz	200Hz	300Hz	700Hz	800Hz
					

Tableau 3.7 : Evolution des différents harmoniques du couple en présence de rupture d'anneaux [Thollon, 93]

A partir d'un modèle de la machine, des composantes du flux rotorique sont estimés [Yahoui, 95] dans un repère 'd-q' lié au stator dans le but d'observer le couple électromagnétique (C_{em}). Une dissymétrie électrique du rotor fait apparaître des harmoniques de dents rotoriques, ce qui modifie le champ d'entrefer. Le problème peut alors être détecté en analysant les fréquences d'encoches présentes dans le spectre du C_{em} estimé par:

$$f_{sb} = \left[\frac{Nr \cdot (1-g)}{p} \pm 2 \cdot g \cdot f_s \right] \quad (3.2)$$

avec :

f_{sb} : Fréquence d'encoche au rotor

Nr : Nombre d'encoches au rotor

f_s : Fréquence d'alimentation

$n = 1, 2, 3, 4, \dots$

g : le glissement

Pour une alimentation à 50 Hz, la variation d'amplitude des raies à 600 et 900Hz en présence de barres cassées et des deux premiers harmoniques du couple qui augmentent en présence d'excentricité.

3.4.2.4 Détection des défauts par analyse des courants statoriques

Les signaux évoqués précédemment permettent de détecter un grand nombre de défauts sur la machine. Cependant, ces signaux nécessitent la mise en place d'un grand nombre de capteurs (flux, couple mètre, accéléromètres,...) souvent onéreux, sensibles et délicats à placer dans des environnements contraignants.

Pour tous ces inconvénients et pour extraire de manière précise les informations relatives aux défauts les recherches ont été particulièrement dirigées vers le spectre des courants statoriques. Ces courants sont faciles à mesurer et fournissent des informations sur de nombreux défauts [Casimir, 03].

Les défauts de la machine asynchrone se traduisent dans le spectre du courant statorique par :

- ✓ L'apparition des raies spectrales dont les fréquences sont directement liées à la fréquence de rotation de la machine, aux fréquences des champs tournants et aux paramètres physiques de la machine (nombre d'encoche rotorique et nombre de paires de pôles).
- ✓ La modification de l'amplitude de raies spectrales présentées dans le spectre du courant.

Cette approche de surveillance des entraînements électriques a été largement utilisée depuis ces dernières années, elle est connue sous le nom de MCSA (Motor Current Signature Analysis). L'avantage, comparé aux signaux précédents, est que les capteurs de courants sont désormais présents dans tous les systèmes de commande des entraînements électriques et offrent, donc, un accès aisé à la mesure sans une implémentation (de capteur) supplémentaire

3.4.2.4.1 Ruptures de barres ou de portions d'anneaux

La rupture de barres d'une machine asynchrone est un des défauts le plus couramment étudié en laboratoire en raison à sa simplicité de réalisation mais non nécessairement le plus probable. Ce défaut induit des modifications dans les courants du stator et entraîne donc l'apparition d'harmoniques caractéristiques dans le spectre de ce signal [Deleroi, 82].

En effet, lors de l'apparition d'une rupture de barre, des harmoniques de flux sont produits et induisent des harmoniques de courant dans l'enroulement statorique aux fréquences :

$$f = f_s(1 \pm 2g) \quad (3.3)$$

De plus les amplitudes des raies dans ces bandes latérales du fondamental augmentent avec le nombre de barres défailtantes [Stein, 88].

3.4.2.4.2 Excentricité

La variation de la longueur de l'entrefer entraîne des variations dans la densité du flux d'entrefer. Les enroulements statoriques sont électriquement affectés. On retrouve alors ces effets dans le spectre des courants.

L'identification du type d'excentricité est possible, par la visualisation dans ce spectre, des composantes fréquentielles suivantes :

Pour l'excentricité statique :

$$f_{exc} = f_s \cdot \left[1 \pm n \frac{N_r(1-g)}{p} \right] \quad (3.4)$$

Pour l'excentricité dynamique :

$$f_{exc} = f_s \cdot [1 \pm 2n(1-g)] \quad (3.5)$$

Pour le désalignement :

$$f_{exc} = f_s \cdot \left[1 \pm n \frac{1-g}{p} \right] \quad (3.6)$$

3.4.2.4.3 Défauts roulements

Le roulement à billes (ou palier) présente un vieillissement plus ou moins rapide. Classiquement, ce défaut est diagnostiqué à partir du spectre d'une mesure acoustique ou vibratoire.

On peut retrouver les phénomènes vibratoires des paliers sur le spectre des courants statoriques en considérant que l'excentricité ou le désalignement du rotor conduit nécessairement à une variation de la densité de flux d'entrefer. L'expression analytique des fréquences liées aux défauts du roulement en fonction de ses paramètres mécaniques (diamètre de bille DB, diamètre primitif du palier DP) est explicitée et vérifiée par des essais. Les raies se trouvent à des fréquences différentes de celles dues à des défauts tels que les harmoniques d'encoches ou d'excentricité dynamique ou statique. Ces fréquences sont déduites des dimensions des paliers et des roulements à billes (DP et DB).

Les composantes fréquentielles spécifiques aux vibrations des paliers notées f_{pal} sont définies par la relation (3.8).

$$f_{pal} = f_s \pm n f_{i,e} \quad (3.7)$$

Où $n=1,2,\dots$

'i,e' : interne, externe (bagues)

Les fréquences des bagues internes et externes de roulement sont définies respectivement par les expressions (3.9) et (3.10) en fonction du nombre de billes noté n_b :

$$f_e = \frac{n_b}{2} f_r \left[1 - \frac{DB}{DP} \cdot \cos\beta \right] \quad (3.8)$$

$$f_i = \frac{n_b}{2} f_r \left[1 + \frac{DB}{DP} \cdot \cos\beta \right] \quad (3.9)$$

où f_r est la fréquence de rotation du rotor et β l'angle de contact.

Cependant, ces informations sont fonction des données du constructeur. On peut toutefois approcher les expressions de f_e et f_i pour un nombre faible de billes dans les roulements [Schoen, 95] par :

$$f_e = 0.4 n_b f_r \quad (3.9)$$

$$f_i = 0.6 n_b f_r \quad (3.10)$$

3.5 Méthodes basée l'intelligence artificielle (IA)

Les méthodes issues de l'intelligence artificielle ont été très utilisées dans le diagnostic des MAS.

Les méthodes de diagnostic basée sur la reconnaissance des formes ont été aussi mise en œuvre avec succès dans de nombreux travaux pour le diagnostic des machines asynchrones [Casimir, 03], [Ondel, 06]. [Zieba, 95], [Ouaghram, 99].

3.6 Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre la constitution de la machine asynchrone à cage d'écurueil, son principe de fonctionnement, ainsi qu'une synthèse des défauts et des causes pouvant l'affecter. Nous avons également présenté une synthèse de différentes méthodes de modélisation et de diagnostic de la machine asynchrone triphasée.

Dans un premier temps nous nous sommes intéressés aux méthodes de diagnostic à base de modèles. Si le comportement électrique et dynamique de la machine est parfaitement connu,

les modèles utilisés peuvent fournir une estimation fiable des grandeurs à surveiller et qui sont difficilement mesurables.

D'un autre côté, des mesures vibratoires, électriques et électromagnétiques rendent directement compte de l'état de la machine.

Toutefois ces deux solutions doivent être utilisées de manière complémentaire : la mesure des courants et des vibrations par exemple peut suffire pour une surveillance en ligne. Mais l'estimation des paramètres et des variables apporte de manière moins onéreuse des informations supplémentaires.

La liste des signatures des défauts est sans aucun doute non exhaustive, mais ces résultats serviront de point de départ pour la recherche de la signature nécessaire à la reconnaissance des formes. En effet, pour être appliquée au diagnostic la reconnaissance des formes (RDF) nécessite la connaissance de l'état de fonctionnement du système étudié par le biais du vecteur forme.

Notre travail est principalement consacré au diagnostic d'une machine asynchrone en présence des défauts de court circuit au niveau du stator ainsi que des cassures de barres. Pour cela, il faut disposer d'un bon modèle mathématique, décrivant le comportement de la machine dans l'état sain et ou avec défauts. Ceci fait l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE 4

MODELISATION MULTISPIRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE ET SIMULATION EN REGIME SAIN ET AVEC DEFAUT

4.1 Introduction

La modélisation et la simulation de la machine asynchrone ont fait l'objet de nombreux travaux. On dit qu'on peut modéliser un processus physique, si on est capable de prédire quel est son comportement (sortie) lorsqu'on le soumet à une sollicitation (entrée) connue.

Le problème de modélisation se pose lorsque l'ingénieur doit prendre une décision au sujet d'un phénomène dont il ne connaît le comportement qu'à partir des données expérimentales. Dans certains cas, la connaissance fondamentale des phénomènes en question nous permet de proposer un modèle mathématique bien précis (modèle de connaissance).

Pour des raisons de commodité pratique, le modèle sera mathématique afin d'être simulé sur ordinateur numérique. On cherche donc une relation mathématique qui lie les variables d'entrée et celles de sortie. Cette relation mathématique prend une certaine forme qui définit la structure du modèle. Elle fait intervenir des paramètres dont, en général, on ignore a priori les valeurs numériques.

Pour obtenir le modèle d'un système ; trois tâches doivent être accomplies :

- Choisir le modèle ;
- Déterminer ses paramètres;
- Vérifier sa validité.

La modélisation décrite dans ce chapitre, a pour objet de simuler le défaut de court circuit entre spires, la rupture de barres pour une machine asynchrone à cage. Pour ce faire nous avons choisi un modèle basé sur un circuit maillé représentant la cage rotorique car il s'adapte bien au problème posé puisqu'il décrit chaque élément de la cage par un circuit électrique équivalent.

4.2. Hypothèse d'étude

Pour mettre en évidence l'influence des défauts électriques sur les grandeurs temporelles de la machine asynchrone, il est indispensable de poser certaines hypothèses qui ont pour but de faciliter la mise en équations des circuits électriques de la machine. Mais, il faut imposer un minimum d'hypothèses si nous voulons que le vecteur de sortie soit le plus exploitable possible.

Dans l'approche proposée, nous avons supposé que [Didier, 04] :

- Circuit magnétique linéaire (la perméabilité du fer très grande devant 1).
- Effet de peau est négligeable.

- Barres rotoriques sont isolées les unes des autres
- Pertes fer, les effets capacitifs et les effets thermiques sont négligeables.
- Pas d'effet d'excentricité.

4.3 Modélisation des bobinages de la machine asynchrone par des schémas électriques

4.3.1 Modélisation du stator

Le stator de la machine étudiée est un stator triphasé composé de m encoches statoriques. Chaque phase statorique est composée de plusieurs bobines logées dans les encoches du stator. Ces bobines statoriques sont placées de sorte à obtenir une distribution de la force magnétomotrice la plus sinusoïdale possible le long de l'entrefer. La figure (4.1) donne une représentation de la modélisation choisie pour les trois phases statoriques de la machine asynchrone.

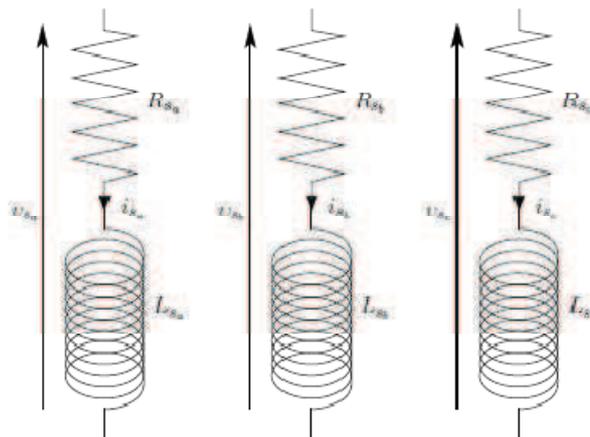


Fig. 4.1 : Circuits électriques adoptés pour la modélisation des trois phases statoriques

Les valeurs des inductances sont fonction du nombre de bobines ainsi que du type de bobinage mis en place dans les encoches statoriques (concentrique, imbriqué, ...). Celles des résistances dépendent essentiellement de la longueur, de la section et du type de cuivre utilisé.

4.3.2 Modélisation du rotor

La cage d'écureuil de la machine se compose de N_r barres rotoriques. La cage rotorique peut se décomposer en $(N_r + 1)$ circuits électriques rotoriques indépendants. En effet, le rotor peut être décomposé en volumes élémentaires, constitués chacun de deux barres rotoriques adjacentes ainsi que les portions d'anneaux de court-circuit les reliant, pouvant être étudiés sous forme de circuit électriques.

Un des anneaux de court-circuit crée, par conséquent, une boucle supplémentaire ce qui porte le nombre de boucle totale à (N_r+1) . Nous associons à chacune de ces boucles un courant, ce qui nous amène à calculer $(N_r + 1)$ courants rotoriques. Chaque barre rotorique est modélisée par une inductance en série avec une résistance, tout comme chaque segment d'anneau de court-circuit [Toliyat, 95]. La figure (4.2) nous donne la forme des circuits électriques adoptée pour la modélisation de la cage d'écureuil rotorique.

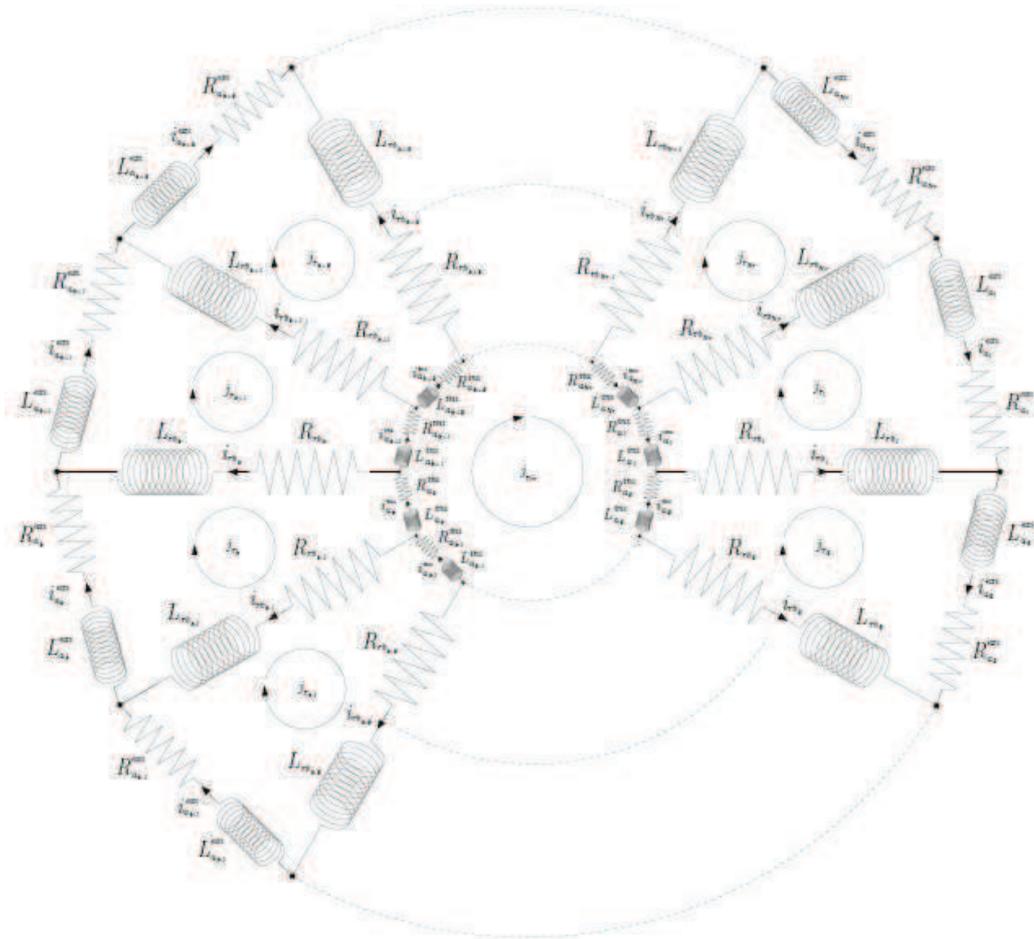


Fig. 4.2 : Circuit électrique adopté pour la modélisation de la cage rotorique

Pour permettre une compréhension adéquate du modèle de la cage d'écureuil de la machine, on nomme par :

- R_{rb_k} la résistance d'une barre rotorique k ,
- L_{rb_k} l'inductance de fuite d'une barre rotorique k ,
- $R_{a_k}^{ext}$ la résistance du segment d'anneau de court-circuit extérieur,
- $L_{a_k}^{ext}$ l'inductance de fuite du segment d'anneau de court-circuit extérieur,

- $R_{a_k}^{int}$ la résistance du segment d'anneau de court-circuit intérieur,
- $L_{a_k}^{int}$ l'inductance du segment d'anneau de court-circuit intérieur,
- $i_{r_{b_k}}$ le courant circulant dans la barre rotorique,
- $i_{a_k}^{int}$ le courant dans le segment d'anneau de court-circuit intérieur,
- $i_{a_k}^{ext}$ le courant dans le segment d'anneau de court-circuit extérieur,
- J_{r_k} le courant circulant dans la boucle rotorique,
- $J_{r_{cc}}$ le courant circulant dans l'anneau de court-circuit intérieur.

4.4. Equations différentielles associées aux circuits électriques

Avec les hypothèses décrites précédemment et la le type de modélisation du stator et du rotor, les différentes équations différentielles au niveau des trois phases statoriques et des différentes mailles rotoriques s'écrivent alors :

4.4.1 Equations différentielles au stator

Ces équations différentielles nous permettent d'associer le vecteur des tensions appliquées au bornes des trois enroulements statoriques s_a, s_b, s_c , le vecteur des courants les parcourant, ainsi que le vecteur flux pour les trois phases statoriques.

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d[\Phi_s]}{dt} \quad (4.1)$$

$[V_s]$ représente le vecteur tension, $[I_s]$ le vecteur courant et $[\Phi_s]$ le vecteur flux tels que :

$$[V_s] = \begin{bmatrix} v_{s_a} \\ v_{s_b} \\ v_{s_c} \end{bmatrix}; [I_s] = \begin{bmatrix} i_{s_a} \\ i_{s_b} \\ i_{s_c} \end{bmatrix} \text{ et } [\Phi_s] = \begin{bmatrix} \Phi_{s_a} \\ \Phi_{s_b} \\ \Phi_{s_c} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

La matrice des résistances, qui regroupe les résistances de chacune des phases statoriques, est donnée sous la forme suivante :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_{s_a} & 0 & 0 \\ 0 & R_{s_b} & 0 \\ 0 & 0 & R_{s_c} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Les trois phases statoriques sont non seulement magnétiquement couplées entre elles mais également avec les circuits électriques rotoriques. Par conséquent, les courants de boucles rotoriques notés ici $[J_r]$ interviennent dans les équations des trois flux statoriques.

$$[\Phi_s] = [L_s][I_s] + [M_{sr}][J_r] \quad (4.4)$$

La matrice inductance $[L_s]$ se compose des inductances propres, de magnétisation, de fuites et mutuelles des trois phases statoriques. Elle peut se mettre sous la forme :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{S_a S_a} & M_{S_a S_b} & M_{S_a S_c} \\ M_{S_b S_a} & L_{S_b S_b} & M_{S_b S_c} \\ M_{S_c S_a} & M_{S_c S_b} & L_{S_c S_c} \end{bmatrix} \quad \text{où} \quad \begin{aligned} L_{S_a S_a} &= L_{m_{S_a S_a}} + L_{f_{S_a S_a}} \\ L_{S_b S_b} &= L_{m_{S_b S_b}} + L_{f_{S_b S_b}} \\ L_{S_c S_c} &= L_{m_{S_c S_c}} + L_{f_{S_c S_c}} \end{aligned} \quad (4.5)$$

La matrice des inductances mutuelles $[M_{sr}]$ entre les trois phases statoriques et les (N_r+1) boucles rotoriques se met sous la forme matricielle suivante :

$$[M_{sr}] = \begin{bmatrix} M_{S_a r_1} & M_{S_a r_2} & \cdots & M_{S_a r_k} & \cdots & M_{S_a r_{N_r}} & M_{S_a r_{cc}} \\ M_{S_b r_1} & M_{S_b r_2} & \cdots & M_{S_b r_k} & \cdots & M_{S_b r_{N_r}} & M_{S_b r_{cc}} \\ M_{S_c r_1} & M_{S_c r_2} & \cdots & M_{S_c r_k} & \cdots & M_{S_c r_{N_r}} & M_{S_c r_{cc}} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Le vecteur $[J_r]$ regroupe les $(N_r + 1)$ courants de boucles rotoriques :

$$[J_r] = [j_{r1} \quad j_{r2} \quad \cdots \quad j_{rk} \quad \cdots \quad j_{rN_r} \quad j_{rcc}]^T \quad (4.7)$$

4.4.2 Equations différentielles au rotor

Notons $[V_r]$ le vecteur des tensions de chacune des boucles rotoriques, $[J_r]$ le vecteur des courants les parcourant et $[\Phi_r]$ le vecteur flux. Ces vecteurs sont reliés grâce à l'équation :

$$[V_r] = [R_r][J_r] + \frac{d[\Phi_r]}{dt} \quad (4.8)$$

Le vecteur $[\Phi_r]$, donné dans l'équation précédente, se décompose de la façon suivante :

$$[\Phi_r] = [\Phi_{r1} \quad \Phi_{r2} \quad \cdots \quad \Phi_{rk} \quad \cdots \quad \Phi_{rN_r} \quad \Phi_{rcc}]^T \quad (4.9)$$

Nous devons noter que dans le cas particulier de la machine asynchrone à cage d'écurieul, le vecteur tension $[V_r]$ est nul. Les résistances des $(N_r + 1)$ boucles rotoriques sont regroupées dans la matrice $[R_r]$ qui prend la forme suivante :

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_{rt_1} & -R_{rb_1} & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & -R_{rb_{N_r}} & -R_{a_1}^{int} \\ -R_{rb_1} & R_{rt_2} & R_{rb_2} & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 & -R_{a_2}^{int} \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -R_{rb_{k-1}} & R_{rt_k} & -R_{rb_k} & \cdots & 0 & 0 & -R_{a_k}^{int} \\ \vdots & \vdots \\ -R_{rb_{N_r}} & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & -R_{rb_{N_r-1}} & R_{rt_{N_r}} & -R_{a_{N_r}}^{int} \\ -R_{a_1}^{int} & -R_{a_2}^{int} & -R_{a_3}^{int} & \cdots & -R_{a_{k-1}}^{int} & -R_{a_k}^{int} & -R_{a_{k+1}}^{int} & \cdots & -R_{a_{N_r-1}}^{int} & -R_{a_{N_r}}^{int} & \sum_{k=1}^{N_r} R_{a_{k+1}}^{int} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$\text{avec } \begin{cases} R_{rt_1} = R_{rb_{N_r}} + R_{rb_1} + R_{a_1}^{int} + -R_{a_1}^{int} \\ \vdots \\ R_{rt_k} = R_{rb_{k-1}} + R_{rb_k} + R_{a_k}^{int} + -R_{a_k}^{ext} \\ \vdots \\ R_{rt_{N_r}} = R_{rb_{N_r-1}} + R_{rb_{N_r}} + R_{a_{N_r}}^{int} + -R_{a_{N_r}}^{ext} \end{cases}$$

Les boucles rotoriques étant magnétiquement couplées aux phases statoriques, le vecteur flux $[\Phi_r]$ dépend non seulement des courants de boucles rotoriques mais aussi des courants de chacune des phases statoriques si bien que :

$$[\Phi_r] = [L_r][J_r] + [M_{rS}][I_S] \quad (4.11)$$

où la matrice inductance $[L_r]$, décrite ci-dessous, se compose des inductances propres, de magnétisation, de fuite et mutuelles de chaque boucle rotorique.

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{rr_1} & M_{r_1r_2} - L_{fb_1} & M_{r_1r_3} & \cdots & M_{r_1r_{k-1}} & M_{r_1r_k} & M_{r_1r_{k+1}} & \cdots & M_{r_1r_{N_r-1}} & M_{r_1r_{N_r}} - L_{fb_{N_r}} & -L_{a_1}^{int} \\ M_{r_2r_1} - L_{fb_1} & L_{rr_2} & M_{r_2r_3} - L_{fb_2} & \cdots & M_{r_2r_{k-1}} & M_{r_2r_k} & M_{r_2r_{k+1}} & \cdots & M_{r_2r_{N_r-1}} & M_{r_2r_{N_r}} & -L_{a_2}^{int} \\ \vdots & \vdots \\ M_{r_kr_1} & M_{r_kr_2} & M_{r_kr_3} & \cdots & M_{r_kr_{k-1}} - L_{fb_k} & L_{rr_k} & M_{r_kr_{k+1}} - L_{fb_k} & \cdots & \cdots & \cdots & -L_{a_k}^{int} \\ \vdots & \vdots \\ M_{r_{N_r}r_1} - L_{fb_{N_r}} & M_{r_{N_r}r_2} & M_{r_{N_r}r_3} & \cdots & M_{r_{N_r}r_{k-1}} & M_{r_{N_r}r_k} & M_{r_{N_r}r_{k+1}} & \cdots & M_{r_{N_r}r_{N_r-1}} - L_{fb_{N_r-1}} & L_{rr_{N_r}} & -L_{a_{N_r}}^{int} \\ -L_{a_1}^{int} & -L_{a_2}^{int} & -L_{a_3}^{int} & \cdots & -L_{a_{k-1}}^{int} & -L_{a_k}^{int} & -L_{a_{k+1}}^{int} & \cdots & -L_{a_{N_r-1}}^{int} & -L_{a_{N_r}}^{int} & \sum_{k=1}^{N_r} L_{a_k}^{int} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$\text{avec } \begin{cases} L_{rr_1} = L_{mb_1} + L_{rb_{N_r}} + L_{rb_1} + L_{a_1}^{int} + L_{a_1}^{ext} \\ \vdots \\ L_{rr_k} = L_{mb_k} + L_{rb_{k-1}} + L_{rb_k} + L_{a_k}^{int} + L_{a_k}^{ext} \\ \vdots \\ L_{rr_{N_r}} = L_{mb_{N_r}} + L_{rb_{N_r-1}} + L_{rb_{N_r}} + L_{a_{N_r}}^{int} + L_{a_{N_r}}^{ext} \end{cases}$$

La matrice $[M_{rS}]$, décrite par l'équation 4.13, se compose des inductances mutuelles entre les $(N_r + 1)$ boucles rotoriques et les trois phases statoriques.

$$[M_{rs}] = \begin{bmatrix} M_{r_1s_a} & M_{r_1s_b} & M_{r_1s_c} \\ M_{r_2s_a} & M_{r_2s_b} & M_{r_2s_c} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M_{r_k s_a} & M_{r_k s_b} & M_{r_k s_c} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M_{r_{N_r} s_a} & M_{r_{N_r} s_b} & M_{r_{N_r} s_c} \\ M_{r_{cc} s_a} & M_{r_{cc} s_b} & M_{r_{cc} s_c} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Notons qu'à travers la réciprocité des inductances mutuelles entre les phases statoriques et les boucles rotoriques, nous avons $[M_{rs}] = [M_{sr}]^T$.

4.4.3 Equations mécaniques de la machine

Les équations électriques dépendent de la position angulaire du rotor au travers des mutuelles stator/rotor. Il est donc indispensable de relier cette équation à l'équation mécanique régissant la position angulaire du rotor. Le principe fondamental de la dynamique appliqué au rotor permet d'exprimer l'accélération du rotor en fonction du couple électromagnétique et du couple de charge résistant:

$$J_t \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - f_v - C_r \quad (4.14)$$

$$\Omega = \frac{d\theta}{dt} \quad (4.15)$$

où J_t représente le moment d'inertie de la machine étudiée, Ω sa vitesse rotorique, C_{em} son couple électromagnétique, f_v son frottement visqueux et C_r son couple de charge.

L'équation 4.15 lie la vitesse rotorique à la position du rotor. Les paramètres J_t , f_v et C_r dépendent directement de la machine étudiée et de sa charge.

Le calcul du couple électromagnétique est déterminé en étudiant la coénergie magnétique suivant l'équation :

$$W_{co} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [J_r] \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} [L_s] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [J_r] \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Si cette coénergie est exprimée en fonction des différents courants de phases de la machine, le couple électromagnétique se calcule en dérivant cette dernière par rapport à la position que

prend le rotor vis-à-vis du stator. L'expression du couple électromagnétique C_{em} peut finalement être déterminée grâce à la relation :

$$C_{em} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [J_r] \end{bmatrix}^T \frac{d}{d\theta} \begin{bmatrix} [L_s] & M_{sr} \\ M_{rs} & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_s \\ J_r \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Les relations (4.18) donnent un récapitulatif des équations électriques et mécaniques qui régissent le fonctionnement de la machine asynchrone à cage.

$$\left\{ \begin{array}{l} [V_s] = [R_s] [I_s] + \frac{d[\Phi_s]}{dt} \\ [\Phi_s] = [L_s] [I_s] + [M_{sr}] [J_r] \\ [V_r] = [R_r] [J_r] + \frac{d[\Phi_r]}{dt} \\ [\Phi_r] = [L_r] [J_r] + [M_{rs}] [I_s] \\ C_{em} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} [I_s] \\ [J_r] \end{bmatrix}^T \frac{d}{d\theta} \begin{bmatrix} [L_s] & M_{sr} \\ M_{rs} & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_s \\ J_r \end{bmatrix} \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J_t} (C_{em} - f_v - C_r) \\ \Omega = \frac{d\theta}{dt} \end{array} \right. \quad (4.18)$$

Le tableau (4.1), résume les expressions des différentes inductances de la machine asynchrone à cage qu'on va utiliser [**Baghli, 99**].

Inductances	Expressions
L'inductance principale d'une phase statorique.	$L_{m_{s_i s_j i=j}} = \frac{4\mu_0 N_s^2 Rl}{e\pi p^2}$ où les indices i et j peuvent substituer indépendamment à la lettre a, b ou c. Les termes l et R représentent la longueur active du circuit magnétique et le rayon moyen à l'entrefer.
L'inductance mutuelle entre phases statoriques	$M_{s_i s_j i=j} = -\frac{L_{m_{ss}}}{2}$
L'inductance totale d'une phase statorique.	$L_{ss} = L_{m_{ss}} + L_{f_{ss}}$
L'inductance principale d'une maille rotorique	$L_{r_{b_k}} = \frac{N_r - 1}{N^2} \mu_0 \frac{2\pi}{e} Rl$
L'inductance mutuelle entre mailles rotoriques.	$M_{r_m r_n} = M_{r_n r_m} = -\frac{\mu_0}{N_r^2} \frac{2\pi}{e} Rl$ où les indices m et n peuvent substituer indépendamment par les nombres $1, 2 \dots N_r$
L'inductance mutuelle entre une maille rotorique et une phase statorique.	$M_{r_m s_i} = L_{sr} \cos(\omega_r + ka)$ avec : $L_{sr} = \frac{4\mu_0 N_s Rl}{e\pi p^2} \sin\left(\frac{a}{2}\right)$

Tableau 4.1 : Inductances de la machine asynchrone à cage.

4.5. Couplage de la machine asynchrone

La MAS doit être alimenté à partir du réseau électrique. Deux types de couplage peuvent être utilisés.

4.5.1 Couplage de la MAS en étoile

Dans le cas d'un couplage des phases statoriques en étoile, le circuit électrique compte deux nœuds et trois branches, ce qui découpe le plan en deux départements comme le montre la figure (4.3).

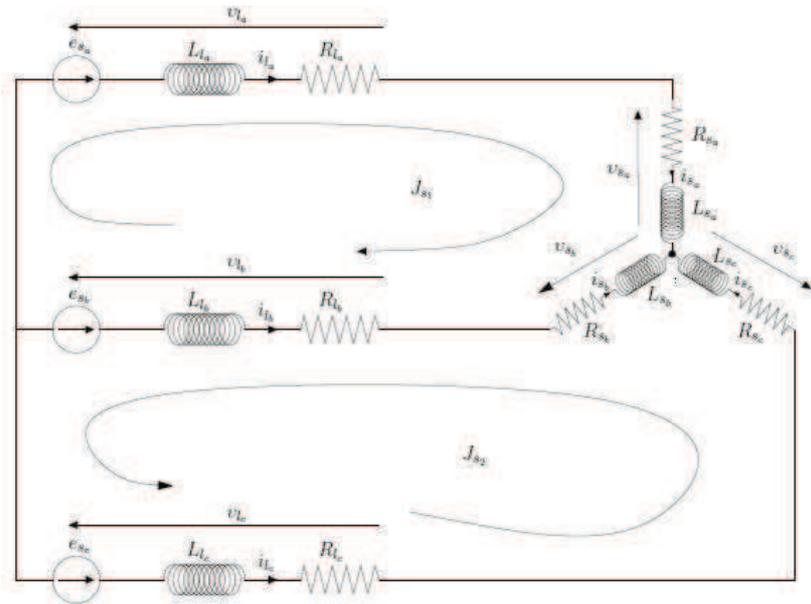


Fig. 4.3 : Couplage en étoile des phases statoriques

Deux courants de boucles, appelés J_{s1} et J_{s2} , sont associés à chaque département. Les six courants de lignes s'expriment en fonction des deux courants de boucle à travers la matrice de connexion étoile $[C_{et}]$ comme ceci :

$$[I_l] = [I_s] = [C_{et}][J_{set}] \tag{4.19}$$

$$\text{avec } [C_{et}] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } [J_{set}] = \begin{bmatrix} J_{s1} \\ J_{s2} \end{bmatrix}$$

4.5.2 Couplage de la MAS en triangle

Pour une connexion des phases statoriques en triangle, le circuit électrique comporte quatre nœuds et six branches, ce qui découpe le plan en trois départements comme le montre la figure (4.4).

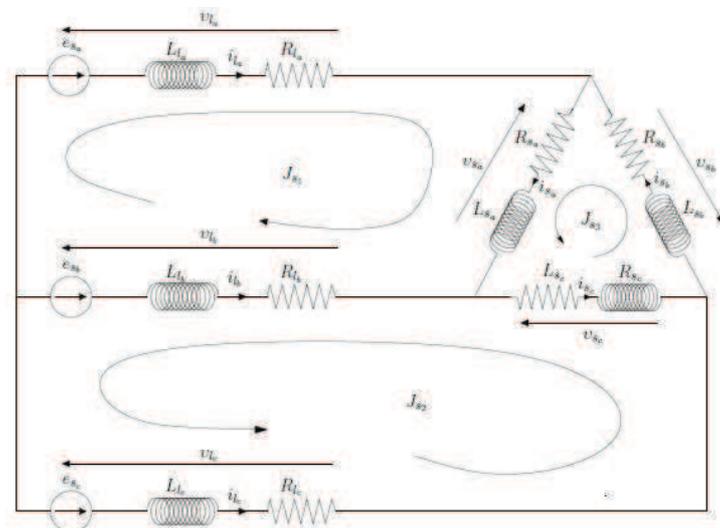


Fig. 4.4 : Couplage en triangle des phases statoriques

Trois courants de boucles, appelés J_{s_1} , J_{s_2} et J_{s_3} , sont associés à chaque département. Les six courants de branches (trois courants de lignes et trois courants de phases) peuvent s'exprimer en fonction des trois courants de boucles statoriques grâce à la matrice de connexion triangle

$[C_{tri}]$ comme ceci :

$$\begin{bmatrix} [I_l] \\ [I_s] \end{bmatrix} = [C_{tri}][J_{s_{tri}}] \quad (4.20)$$

Avec $[C_{tri}] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}$ et $[J_{s_{tri}}] = \begin{bmatrix} J_{s_1} \\ J_{s_2} \\ J_{s_3} \end{bmatrix}$

Le système d'équation (4.18) doit être modifié pour prendre en compte le couplage étoile ou le couplage triangle de la machine asynchrone sur l'alimentation. De façon générale, en posant $[C_g]$ la matrice de connection globale pour un couplage étoile ou triangle, $[R_g]$ la matrice des résistances globales du système, $[L_g]$ la matrice des inductances globales du système (ces deux matrices dépendent aussi du couplage choisi), $[J]$ le vecteur courant composé des courants de boucles statoriques et rotoriques et $[E]$ le vecteur regroupant les sources de tensions indépendantes, nous aboutissons à la formulation suivante :

$$\underbrace{[C_g][\mathcal{E}]}_{[E]} = \underbrace{[C_g]^T [R_g] [C_g]}_{[R]} [J] + \frac{d}{dt} \underbrace{([C_g]^T [L_g] [C_g])}_{[L]} [J] \quad (4.21)$$

L'équation précédente peut être développée pour faire apparaître le terme relatif à la vitesse de rotation de la machine tel que :

$$[E] = \left([R] + \Omega \frac{d[L]}{d\theta} \right) [J] + [L] \frac{d[J]}{dt} \quad (4.22)$$

L'expression permettant d'obtenir le couple électromagnétique est par conséquent fonction du vecteur des courants de boucles $[J]$:

$$C_{em} = \frac{1}{2} [J]^T \frac{d[L]}{d\theta} [J] \quad (4.23)$$

Par conséquent, le système final lorsque la machine asynchrone est couplée soit en étoile, soit en triangle à l'alimentation électrique (réseau ou convertisseur) devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} [E] = \left([R] + \Omega \frac{d[L]}{d\theta} [J] + [L] \frac{d[J]}{dt} \right) \\ C_{em} = \frac{1}{2} [J]^T \frac{d[L]}{d\theta} [J] \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J_t} (C_{em} - f_v - C_r) \\ \Omega = \frac{d\theta}{dt} \end{array} \right. \quad (4.24)$$

Les équations nécessaires à l'étude du régime transitoire et du régime permanent de la machine ont été posées. Etant données que ces équations obtenues sont non linéaires et qu'une méthode numérique doit être mise en œuvre pour parvenir à la solution, nous avons choisi la méthode explicite et classique de Runge Kutta d'ordre 4. La résolution de ces équations vont nous permettre de simuler l'évolution des caractéristiques électriques (tensions et flux statoriques et rotoriques) et mécaniques (couple électromagnétique et vitesse de rotation).

4.6 Modélisation de la machine asynchrone en régime de défaut statorique

4.6.1 Modèle de défaut statorique de la machine asynchrone

Pour considérer l'existence d'un court-circuit entre spires au niveau du stator on ajoute pour ce dernier une bobine supplémentaire en court-circuit dont le nombre de spires n_{cc} est égal au nombre de spires en défaut de la machine.

Ainsi, en présence d'un déséquilibre statorique, la machine comporte, en plus des bobinages statoriques triphasé d'axes as , bs , cs et rotoriques, un bobinage court-circuité à l'origine du champ stationnaire par rapport au stator, créé en situation de défaut.

La figure (4.5) illustre le stator d'une machine asynchrone à une paire de pôle avec un court-circuit sur la phase bs du stator.

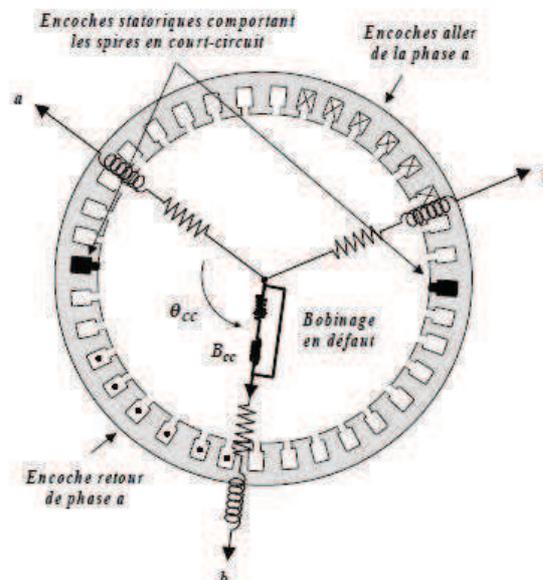


Fig. 4.5 : Court-circuit de spires sur la phase b du stator

On peut constater que le défaut fait apparaître dans la machine un nouveau bobinage B_{cc} , dont le nombre de spires est égal au nombre de spires en court-circuit et la direction égale à $2\pi/3$ (direction de la phase bs). Pour définir ce défaut on introduit un angle électrique θ_{cc} , repérant le bobinage en court-circuit par rapport à l'axe de référence de la phase as . Ce paramètre permet la localisation du bobinage en défaut et ne peut prendre que les trois valeurs 0 , $2\pi/3$, et $-2\pi/3$ correspondant respectivement à un court-circuit sur les phases as , bs et cs . Ainsi que le rapport de court-circuit η_{cc} , égal au rapport du nombre total des spires en court-circuit sur le nombre total des spires en série dans une phase statorique réelle sans défaut. Ce paramètre permet la qualification du déséquilibre du à un certain nombre de spires en court-circuit.

4.6.2 Mise en équation de la machine asynchrone en présence de défaut

Lorsqu'un court-circuit de spires apparaît, l'application du théorème d'Ampère montre qu'il se crée en plus du champ tournant, une excitation magnétique stationnaire notée H_{cc} de pulsation s due au nouveau bobinage court-circuité B_{cc} parcouru par un courant de court-circuit i_{cc} [Shaffer, 99] [Bachir, 02].

En faisant l'hypothèse de la linéarité, cette situation est donc équivalente à un fonctionnement produisant un champ tournant et d'un fonctionnement différentiel à l'origine d'un champ supplémentaire orienté selon l'axe de la bobine en défaut. Les équations de tensions et de flux de la machine asynchrone en défaut de court-circuit s'écrivent alors :

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\phi_s] \\ [V_r] = 0 = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt}[\phi_r] \\ 0 = R_{cc}i_{cc} + \frac{d}{dt}\phi_{cc} \end{cases} \quad (4.25)$$

$$\text{Où : } \begin{cases} [\phi_s] = [L_s][I_s] + [M_{sr}][I_r] + [M_{scc}]i_{cc} \\ [\phi_r] = [M_{rs}][I_s] + [L_r][I_r] + [M_{rcc}]i_{cc} \\ \phi_{cc} = [M_{ccs}][I_s] + [M_{ccr}][I_r] + L_{cc}i_{cc} \end{cases}$$

4.6.3 Détermination des paramètres des bobinages statorique, rotorique et de la bobine en court-circuit :

Les résistances étant directement proportionnelles au nombre de spires, la résistance R_{cc} de la bobine B_{cc} s'écrit simplement en fonction de la résistance R_s des trois phases statoriques sans défaut :

$$R_{cc} = \eta_{cc}R_s \quad (4.26)$$

avec :

$$\eta_{cc} = \frac{n_{cc}}{n_s} = \frac{\text{Nombre de spires en court circuit}}{\text{nombre de spires sur une phase saine}}$$

Le circuit magnétique emprunté par les lignes de champ coupant la bobine B_{cc} en court-circuit est identique à celui emprunté par les lignes de champ coupant la phase statorique en défaut (réductance identique). Ainsi, on peut écrire les différentes inductances et mutuelles inductances de la bobine B_{cc} par rapport aux phases statoriques et rotoriques de la machine [Bachir, 02]:

$$L_{cc} = \eta_{cc}^2 (L_p + L_f) \quad (4.27)$$

$$[M_{ccs}] = \eta_{cc} L_p [\cos(\theta_{cc}) \quad \cos\left(\theta_{cc} - \frac{2\pi}{3}\right) \quad \cos\left(\theta_{cc} + \frac{2\pi}{3}\right)] \quad (4.28)$$

4.7. Modélisation de la machine asynchrone en régime de défaut rotorique

La prise en compte de la rupture d'une ou plusieurs barres de la cage d'écurueil de la machine asynchrone peut être faite en utilisant deux méthodes différentes, le but étant d'annuler le courant qui traverse la barre incriminée. Le circuit électrique rotorique donné à la figure (4.2) doit être reconsidéré pour permettre la prise en compte du défaut rotorique dans le modèle de la machine.

Une première méthode de modélisation consiste à reconstituer totalement le circuit électrique rotorique. Dans ce type d'approche, la barre rotorique défaillante est enlevée du circuit électrique, ce qui oblige à recalculer les matrices résistance $[R_r]$ et inductance $[L_r]$ de la machine asynchrone. En effet, la suppression d'une barre de la cage nous donne une matrice $[R_r]$ et $[L_r]$ de rang inférieur à celle développée pour la machine saine. La modification de l'ordre des matrices rotoriques oblige à recalculer les lois électriques et magnétiques de la boucle k. Nous présentons sur la figure (4.6) la structure finale que prend le circuit électrique rotorique lorsqu'on est en présence d'une barre défaillante.

La seconde approche envisageable consiste à augmenter artificiellement la valeur de la résistance de la barre incriminée d'un facteur suffisant pour que le courant qui la traverse soit le plus proche possible de zéro en régime permanent. En comparaison avec la première méthode, la structure du circuit électrique rotorique n'est pas modifiée car nous considérons, dans ce type de modélisation, qu'une rupture de barre n'altère pas les inductances propres et mutuelles de la cage rotorique. Par conséquent, le programme de simulation s'adaptera à cette

nouvelle contrainte et nous donnera l'évolution temporelle des différents signaux pour un fonctionnement de la machine avec ce type de défaut.

Pour simuler une barre défaillante au sein de la cage rotorique, nous avons utilisé la deuxième méthode dans un souci de simplicité. De plus, la simulation d'une barre partiellement cassée (barre fissurée de moitié par exemple) ne peut pas être envisagée si nous utilisons la première méthode de modélisation alors qu'elle est tout à fait faisable avec la seconde.



Fig. 4.6 : Circuits électriques adoptés pour la modélisation du rotor en présence d'une barre cassée

Après avoir décrit les dispositions adoptées pour la modélisation d'un court circuit entre spires au niveau du stator, ensuite le défaut de rupture d'une barre ou plusieurs barres rotorique, on va maintenant étudier l'évolution temporelle des grandeurs de la machine lorsque celle-ci en régime de défaut.

4.8 Résultats de simulation

Après avoir défini le modèle multi enroulement de la machine asynchrone triphasée à cage, un programme écrit en MATLAB, permet de simuler le comportement du moteur asynchrone dans les différentes conditions de fonctionnement.

Les paramètres et les données de la machine sont tirés de la référence [Baghli, 99]

La résolution des équations différentielles obtenues est réalisée par la méthode de Runge Kutta d'ordre 4.

Dans cette partie on va présenter et étudier l'évolution des différentes grandeurs électriques et électromécaniques de la machine asynchrone, alimenté directement par le réseau triphasé avec un enroulement statorique connecté en étoile. L'interprétation des courbes sera donnée pour différentes conditions de fonctionnement de la machine saine ou défaillante.

4.8.1 Simulation de la machine asynchrone en régime sain

Nous pouvons étudier l'évolution des grandeurs temporelles tels que les courants, le couple et la vitesse rotorique lorsque la cage rotorique ne présente aucune défaillance.

4.8.1.1 Courants statoriques

La figure (4.7) montre l'évolution des courants statoriques de la machine en fonction du temps, lors d'un démarrage à vide sous une tension nominale avec une alimentation sinusoïdale équilibrée.

Etant donné que le rotor est initialement à l'arrêt, un régime transitoire se manifeste par des amplitudes de courant qui atteignent des valeurs maximales allant jusqu'à 20A et qui dure 0.3s. Par la suite un régime permanent s'établit et se traduit par la chute des courants avec des oscillations sinusoïdales autour de la valeur nulle. A l'instant $t = 1s$, nous imposons un couple résistant nominal de 3.5Nm. Sur la figure (4.7) est représenté l'allure du courant de phase statorique.

On voit comme effet l'augmentation des courants qui atteignent une valeur maximale de 4A, cet effet est dû à l'augmentation de la réaction magnétique du rotor qui est, elle-même, due à l'augmentation de l'amplitude des courants rotoriques.

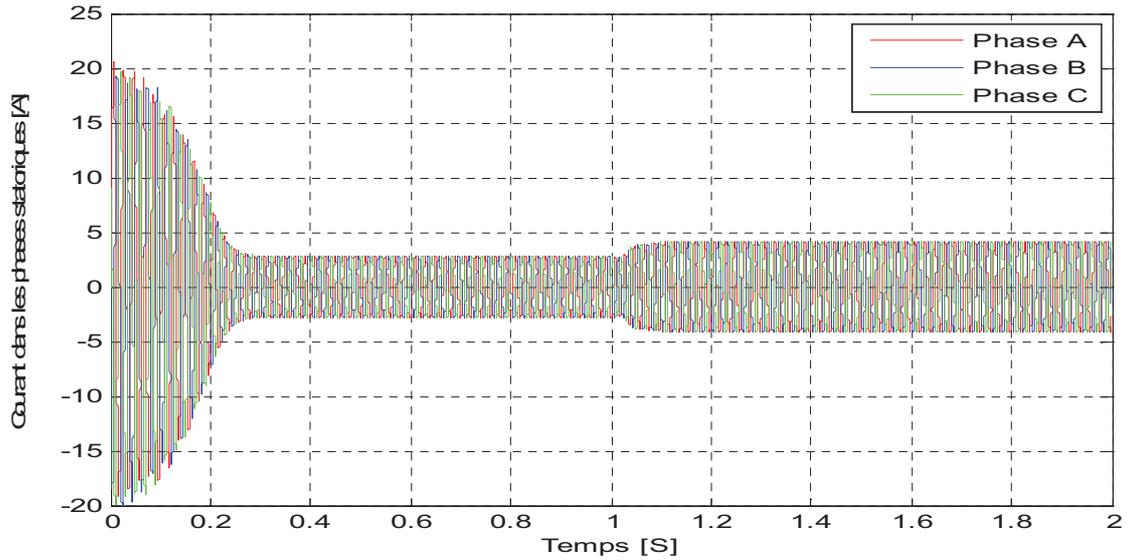


Fig. 4.7 : Courant des phases statoriques au démarrage, puis en charge

4.8.1.2 Courant rotoriques

La figure (4.8) représente l'évolution du courant dans une maille rotorique en fonction du temps. Au premiers instants du démarrage, le rotor se trouve balayé par un flux qui varie rapidement dans le temps, d'où l'apparition des courants induits de grandes amplitudes. Le rotor accélère, en même temps la vitesse du rotor s'approche de celle du champ tournant statorique (vitesse de synchronisme) ce qui explique la chute des courants rotoriques à des valeurs presque nulles dans le régime permanent à vide. A $t=1s$, on impose à la machine un couple résistant de $10Nm$, ainsi, le rotor décélère, donc la vitesse de glissement augmente et provoque une légère augmentation des courants rotoriques atteignant une valeur maximale de $7A$.

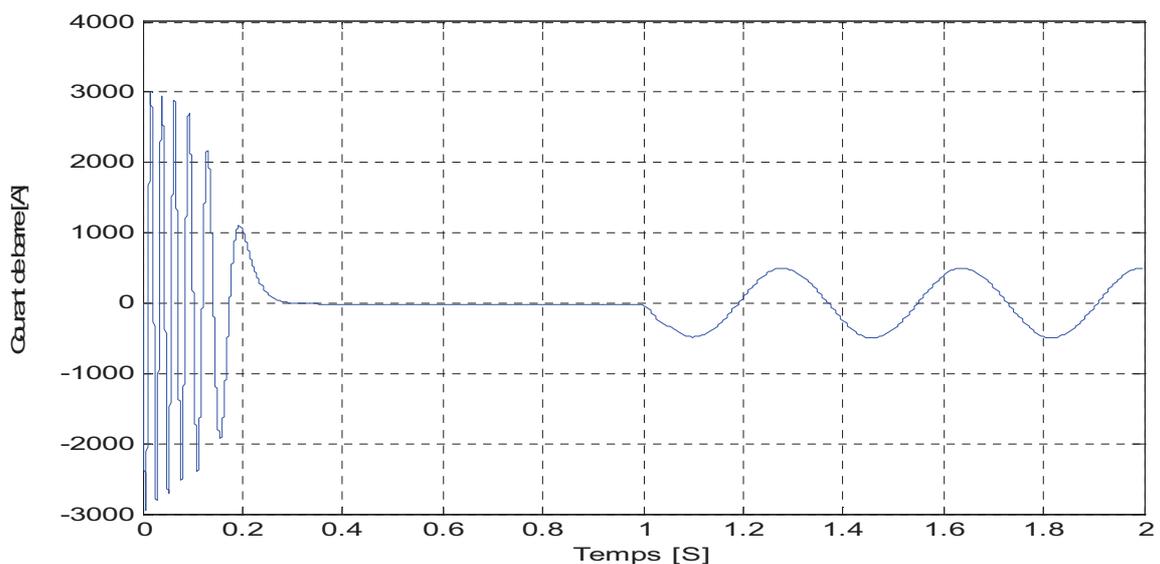


Fig. 4.8 : Courant d'une barre rotorique au démarrage, puis en charge

4.8.1.3 Couple électromagnétique

La figure (4.9) montre l'évolution du couple électromagnétique. Le régime transitoire qui dure 0.3 s, se manifeste par un régime transitoire amorti autour de 4Nm, et pouvant atteindre une valeur maximale de 7.5Nm. A partir de $t=0.2s$, le couple chute rapidement pour atteindre une valeur presque nulle et égale à celle du couple de frottement fluide. A $t=1s$, nous appliquons un couple de 3.5Nm et évidemment le couple électromagnétique réagit d'une manière inverse de sorte à combattre le couple résistant.

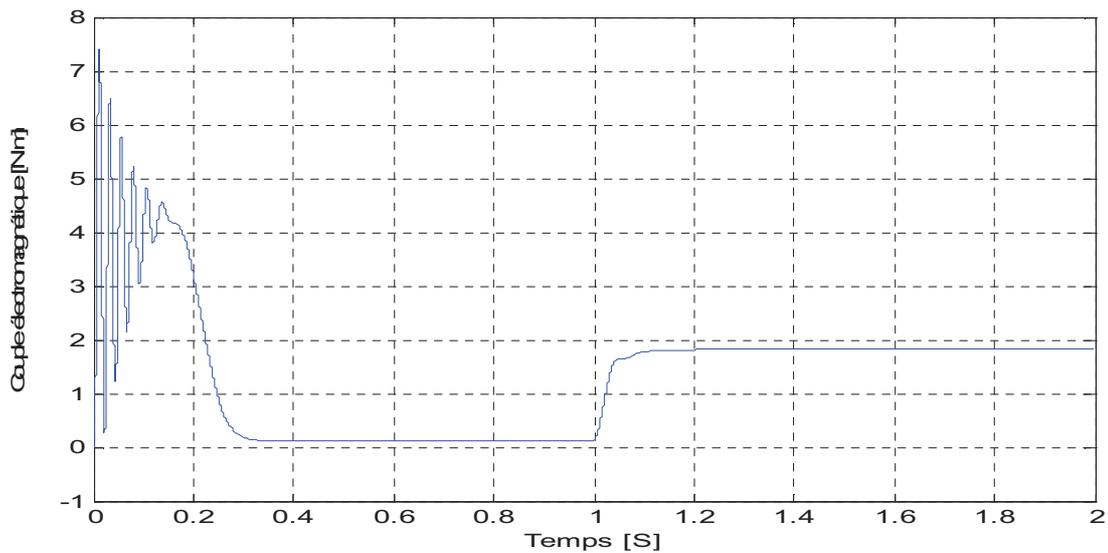


Fig. 4.9 : Le couple électromagnétique au démarrage, puis en charge

4.8.1.4 Vitesse de rotation

La figure (4.10) montre l'évolution de la vitesse de rotation du rotor. Aux premiers instants du démarrage, la vitesse augmente de 0 à 3000tr/mn dans un intervalle de temps de 0.3s, atteignant ainsi le régime permanent. Par la suite, à l'instant $t=1s$, on applique un couple résistant de 3.5 Nm qui a tendance à freiner l'arbre moteur d'où la diminution de la vitesse.

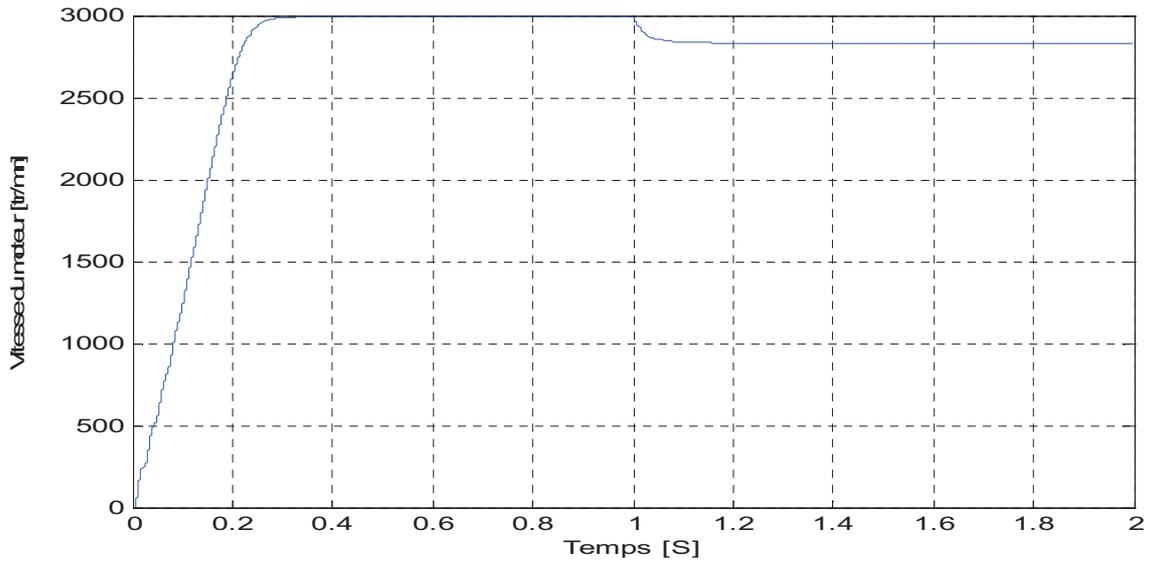


Fig. 4.10 : Vitesse de rotation au démarrage, puis en charge

4.8.2 Simulation de la machine asynchrone en présence de défauts

4.8.2.1 Défaut de court circuit entre spires

4.8.2.1.1 Courants statoriques

Les figures (4.11) montrent l'augmentation du courant dans les phases abc du stator suite à des courts circuits de 5%, 10%, 15% puis de 20% créés dans la phase a_s de la machine fonctionnant en charge et alimenté directement du réseau.

Nous remarquons que le courant de phase en défaut atteint presque 2 fois le courant nominal de la machine, avec une augmentation des courants dans les deux autres phases qui sont due au couplage magnétique des trois phases statoriques. Ainsi toutes les phases sont affectées par le court circuit conformément aux résultats expérimentaux.

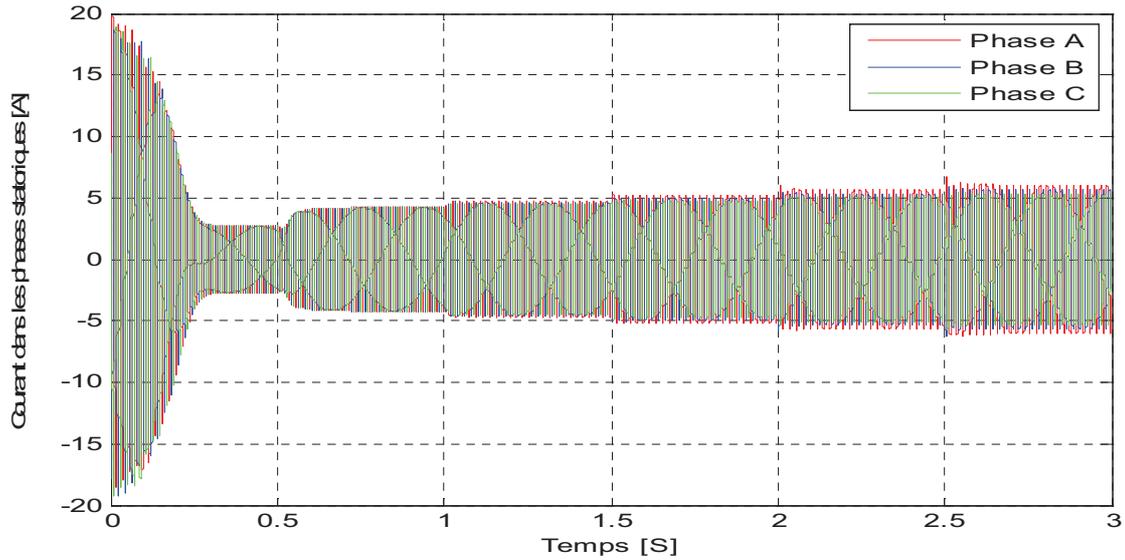


Fig. 4.11 : Courant des phases statoriques au démarrage, en charge puis lors de défaut de court circuit au stator

4.8.2.1.2 Courants rotoriques

Suite à la création du défaut de court circuit au niveau de la phase a_s du stator, on remarque que les courants rotoriques augmentent avec l'apparition d'une nouvelle composante fréquentielle, qui ne peut être expliqués, que par la modification du comportement magnétique dans l'entrefer, due au champ stationnaire créé par les spires en court circuit qui s'ajoute au champ tournant créé par les trois phases statoriques sans défaut (Figure 4.12).

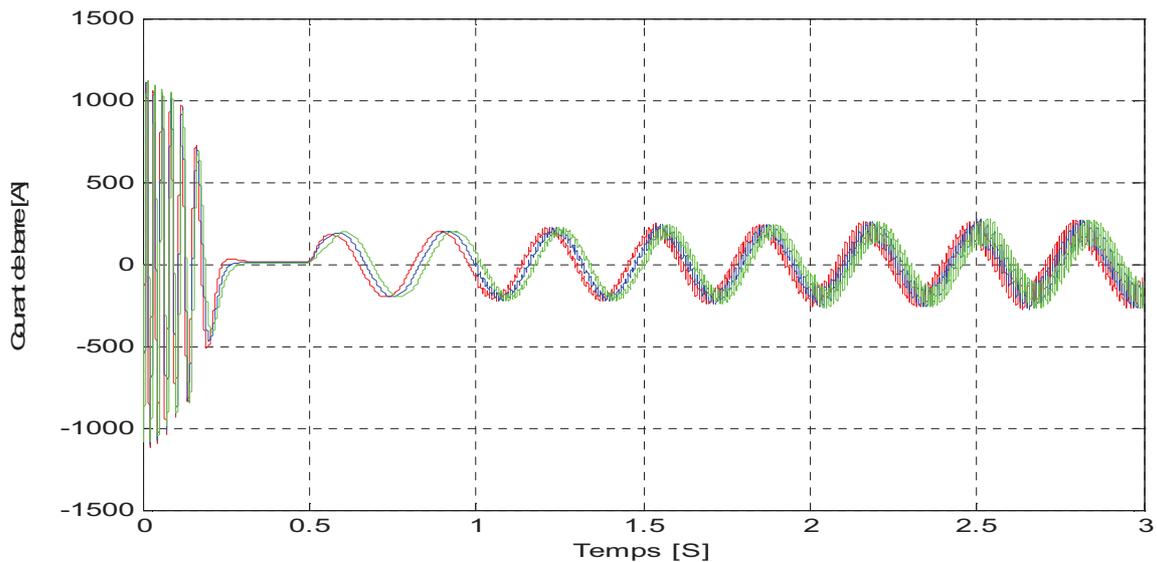


Fig. 4.12 : Courant de barres rotoriques au démarrage, en charge puis lors de défaut de court circuit au stator

4.8.2.1.3 Couple électromagnétique

La figure (4.13), représentant l'évolution du couple électromagnétique, révèle que lors de la création du défaut de court circuit entre spires d'une même phase, une nouvelle interaction entre la bobine court-circuitée et le rotor s'ajoute à celle qui existe dans le régime de bon fonctionnement, ainsi, les ondulations du couple électromagnétiques sont à l'origine de cette interaction créée dans l'entrefer. Ces ondulations croissent avec l'augmentation du nombre de spires en court-circuit, sans que cela change la valeur de la moyenne du couple par rapport à sa valeur en régime sain.

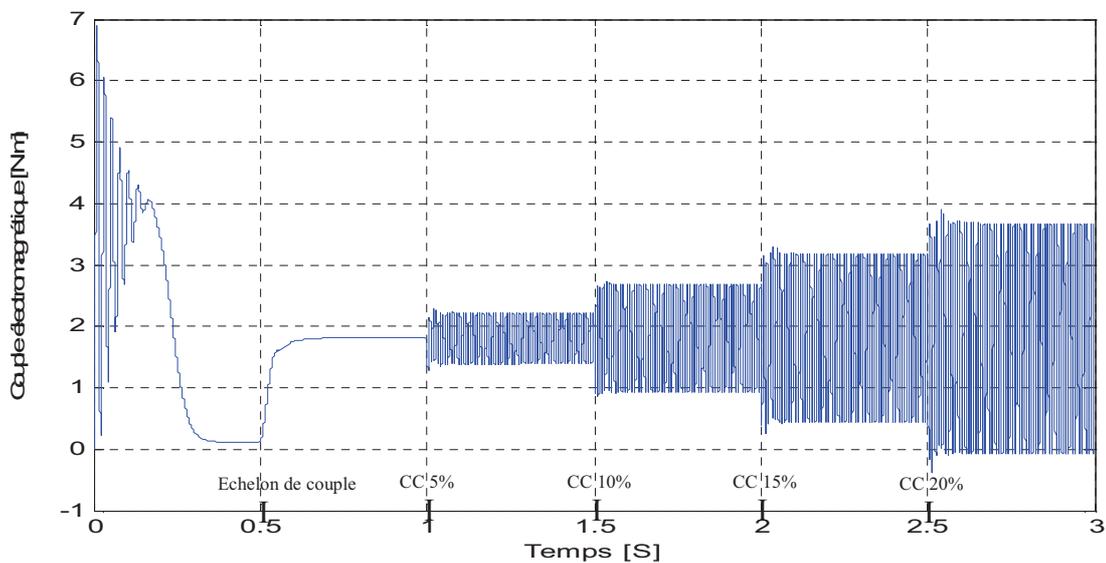


Fig. 4.13 : Couple électromagnétique au démarrage, puis en charge puis lors de défaut de court circuit au stator

4.8.2.1.4 Vitesse de rotation

Les résultats de simulation (Fig. 4.14) montrent que le défaut de court circuit au stator a une influence significative sur la mécanique du rotor, car l'augmentation du nombre de spires en court circuit engendre une augmentation de la vitesse de rotation de la machine.

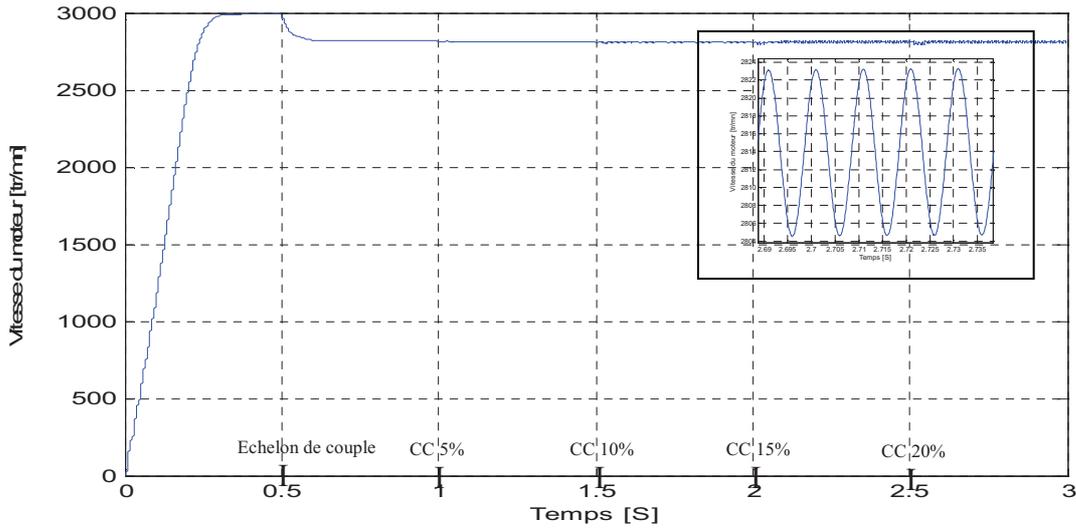


Fig. 4.14 : Vitesse de rotation au démarrage, puis en charge puis lors de défaut de court circuit au stator

4.8.2.2 Défaut de rupture de barres de la cage d'écureuil

La méthode qu'on a adoptée pour la simulation des défauts rotoriques consiste à remplacer la valeur initiale de la résistance des barres cassées par une valeur finie.

A l'instant $t = 2s$, nous simulons la rupture de la première barre en augmentant sa résistance de 100 fois (cette valeur a été choisie de sorte que le courant qui traverse la barre défailante soit le plus proche possible de zéro).

4.8.2.2.1 Courant statorique

La figure (4.15) représente l'évolution du courant absorbé par une phase statorique. Comme on peut le constater, le défaut rotorique induit une très légère modulation d'amplitude. Il faut attendre le second défaut (deux barres cassées) pour permettre de la visualiser clairement.

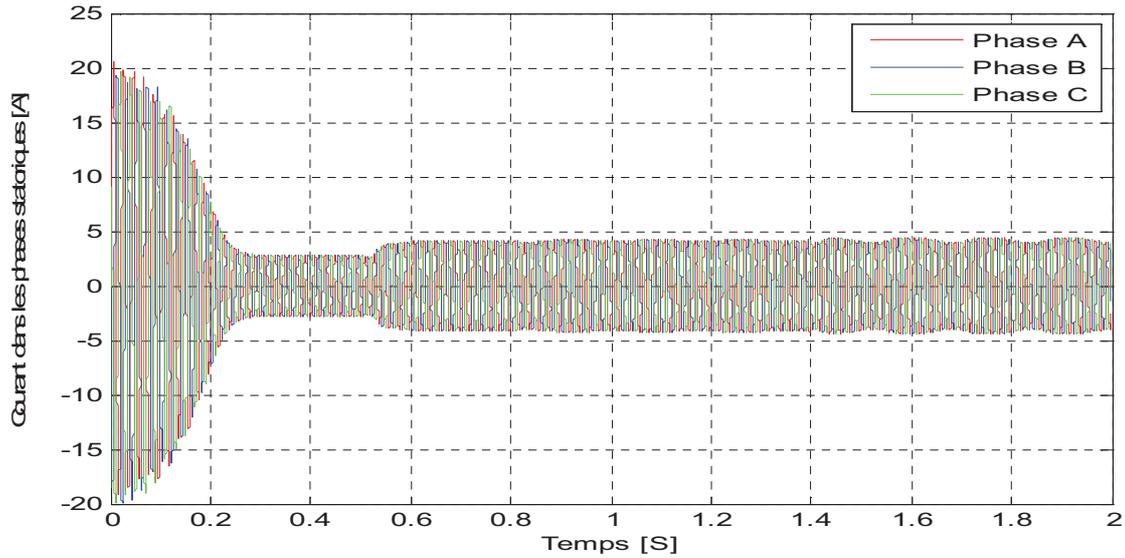


Fig. 4.15 : Courant des phases statoriques au démarrage, en charge puis lors de la rupture de barres

4.8.2.2 Courant de barres rotoriques cassées

Afin de simuler ce défaut, on a choisi au hasard de l'appliquer à la barre rotorique n° 10. La figure (4.16) représente l'évolution du courant dans cette barre. Nous pouvons noter que la rupture de cette barre induit une très faible augmentation du courant qui la traverse. Au moment du premier défaut, le courant qui circulait dans la barre défaillante se partage dans les barres rotoriques adjacentes. Lorsque la seconde barre est cassée (barre n° 11), nous remarquons que le courant de la barre n° 12 augmente significativement.

En effet, c'est le courant qui circulait dans la barre n° 11 qui est partagé, en majorité, dans les barres n° 12 et n° 9. Nous reportons sur la figure (4.16) la répartition des courants traversant les barres rotoriques à un instant t pour les trois modes de fonctionnement étudiés (rotor sain, une barre cassée et deux barres cassées). Nous pouvons remarquer que lorsque le défaut atteint deux barres cassées (nous rappelons que la cage rotorique de la machine étudiée comporte 28 barres), le courant maximum traversant les barres adjacentes à celles défaillantes est supérieur au courant rotorique obtenu avec une cage d'écureuil saine. Une augmentation anormale du courant dans les barres peut provoquer un échauffement local et conduire à une nouvelle rupture.

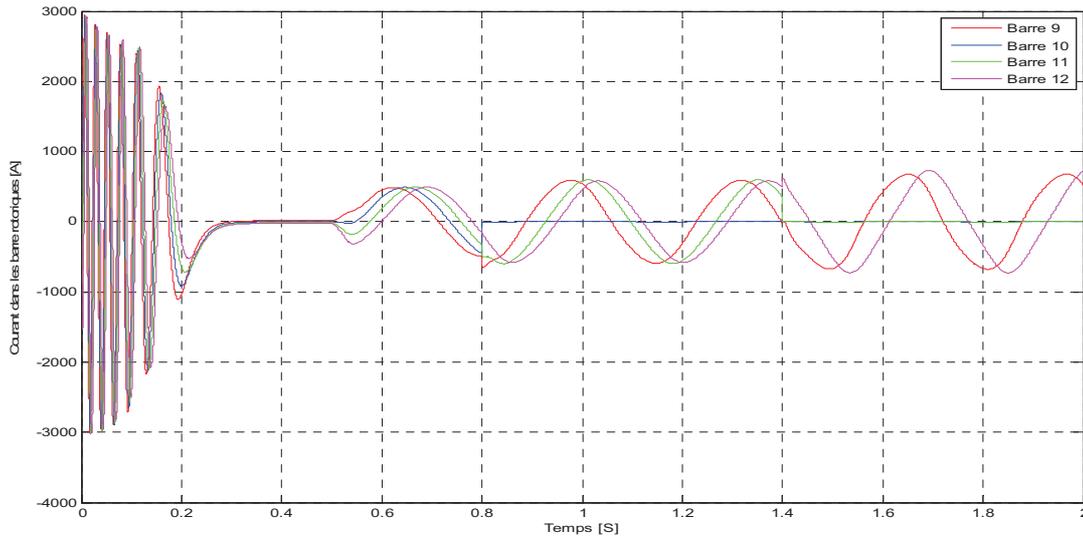


Fig. 4.16 : Courant des barres rotoriques au démarrage, en charge puis lors de la rupture de barres

4.8.2.2.3 Couple électromagnétique

L'analyse du couple électromagnétique (Fig. 4.17) montre une modification importante de son allure lorsque les défauts rotoriques apparaissent. La présence d'une oscillation lorsque le rotor de la machine est sain est due à la prise en compte des harmoniques. Nous apercevons qu'une légère modulation vient perturber l'évolution du couple lorsque la première barre est cassée. Nous remarquons aussi que cette modulation prend plus d'importance avec l'apparition du second défaut. En théorie, cette modulation d'amplitude a une fréquence identique à celle de la vitesse, c'est à dire $2gfs$.

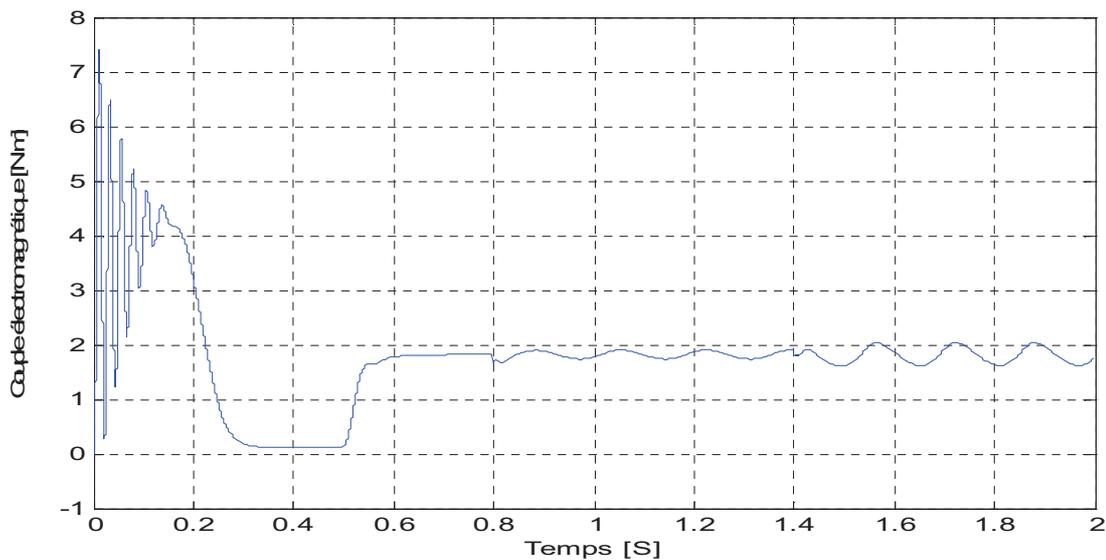


Fig. 4.17 : Couple électromagnétique au démarrage, en charge puis lors de la rupture de barres

4.8.2.2.4 Vitesse de rotation

En analysant la figure (4.18) présentant l'évolution de la vitesse rotorique, nous remarquons l'apparition d'une légère ondulation lorsque la rupture de la première barre rotorique apparaît. Cette ondulation, qui augmente lorsque le deuxième défaut est créé, oscille à une fréquence de $2 g fs$. Cette variation de vitesse est très faible car elle dépend essentiellement de l'inertie J de l'ensemble machine-charge. Plus l'inertie de l'ensemble sera grande, moins la variation de vitesse sera importante.

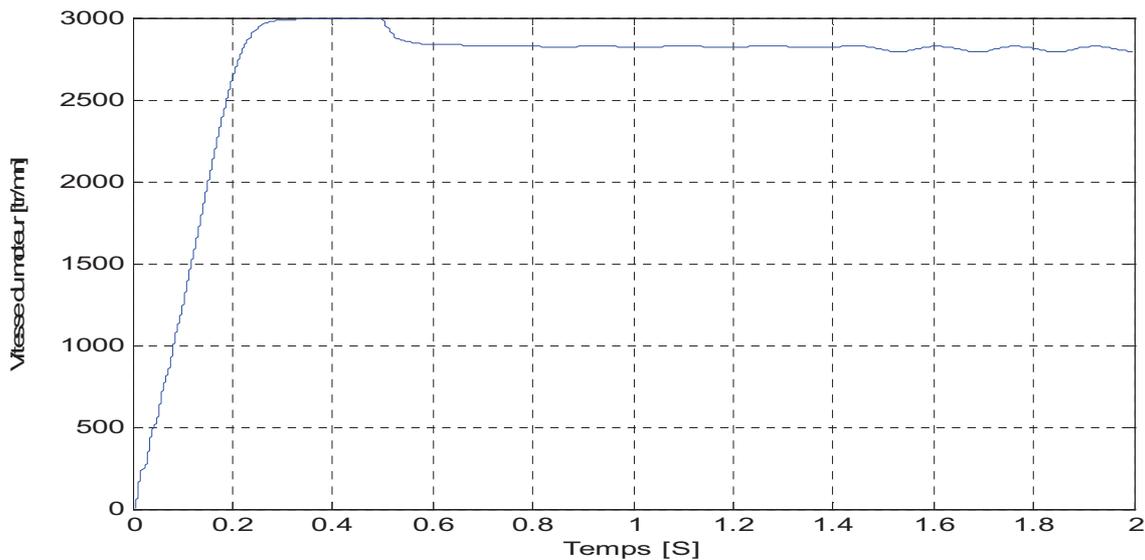


Fig. 4.18 : Vitesse de rotation au démarrage, en charge puis lors de la rupture de barres

4.9 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté dans un premier temps le modèle multi spires de la machine asynchrone triphasée en régime sain, puis en régime de défaut. En effet, l'introduction d'une bobine supplémentaire permet de prendre en compte le défaut de court circuit entre spires. L'augmentation de la résistance d'une barre rotorique nous permet aussi de considérer un défaut de rupture de barre.

Dans un second temps, on a présenté les résultats de simulation d'un moteur asynchrone triphasé à cage, pour différents régimes de fonctionnement sain et défectueux.

On a donné les résultats de simulation d'une machine asynchrone à cage d'écureuil saine alimentée directement à partir d'un réseau triphasé, fonctionnant à vide puis en charge. On constate que les courbes obtenues correspondent et traduisent bien le comportement connu du fonctionnement de la machine asynchrone.

Les conséquences d'un court circuit entre spires au niveau du stator, d'une rupture de barre de la cage d'écuréuil s'obtiennent très simplement. Ce modèle de machine a permis de comprendre les phénomènes physiques mise en jeu lors de l'apparition de tels défauts. Il nous permettra aussi de créer une base d'apprentissage que nous présenterons dans le prochain chapitre afin de diagnostiquer une MAS par les méthodes de reconnaissance des formes.

CHAPITRE 5

APPLICATION DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES A LA MACHINE ASYNCHRONE

5.1 Introduction.

Ce chapitre porte sur l'application de la procédure de diagnostic par reconnaissance des formes à la machine asynchrone.

Les différentes étapes de la reconnaissance des formes précédemment citées dans le chapitre 2 à savoir la construction d'une base de signaux caractérisant les défauts de la machine asynchrone, la caractérisation des signaux par un ensemble de paramètres, la classification et l'élaboration d'une règle de décision seront présentées en détails.

L'évaluation des performances du processus de diagnostic par reconnaissance des formes est basée sur le calcul d'un taux d'erreur de classification.

5.2 Evaluation des performances d'un système de reconnaissance des formes

Quel que soient les approches utilisées pour la mise en place du processus de diagnostic par reconnaissance des formes, il est primordial de justifier la robustesse du classifieur choisi. En effet des erreurs de diagnostic pourraient découler de mauvaises performances de la procédure de décision. De plus, les performances de la classification sont dépendantes (surtout en diagnostic) de la pertinence du vecteur forme, autrement dit de la signature du système analysé.

De l'ensemble des données disponibles $X_a = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ dont sont connues les classes d'appartenance de chaque observation, on extrait un sous ensemble X_{ap} réservé à l'apprentissage et une autre partie X_t constituée de vecteurs réservés au test. Ces deux ensembles sont disjoints. L'ensemble X_{ap} constitue la base d'apprentissage est utilisé pour construire la règle de décision, tandis que l'ensemble test X_t est utilisé pour évaluer les performances des règles de décision. Pour évaluer ces performances, on peut utiliser deux démarches dans le choix de X_{ap} et X_t .

Dans le cas où X_t est constitué d'une seule observation, X_{ap} contient les $N-1$ autres vecteurs tels que $X_a = (X_1, X_2, \dots, X_{k-1}, X_{k+1}, \dots, X_N)$ et $X_t = (X_k)$. Dans ce cas, la règle de décision est appliquée pour chacune des $N-1$ partitions. Les taux d'erreur de classification obtenus pour chaque observation X_t sont moyennés afin d'évaluer le taux d'erreur de la procédure de classification. Cette méthode porte le nom de « leave one out ». L'inconvénient de cette méthode est son coût calculatoire même si elle fournit une bonne estimation du taux d'erreur.

X_t est constitué d'un nombre non négligeable d'observations, n'appartenant pas à l'ensemble d'apprentissage X_{ap} . Cette méthode peut être lancée plusieurs reprises en sélectionnant à chaque tirage aléatoirement les données X_{ap} et X_t . Le taux d'erreur est alors, la valeur moyenne des taux d'erreur obtenus pour chaque ensemble X_t . Pour alléger les calculs, un seul tirage peut être utilisé. Le taux d'erreur reste cependant proche de celui obtenu avec plusieurs tirages. C'est pour cette raison que nous avons adopté cette dernière démarche.

Pour évaluer les performances de la règle de décision, en pratique, on peut utiliser l'un des deux critères:

- soit le taux d'observations bien classées (taux de classification) :

$$T_B(\%) = \frac{\text{Nombre d'observations bien classées}}{N_t} \quad (5.1)$$

- soit le taux d'observations mal classées (taux d'erreur):

$$T_M(\%) = \frac{\text{Nombre d'observations mal classées}}{N_t} \quad (5.2)$$

Si le taux d'erreur est proche de 0 %, alors on peut estimer que non seulement, "en amont", le vecteur - forme caractérise bien l'ensemble d'apprentissage, mais aussi que la règle de décision est adaptée. Parallèlement, il est souhaitable d'avoir une valeur très faible de la probabilité de mauvaise classification lors de la phase de test afin d'avoir un minimum d'erreur de diagnostic concernant les nouvelles observations.

Le taux d'erreur de classification peut être déduit à partir d'une matrice de confusion notée C :

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdot & \cdot & c_{1M} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ c_{M1} & \cdot & \cdot & c_{MM} \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Un élément c_{ij} de la matrice de confusion C représente le nombre d'observations appartenant initialement à la classe ω_i et qui ont été assignées à la classe ω_j par la règle de décision. M étant le nombre de classes. La somme des éléments hors diagonaux est égale au nombre

d'observations mal classées. En plus du taux d'erreur, cette matrice permet de connaître quelles sont les classes confuses et les observations mal classées.

5.3 Elaboration d'une base de signaux

Il s'agit dans cette étape de créer une base de signaux par simulation ou chaque signal correspond à un courant statorique dans une phase. Ces signaux sont obtenus par simulation de la machine asynchrone triphasée. Trois modes de fonctionnement de la machine ont été simulés selon la procédure décrite dans le chapitre précédent. Le premier mode correspond au fonctionnement sain de la machine avec différents taux de charge. 15 signaux sont alors générés (3 courants de phase pour chaque taux de charge). Le deuxième mode correspond au défaut causé par des barres cassées au rotor. Une ou deux barres cassées avec différents taux de charge sont considérés. Ce mode de fonctionnement est alors représenté par 30 signaux. Le troisième mode de fonctionnement est lié au défaut de court-circuit créé au niveau du stator. Différents taux de court-circuit (5%, 10%, 15% et 20%) sont considérés. Ce type de défaut est représenté dans la base par 60 signaux.

Les différents modes de fonctionnement ayant servis à valider la procédure de diagnostic sont consignés dans le tableau 5.1.

Chacun d'entre eux sera présenté par une classe dans l'espace de décision, les défauts ont été créés à la fois au stator et au rotor avec plusieurs niveaux de charge.

Mode de fonctionnement	Types de défauts	Taux de charge	Nombre de signaux
Machine saine	Aucun défaut	0%, 25%,50%,75%,100%	15
1 barre cassée au rotor	Défaut rotor (barres cassées)	0%, 25%,50%,75%,100%	30
2 barres cassées au rotor			
5% de court-circuit sur une phase	Défaut de court-circuit au niveau du bobinage statorique	0%, 25%,50%,75%,100%	60
10% de court-circuit sur une phase			
15% de court-circuit sur une phase			
20% de court-circuit sur une phase			

Tableau 5.1 : Modes de fonctionnement servant à constituer l'ensemble d'apprentissage et les ensembles test

5.4 Extraction des paramètres

Il s'agit dans cette étape de caractériser les signaux prélevés sur les courants statoriques par un ensemble de paramètres. Ainsi pour chaque simulation de la machine (saine ou avec défaut), on extrait à partir des trois courants parcourant les trois phases du stator des paramètres. Ces paramètres sont déterminés sur les représentations temporelles des trois signaux soit sur leurs représentations fréquentielles. Plus précisément, pour chaque mode de fonctionnement, nous avons partagé les signaux de la base en 1250 segments (intervalles) de 2048 points chacun. Sur chaque segment d'une phase, nous avons des paramètres.

5.4.1 Paramètres dans le domaine temporel

Nous avons extrait 30 paramètres pour chaque segment des signaux de la base, soit 10 paramètres pour chacun des 3 courants qui parcourent les enroulements statoriques. Ces paramètres qui sont répertoriés dans le tableau 5.2 sont identiques à ceux utilisés dans [Yaguo, 08].

Paramètre dans le domaine temporel	Equation
Moyenne	$x_m = \sum_{n=1}^N \frac{x(n)}{N}$
Ecart type	$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^2}{N - 1}}$
Valeur efficace	$x_{eff} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$
Amplitude maximale	$x_{max} = \max x(n) $
Skewness (biais)	$x_{ske} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^3}{(N - 1)\sigma^3}$
Kurtosis	$x_{kur} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^4}{(N - 1)\sigma^4}$
Crest factor CF	$CF = \frac{x_{max}}{x_{eff}}$
Clearance factor CLF	$CLF = \frac{x_{max}}{(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) })^2}$
Shape factor SF	$SF = \frac{x_{eff}}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) }$
Impulse factor IF	$IF = \frac{x_{max}}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) }$

Tableau 5.2 : Paramètres statistiques des courants statoriques dans le domaine temporel

Le calcul de ces paramètres à été effectué en considérant $N= 2048$ échantillons de chaque portion du signal à partir de l'instant $t=1s$ de simulation afin de prendre en compte que le régime permanent.

5.4.2 Paramètres dans le domaine fréquentiel

L'analyse spectrale du courant statorique est effectuée en utilisant la Transformée de Fourier Rapide (FFT). L'analyse des courants statoriques dans le domaine fréquentiel reste la méthode la plus couramment utilisée car le spectre résultant contient une source de renseignements sur la majorité des défauts qui pouvant apparaître au sein d'une machine asynchrone.

5.4.2.1 Analyse spectrale du courant statorique d'une machine saine

Nous présentons sur la figure (4.3), le spectre du courant statorique d'un moteur sain en charge nominale ($C_r= 3.5\%$). Il est évident qu'on n'observe aucune raie latérale.

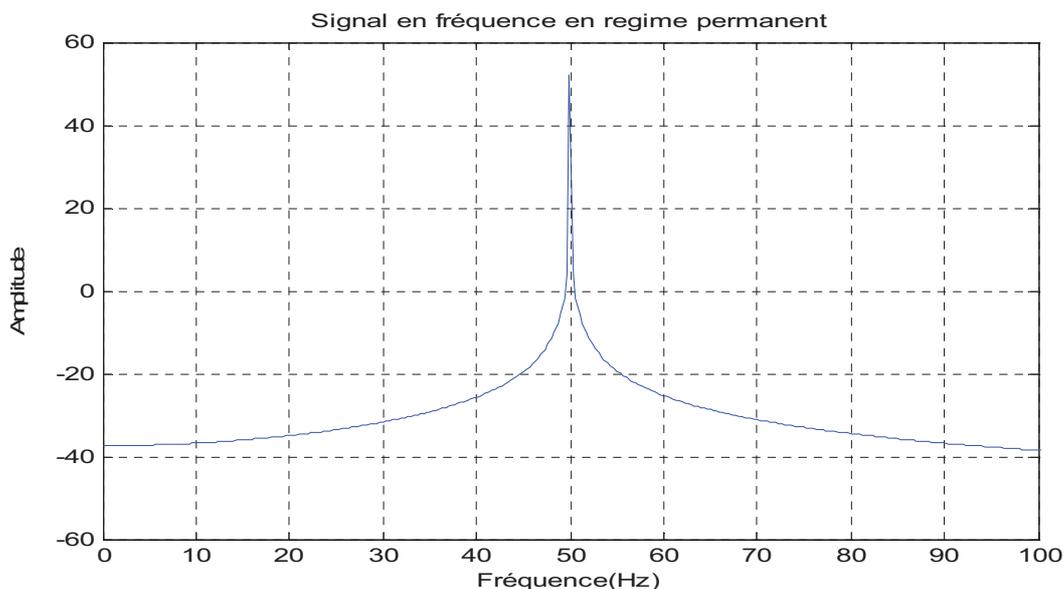


Fig. 5.3 : Spectre du courant statorique d'un moteur sain en charge

5.4.2.2 Analyse spectrale du courant statorique en présence des barres cassées

D'après les travaux de [Razik, 02], chaque type de défaut lié à une cassure de barre laisse une signature sur le spectre du courant statorique qui se traduit par l'apparition des raies latérales autour des fréquences $[(1 \pm 2kg) f_s]$.

La figure (4.4) représente le spectre fréquentielle du courant statorique d'un moteur avec une barre cassée et avec 2 barres cassées. On voit clairement l'apparition des raies latérales.

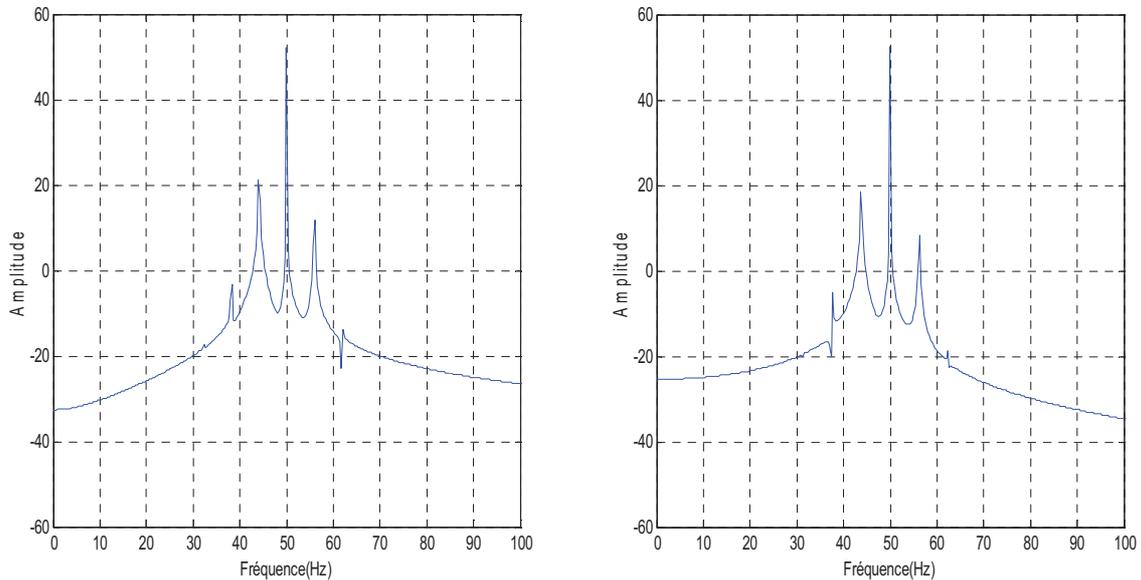


Fig. 5.4 : Spectre du courant statorique d'un moteur en charge
(a) une barre cassée. (b) 2 barres cassées

5.4.2.3 Analyse spectrale des courants statoriques en présence des courts-circuits rotoriques

La figure 5.5 montre l'allure du spectre fréquentiel du courant statorique d'une MAS avec un court circuit de 5% sur la première phase. Pour ce type de défaut, on ne distingue aucune raie latérale. Par conséquent, la représentation fréquentielle n'est pas primordiale pour diagnostiquer un défaut de court-circuit.

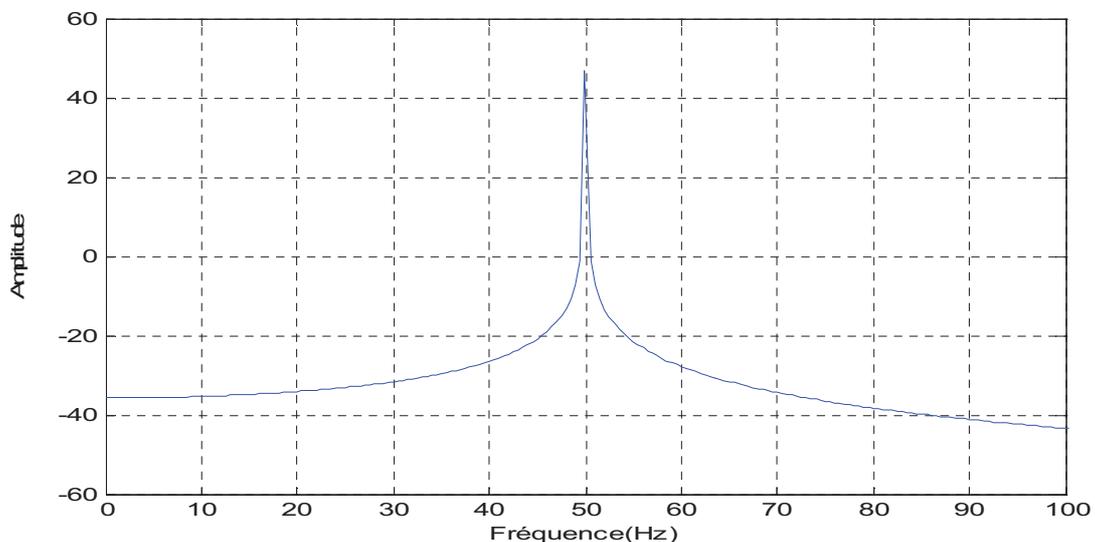


Fig. 5.5 : Spectre du courant statorique d'un moteur en charge
avec un court circuit de 5% au niveau du stator

Nous avons alors extrait neuf paramètres statistiques, soit 3 paramètres pour chacun des 3 segments de signaux à partir des spectres fréquentiels des courants statoriques. Ces paramètres sont répertoriés dans le tableau 5.3 [Yaguo, 08].

Paramètres dans le domaine fréquentiel	Equation
Fréquence moyenne	$x_{fm} = \frac{\sum_{k=1}^K s(k)}{K}$
Centre des fréquences	$x_{cf} = \frac{\sum_{k=1}^K f_k s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}$
Fréquence efficace	$x_{feff} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}}$

Tableau 5.3 : Paramètres statistiques extraits à partir des spectres fréquentiels des courants statoriques

5.5 Sélection des paramètres

Durant la phase d'extraction des paramètres, nous avons créé une base de données constituée de 3750 observations, soit 1250 observations ou prototypes pour chaque classe correspondant à chaque mode de fonctionnement (sain, avec défaut rotorique et défaut statorique). Les prototypes ou les observations de chaque classe sont caractérisées par un nombre très élevés de paramètres (39 au total). Chaque paramètre est numéroté selon son apparition dans les deux tables précédentes. Par exemple, les trois premiers paramètres correspondent aux 3 valeurs moyennes des 3 phases, le quatrième paramètre correspond à la variance déterminée sur la 1^{ère} phase, le 31^{ème} paramètre correspond à la fréquence moyenne calculée sur le spectre fréquentiel de la phase 1, etc. Tous ces paramètres ne permettent pas de discriminer ces classes ou les modes de fonctionnement. Afin de choisir les plus pertinents, nous avons procédé à leur sélection. Cette sélection est effectuée de deux manières différentes.

5.5.1 Sélection par le critère de Fisher

Ce mode de sélection est relativement simple. A l'aide de l'ensemble d'apprentissage, le rapport de Fisher est calculé pour chaque paramètre. Ce calcul est une évaluation de la capacité de chaque paramètre à différencier les classes. Un paramètre α aura un pouvoir de séparation d'autant meilleur que le critère de Fisher qui lui est associé est grand. Les paramètres retenus sont ceux qui correspondent aux d' plus fortes valeurs du critère.

Soit $\{\alpha_i\}$ ($i = 1, \dots, d$) l'ensemble des paramètres α_i rangés par ordre décroissant de leurs valeurs de critère tels que :

$$J(\alpha_1) > J(\alpha_2) > \dots > J(\alpha_d)$$

avec

$$J(\alpha_i) = \sum_{c=1}^M \sum_{r=1}^{M-1} \frac{m_c(\alpha_i) - m_r(\alpha_i)}{N_c \sigma_c^2(\alpha_i) - N_r \sigma_r^2(\alpha_i)} \quad (5.4)$$

L'histogramme suivant montre la variation du critère pour les 39 paramètres calculés :

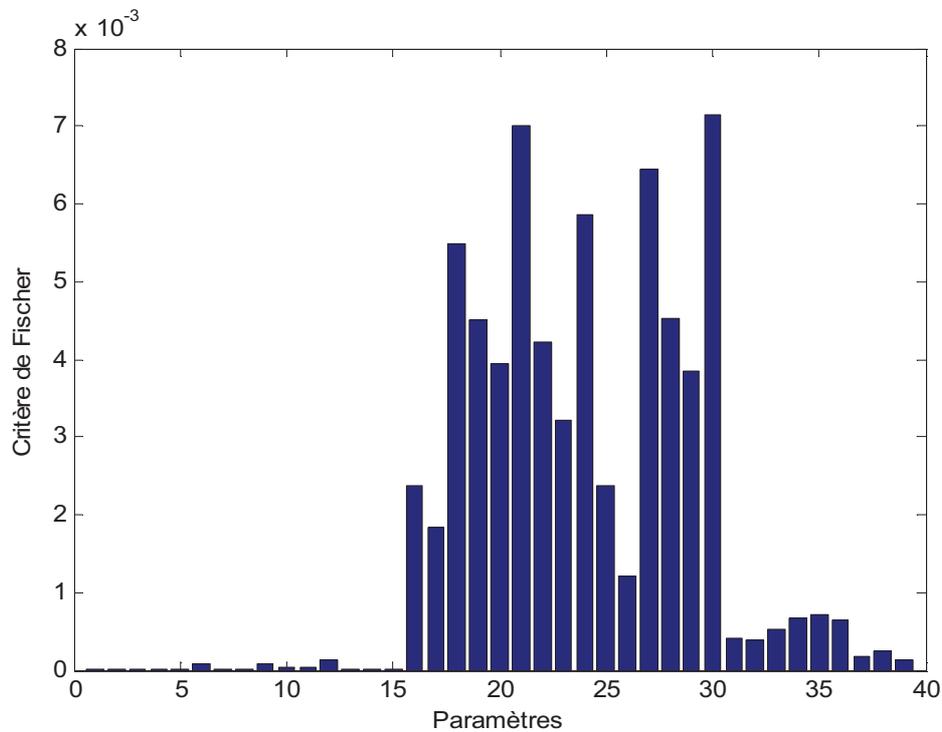


Fig.5.6. Valeur du rapport de Fischer de chaque paramètre

L'ensemble des paramètres rangés par ordre décroissant de leurs valeurs de critère est donné par le vecteur :

$$X = [30 \ 21 \ 27 \ 24 \ 18 \ 28 \ 19 \ 22 \ 20 \ 29 \ 23 \ 25 \ 16 \ 17 \ 26 \ 35 \ 34 \ 36 \\ 33 \ 31 \ 32 \ 38 \ 37 \ 39 \ 12 \ 9 \ 6 \ 10 \ 11 \ 3 \ 1 \ 13 \ 7 \ 4 \ 14 \ 8 \ 5 \ 2 \ 15]$$

Seuls les 5 premiers paramètres sont sélectionnés car la valeur de leur critère de Fischer dépasse la valeur de $5 \cdot 10^{-3}$.

5.5.2 Sélection par la méthode SFS

La méthode de sélection SFS consiste à choisir d'abord un paramètre parmi les 39 selon un critère donné. Ce paramètre est ensuite couplé à un autre paramètre parmi les 38 restants. Ce deuxième paramètre est celui dont le couple aboutit à la meilleure valeur du critère.

A chaque itération r de la procédure de sélection, on considère les $(39 - r)$ sous ensembles d'attributs E_r formés des r attributs déjà sélectionnés et d'un des attributs candidats. Les attributs candidats sont ceux qui n'ont pas encore été sélectionnés, c'est à dire ceux qui appartiennent au sous-ensemble E/E_r .

Comme critère, nous avons utilisé la trace du rapport entre la dispersion inter-classes et la dispersion intra-classes.

$$J_1 = \text{trace} \left(\sum_w^{-1} \cdot \sum_B \right) \quad (5.5)$$

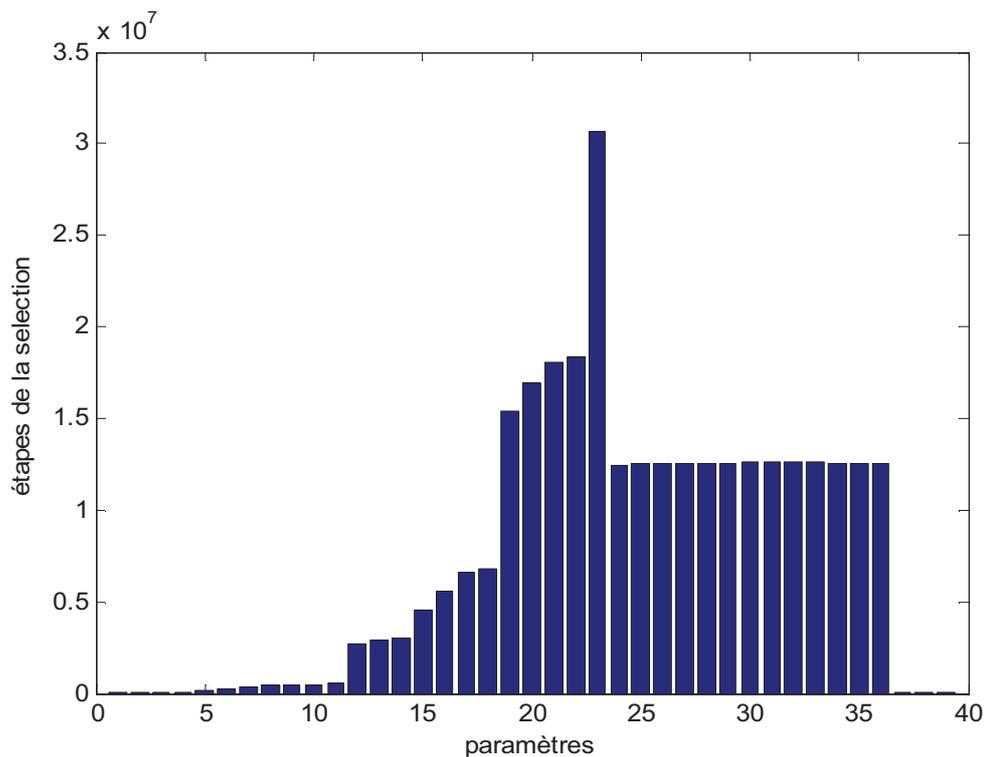


Fig.5.7.Procédure de sélection des paramètres par la méthode SFS

La figure 5.7 montre la variation du critère en fonction du nombre de paramètres. L'ensemble des paramètres rangés par ordre de leur sélection par la méthode SFS est donné par le vecteur :

$$X = [21 \ 30 \ 27 \ 17 \ 16 \ 19 \ 35 \ 38 \ 36 \ 20 \ 28 \ 25 \ 22 \ 4 \ 9 \ 8 \ 18 \ 29 \ 26 \\ 24 \ 23 \ 12 \ 10 \ 34 \ 37 \ 14 \ 3 \ 11 \ 15 \ 21 \ 13 \ 7 \ 39 \ 6 \ 5 \ 33 \ 32 \ 31]$$

Les 23 premiers paramètres sont alors sélectionnés car ils donnent la plus grande valeur du critère.

5.6 Procédure de décision

A l'issue des étapes précédentes nous disposons d'une base de données X_a constituée de $N = 3750$ observations ou chaque observation est caractérisée par un vecteur de dimension d égale 5 si c'est la sélection de Fischer qui est utilisée et à 23 si c'est la règle SFS qui est utilisée. Cette base est divisée en deux sous ensembles d'apprentissage X_{app} et de test X_t .

Nous allons à présent passer à la phase de classification qui a pour but de construire une règle de décision à partir de la base d'apprentissage X_{app} et à l'étape de test qui va nous permettre de déterminer le taux de reconnaissance à partir des observation de la base de test.

5.6.1 Décision par la règle des $k-ppv$

La phase de classification est en réalité omise. La règle de décision consiste à déterminer les $k-ppv$ de l'observation à classer puis l'affecter à la classe majoritaire.

Pour établir la règle des $k-ppv$, deux paramètres sont à définir : la métrique et le choix de k . Le choix de la distance a été étudié dans le chapitre 2. La métrique utilisée dans le calcul de distance est très importante car, selon la forme des classes, des erreurs de classification peuvent être commises. Dans notre cas on a opté pour la distance Euclidienne.

Le choix de k , contrairement au raisonnement établi au chapitre 2, est souvent arbitraire. En pratique, il est préférable de prendre $k \ll N$. Ainsi, dans notre cas, nous avons choisi $k=5$ pour la suite, bien qu'il soit possible de faire une étude sur k .

Le tableau 5.4 donne les matrices de confusion ainsi que le taux d'erreur obtenu sur la base de test avec les paramètres sélectionnés par le critère de Fischer et par la méthode SFS.

Les matrices de confusion et le taux d'erreur obtenu sont les mêmes. 75 observations de la 3ème classe ont été affectés à la deuxième classe. Autrement dit, 75 cas de défauts de court circuit au niveau du stator ont été reconnus comme des défauts de rotor.

	Critère de Fischer	SFS
Matrice de confusion C	$\begin{bmatrix} 625 & 0 & 0 \\ 0 & 625 & 0 \\ 0 & 75 & 550 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 625 & 0 & 0 \\ 0 & 625 & 0 \\ 0 & 75 & 550 \end{bmatrix}$
Taux d'erreur	4%	4%

Tableau 5.4 : Résultats de la classification par la méthode des k-ppv

5.6.2 Décision par la méthode SVM

La classification par la méthode SVM a pour objectif de délimiter les zones de l'espace correspondant aux classes. Cette opération est effectuée sur les données de la base d'apprentissage. Par la suite, une nouvelle observation sera affectée à une classe selon sa position par rapport à cette dernière et non directement par rapport à sa distance.

Le tableau 5.5 regroupe les matrices de confusion et le taux d'erreur obtenus par la méthode SVM sur la base de test avec les paramètres sélectionnés par le critère de Fischer et par la méthode SFS. Ces matrices et le taux d'erreur sont identiques pour les deux méthodes de sélection. Ce taux d'erreur reste identique à celui obtenu par la méthode des Kppv par contre les matrices de confusion sont légèrement différentes puisque les observations mal classées par la méthode SVM sont différentes de celles mal classées par la technique des Kppv. En effet 75 défauts du rotor ont été reconnus comme des défauts de court circuit.

	Critère de Fischer	SFS
Matrice de confusion C	$\begin{bmatrix} 625 & 0 & 0 \\ 0 & 550 & 75 \\ 0 & 0 & 625 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 625 & 0 & 0 \\ 0 & 550 & 75 \\ 0 & 0 & 625 \end{bmatrix}$
Taux d'erreur	4%	4%

Tableau 5.5 : Résultats de la classification avec la technique des SVM

5.8 Conclusion :

L'objectif de ce dernier chapitre était d'évaluer les performances de deux règles de décision à savoir la règle k -ppv et la règle des SVM pour diagnostiquer les différents états de la machine asynchrone.

Ces performances dépendent du choix de la signature (autrement dit du vecteur forme). Pour ce faire, nous avons décrit les paramètres permettant de caractériser les modes de fonctionnement. A partir de ces données, nous avons extrait les informations les plus pertinentes et construit le vecteur forme en utilisant le critère du rapport de Fischer et la méthode SFS.

Pour chacune des deux règles de décision, nous avons calculé pour les deux vecteurs formes obtenu après sélection des paramètres, les taux d'erreur et les matrices de confusion qui permettent de juger de l'efficacité des méthodes. Sur l'ensemble des tests d'évaluation effectué, les deux règles ont donné des résultats satisfaisants. Toutefois, il faut signaler l'importance du temps de calcul que nécessite la méthode des k -ppv, car elle prend en compte tous les éléments de l'ensemble d'apprentissage (calcul des distances et stockage des résultats) contrairement à la règle des SVM.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté dans ce mémoire expose l'apport des méthodes de Reconnaissance des Formes au diagnostic des défauts de cette machine.

Pour aborder l'étude, nous avons établi un état de l'art des défauts pouvant avoir lieu dans la machine asynchrone et des méthodes classiques permettant de les identifier

Compte tenu de la difficulté de recréer expérimentalement des situations de défauts, il s'est vite avéré nécessaire de disposer d'un outil de simulation suffisamment représentatif des diverses situations (système sain et défaillant). Nous avons donc présenté dans ce document le modèle multi spires permettant la simulation d'une machine asynchrone à cage d'écureuil. Nous avons décrit la méthodologie qui nous a permis d'aboutir à la formulation des différentes équations régissant le système complet (circuits électriques). Après avoir analysé les différents phénomènes créés par ce type de défaut sur les grandeurs temporelles de la machine, nous nous sommes intéressés plus particulièrement au développement de nouvelles méthodes de diagnostic.

Le mécanisme de mise en place d'un système de diagnostic à base de reconnaissance des formes nécessite l'existence d'une bibliothèque de mesures réalisées sur le processus et totalement étiquetées. Un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test, totalement disjoints, en sont extraits. L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour effectuer le choix des paramètres pertinents par rapport aux défauts recherchés. Le critère de Fisher ou la méthode de type "Sequential Forward Selection" donnent des indicateurs permettant de juger de la qualité des paramètres retenus. Ceux-ci sont rassemblés dans un vecteur forme, appelé aussi signature caractéristique du processus à surveiller.

Sur la base de cette signature sont alors construits un espace de représentation des échantillons mesurés sur le processus, puis un espace de décision permettant d'identifier une structure de classes caractérisant géométriquement les différents modes de fonctionnement de l'ensemble d'apprentissage. L'ajout d'une règle de décision permet de classer automatiquement une mesure ou observation, c'est à dire de décider automatiquement du

mode de fonctionnement que représente cette mesure. L'algorithme des k – plus proches voisins (k – PPV) consiste à associer une mesure à la classe majoritairement représentée parmi les mesures voisines les plus proches (au sens d'une distance qui peut être euclidienne). Coûteux en temps de calcul, cet algorithme peut être remplacé par une approche consistant à partitionner l'espace de décision au moyen de frontières de séparation établie par l'algorithme SVM. La position relative d'une mesure par rapport à ces frontières aboutit directement à la classification.

Nous avons ainsi appliqué un system de Reconnaissance des Formes de la machine asynchrone à la détection de certains défauts induits au stator et au rotor. Les défauts étudiés sont les cassures de barres au rotor et les courts-circuits au niveau du stator. La machine est alimentée à vide et à plusieurs niveaux de charge. Les mesures effectuées sur la machine sont les courants et les tensions électriques. Les paramètres extraits à partir de ces mesures sont des attributs statistiques de leur représentation temporelles et fréquentielles.

Pour pouvoir détecter la présence d'un défaut sur la machine nous avons appliqué deux règles de décision : la règle des k – ppv et la méthode SVM. Ces deux règles de décision donnent de très bons résultats de diagnostic pour les modes de fonctionnements considérés.

Ce travail a permis de monter l'efficacité de l'application des méthodes de reconnaissance des formes au diagnostic des machines asynchrones. Comme perspectives, nous préconisons d'effectuer le diagnostic sur une machine asynchrone réelle.

ANNEXE

ANNEXE : Paramètres du moteur utilisé

$P = 450 \text{ w}$	Puissance nominale
$V = 127 \text{ v}$	Tension nominale de ligne
$f_s = 50 \text{ Hz}$	Fréquence d'alimentation
$P = 1$	Nombre de paire de pole
$D = 75 \text{ mm}$	Diamètre moyen
$l = 60 \text{ mm}$	Longueur
$e = 0.38 \text{ mm}$	Epaisseur d'entrefer
$N_r = 27$	Nombre de barre
$N_s = 193$	Nombre de spire par phase
$r_s = 4.1 \text{ Oh}$	Résistance d'une phase statorique
$L_{sf} = 17.5 \text{ mH}$	Inductance de fuite statorique
$R_b = 74 \mu \text{ Oh}$	Résistance d'une barre rotorique
$R_e = 74 \mu \text{ Oh}$	Résistance d'un anneau de court circuit
$L_b = 0.33 \mu \text{H}$	Inductance de fuite d'une barre rotorique
$L_e = 0.33 \mu \text{H}$	Inductance de fuite d'anneau de court circuit
$J = 4.5 \cdot 10^{-3} \text{ Nms}^2$	Moment d'inertie
$k_0 = 5 \cdot 10^{-6} \text{ Nms}$	Coefficient de frottement

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

- [Alty, 91] J. L. Alty, L. I. Mikulich, "Industrial applications of artificial intelligence" *2nd ed.*, Kluwer Academic Publisher, North Holland, 1991.
- [Andriamalala et al, 08] R. N. Andriamalala, H. Razik, L. Baghli, FM. Sargos, "Eccentricity for fault diagnosis of a dual-stator winding induction machine drive considering the slotting effects", *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, Vol. 55, Issue 12, pp 4238-4251, Dec. 2008.
- [Bachir, 02] S. Bachir. Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique. *Thèse de doctorat*, Université de Poitiers, 2002.
- [Baghli, 99] L. Baghli. "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques". *Thèse de doctorat*, Université Henri Poincaré - Nancy I, 1999.
- [Bentounsi, 98] A. Bentounsi, "On line diagnosis of defaults on squirrel cage motor using FEM", *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. 34, N° 05, Sep. 1998.
- [Bigret, 94] R. Bigret & J. L. Féron, "Diagnostic – maintenance – disponibilité des machines tournantes". *Editions MASSON*. Paris. Décembre 1994.
- [Bonnett, 92] A.H. Bonnett, G. C. Soukup, "Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel cage induction motors", *IEEE Transaction on Industry Applications*, Vol. 28 N° 4, Aug. 1992, pp 921-937.
- [Bonnett, 93] A.H. Bonnett, "Cause and analysis of anti-friction bearing failures in AC induction motors", *IEEE Transaction on Industry Application*, pp 14-23, Sept/Oct 1993.
- [Boudaoud, 97] N. Boudaoud, "Conception d'un système de diagnostic adaptatif en ligne pour la surveillance des systèmes évolutifs" *Thèse de doctorat Université de technologie de Compiègne*, 1997.
- [Boumégoura, 99] T. Boumégoura, H.Yahoui, G. Clerc, G. Grellet, "Observation des paramètres du moteur asynchrone à cage d'écureuil avec un observateur non linéaire" *Colloque EF'99* - pp 375 – 379 Lille 30&31 mars 1999.
- [Boutleux, 96] E. Boutleux, "Diagnostic et suivi d'évolution de l'état d'un système, par reconnaissance des formes floues. Application au modèle du réseau téléphonique français" *Thèse de doctorat Université de technologie de Compiègne* 1996

- [Cabanas, 98] H. F. Cabanas, M. Garcia-Melero, "Experimental applications of axial leakage flux to the detection of rotor asymmetries, mechanical anomalies and interturn short-circuits in working induction motors" *Proc ICEM'98*, Vol 1/3, September 2 -4, 1998, Istanbul Turkey.
- [Calis, 99] H. Calis, P. J. Unsworth, "Fault diagnosis in induction motors by motor current signal analysis" *Proc. IEEE SDEMPED'99 – Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, pp 237 – 241, September 1 –3, Gijon, Spain.
- [Cameron, 86] J. R. Cameron, W. T. Thomson, "Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors" *IEE Proceedings B. Electric Power Applications*, Vol. 133, pp.155-163, May 1986.
- [Casimir, 03] R. Casimir, "Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes" *Thèse de l'Ecole Centrale de Lyon, CEGELY, 2003*.
- [Chen, 03]. X. Chen, "An improved branch and bound algorithm for feature selection". *Pattern Recognition letter* Vol 24 pp 1925 – 1933, 2003
- [Deleroi, 82] W. Deleroi, "Squirrel cage motor with broken bar in the rotor – physical phenomena and their experimental assesment" *Proc. International Conference on Electrical Machines (ICEM'82)*, Budapest, 1982, pp. 767- 771.
- [Devanneaux, 01] V. Devanneaux, H. Kabbaj, B. Dagues et J. Faucher, "An accurate model of squirrel cage induction machines under static, dynamic or mixed eccentricity", *proc. IEEE SDEMPED 2001*, pp. 121-126, Sep. 2001.
- [Didier, 07] G. Didier, E. Ternisien, O. Caspary, H. Razik, "A new approach to detect broken rotor bars in induction machines by current spectrum analysis", *Journal of Mechanical Systems and Signal Processing (MSP)*, Vol. 21, N° 02, pp. 1127-1142, Feb. 07.
- [Dubuisson, 90] B. Dubuisson, "Diagnostic et Reconnaissance des Formes". *Traité des nouvelles technologies. Série diagnostic et Maintenance. Hermès*, Paris, 1990
- [Duda, 73] R. O. Duda, P. E. Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis", *John Wiley and Sons*, New York, 1973.
- [Elkasabgy, 92] N. M. Elkasabgy, A. R. Eastham, G. E. Dawson, « Detection of broken bars in the cage rotor on an induction machine » *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 28, N°. 1, Part 1, pp. 165-171, Feb. 1992.
- [Eykhoff, 74] P. Eykhoff, "System Identification – Parameter and State Estimation" *Wiley-Interscience* – 1974.
- [Farreny, 89] H. Farreny, "Les systèmes experts – Principes et exemples" *Cépadues*, 1989.
- [Filbert, 90] D. Filbert, "Technical diagnosis of electrical drive systems" *Measurement*, Vol. 8, N°3, Jul.-Sep. 1990.

- [Govaert, 03] G. Govaert, "Analyse des données". *Traité IC2 – Information, Commande, Communication. Série traitement du signal et de l'image*. Hermès, Paris 2003
- [Joksimovic, 00] G. M. Joksimovic, J. Penman, "The detection of inter-turn short circuits in the stator windings of operating motors" *IEE Transactions on Industrial Electronics*, VOL. 47, N° 5, pp 1078-1084, Oct. 2000.
- [Jutten, 91] C. Jutten and H. Héroult, "Blind separation of sources, part i: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture" *Signal Processing*, vol. 24, pp. 1–10, 1991
- [Kalman, 61] R. E. Kalman and R. S. Bucy, "New results in linear filtering and prediction theory", *Transactions of ASME Journal of Basic Engineering*, Vol.83D, pp. 35-45, March 1961.
- [Khelif, 94] M. Khelif, "Contribution à l'étude et la prédiction des défauts de vieillissement par fatigue thermique des composants d'électronique de puissance", *Thèse de doctorant, Ecole Centrale de Lyon, CEGELY*, 1994.
- [Kudo, 00] M. Kudo, J. Sklansky, "Comparison of algorithms to select features for pattern classifiers". *Pattern Recognition* Vol. 33, Issue 1, pp 25-41 January 2000
- [Ljung, 99] L. Ljung, "System identification: Theory for the user", *2nd ed., PTR Prentice Hall Saddle River, N.J., 1999*.
- [Menacer, 04] A. Menacer, M.S. Nait-Said, A. Benakcha S. Drid "stator current analysis of incipient fault into asynchronous motor rotor bars using fourier fast transform" *Journal of Electrical Engineering*, VOL. 55, NO. 5-6, pp. 122-130, 2004,
- [Moreau, 99] S. Moreau, J. C. Trigeassou, G. Champenois, "Diagnosis of electrical machines: a procedure for electrical fault detection and localization" *Proc. IEEE SDEMPED'99 – Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, pp 225 - 229, September 1 –3, Gijon, Spain
- [Naït-Saïd, 00] M. S. Naït-Saïd, M. E. H. Benbouzid et A. Benchaib, "Detection of broken bars in induction motors using an extended kalman filter for rotor resistance sensorless estimation" *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol.15, no 1, pp.66-70, Mars 2000.
- [O'Donnell, 85] P. O 'Donnell," Report of large reliability survey of industrial and commercial installations, Part 1", *IEEE Transaction on Industry Applications*, Vol. IA,21, N° 4, Aug. 1985, pp 853-864.
- [Ondel, 06] O. Ondel, "Diagnostic par reconnaissance des formes application à un ensemble 'convertisseur –machine asynchrone'." *Thèse de l'Ecole Doctorale électronique, électrotechnique, automatique de Lyon, 2006*.
- [Popa, 2007] L.M. POPA "Current Signature Analysis as Diagnosis Media for Incipient Fault Detection" *Advances in Electrical and Computer Engineering Volume 7 (14), Number 2 (28), 2007*

- [Poublan, 93] H. Poublan, "Reconnaissance automatique de signaux à évolution continue" *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse*, 1993.
- [Razik, 02] H. Razik « le contenu spectral du courant absorbe par la machine asynchrone en cas de défaillance ». p 48-52, 29-juin 2002.
- [Sammon, 69] Sammon JW. "A nonlinear mapping for data structure analysis". *IEEE Transactions on Computers* N° 18, pp. 401–409. 1969
- [Schaeffer, 99] E. Schaeffer. Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts. *Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes*, 1999.
- [Schoen, 94] R. Schoen & T. Habetler, "A new method of current-based condition monitoring in induction machines operating under arbitrary load conditions" *Proc. International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, September 1994, Paris, France.
- [Schoen, 95] R. R. Schoen, T. G. Habetler, F. Kamran, R. G. Bartheld, "Motor bearing damage detection using stator current monitoring" *IEEE Transaction on Industry Applications*, Vol. 31, N° 6, November/December 1995 pp 1274 – 1279.
- [Sobczyk, 98] T.J. Sobczyk, A. Izvorski, "Recognition of rotor eccentricity of induction motor based on the fourier spectra of phase currents", *Proc. ICEM'98*, pp. 408-413, Vol. 01, Sep. 1998.
- [Somol, 00] P. Somol, P. Pudil, F.J. Ferri and J. Kittler, "Fast branch and bound algorithm in feature selection". *Proc SCI / ISAS, Vol 7 World Multiconference on Systemics and Informatics (SCI) 2000*, pp 646-651
- [Stein, 88] J. Stein, R. D. Endicott, "Noninvasive detection of broken rotor bars in operating induction motors" *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 3, Issue 4, december 1988.
- [Tavner, 87] P. J. Tavner, J. Penman, "Condition Monitoring of Electrical Machines" *Research Studies Press, Letchworth, Hertfordshire*, pp.286, 1987.
- [Thomson, 06] J. S. Thomson, C. S. Kallesoe, "Stator fault modeling of induction motors", *SPEEDAM Conference*, 2006,
- [Toliyat, 95] H. A. Toliyat and T. A. Lipo. Transient analysis of cage induction machines under stator, rotor bar and end ring faults. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 10(2) :241_247, 1995.
- [Venkatasubramanian, 2003] Venkatasubramanian V., Rengaswamy R. Yin K., Kavuri S., "A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods", *Computer and Chemical Engineering*, 2003

[Warren, 43] Warren McCulloch & Walter Pitts, "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5, pp 115-133. 1943

[Xiangheng, 00] W. Xiangheng, C. Songlin, W. Weijian, S. Yuguang & L. Xu, " A study of armature winding internal faults and protection schemes for turbogenerators", *IEEE Industry Applications Conference*, VOL 1, Oct. 2000.

[Yaguo, 08] L. Yaguo, H. Zhengjia, Z. Z. Yanyang, C. Xuefeng, " New clustering algorithm-based fault diagnosis using compensation distance evaluation technique", *Méchanical Systems and signal processing* 22, pp. 419-435, 2008.

[Yahoui, 96] H. Yahoui, J. Seetohul, G. Grellet, "Detection of broken bar or ring in asynchronous machines by the spectrum analysis of the observed electromagnetic torque" *Electricmacs'96*, Saint Nazaire (France), *septembre 1996*.

[Yahoui, 95] H. Yahoui, "Contribution à la surveillance et au diagnostic des machines électriques. Application aux machines triphasées asynchrones à cage." *Thèse de doctorat - Université Claude Bernard - Lyon1 1995*.