

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université du 20 Août 1955-Skikda

Faculté de Technologie

Département de Génie Electrique



## **THESE**

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de

**Docteur en Sciences**

Spécialité: Electrotechnique

## **THEME**

# **SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DES MACHINES ELECTRIQUES : APPLICATIONS AUX MOTEURS ASYNCHRONES**

Par :

**MEDOUED AMMAR**

Soutenue le : 08 / 03 / 2012

Devant le Jury composé de :

Président	<b>S. LEULMI</b>	Prof	Université de 20 Août 1955 - Skikda
Encadreur	<b>A. BOUKADOUM</b>	MC	Université de 20 Août 1955 - Skikda
Co-Encadreur	<b>A. LEBAROUD</b>	MC	Université de 20 Août 1955 - Skikda
Examineurs	<b>B. AZOUI</b>	Prof	Université de Hadj Lakhdar - Batna
	<b>M. CHAABANE</b>	Prof	Université de Hadj Lakhdar – Batna
	<b>K. E. HAMSAS</b>	MC	Université de Ferhat Abbas - Sétif

**Année : 2012**

## **REMERCIEMENTS**

*Je tiens à remercier, tout d'abord, Monsieur A. BOUKADOUM, Maître de Conférences à l'Université du 20 Août 1955 - Skikda de m'avoir offert l'opportunité de réaliser ce travail sous sa direction et de ses précieux conseils et orientations.*

*Je tiens à remercier, également, Monsieur A. LEBAROUD, Maître de Conférences à l'Université du 20 Août 1955 - Skikda de son soutien, aide et encouragements tout au long de la réalisation de ce travail.*

*J'adresse mes plus sincères remerciements à Monsieur S. LEULMI, Professeur à l'Université du 20 Août 1955 - Skikda de ses profonds conseils et de l'honneur qu'il me fait en présidant le jury de cette thèse.*

*Mes remerciements vont aussi à Messieurs M. CHAABANE et B. AZOUI, tous les 2, Professeurs à l'Université Hadj Lakhdar - Batna d'avoir dépensé beaucoup de temps pour la lecture de la thèse et d'avoir accepté de juger mon travail.*

*Je remercie Monsieur K- E. HEMSAS, Maître de Conférences à l'Université Ferhat Abbas - Sétif d'avoir accepté de juger mon travail.*

*Je saisis cette occasion pour exprimer ma grande reconnaissance et gratitude à tous ceux qui ont contribué à la réalisation et l'achèvement de ce travail.*

*A. Medaoud*

## ***DEDICACES***

*A ma mère*

*A la mémoire de mon père*

*A ma femme*

*A mes enfants*

*A mes frères et sœurs*

*A mes amis*

*A. Medoued*

## تمهيد

يهتم هذا البحث بمراقبة وتشخيص الأخطاء في الآلات الكهربائية غير المتزامنة ، و التذكير ببعض المفاهيم الأساسية في هذا المجال، وإلقاء الضوء على العديد من الطرق المستعملة في معالجة مشكلات المراقبة و الصيانة وتشخيص الأخطاء فيها، ومن ثم وضع التدابير اللازمة و البحث عن الخيارات الناجعة والمواصفات ونماذج الأداء المنشود.

يندرج عملنا هذا في تشخيص الأخطاء في الآلات الكهربائية غير المتزامنة ذات قفص السنجاب. الغرض من هذا، هو الحفاظ على الآلة الكهربائية و صيانتها من أجل تمديد مدة خدمتها وتحسين أدائها و مردودها .

ويرجع سبب دراسة هذه الآلات الكهربائية غير المتزامنة لكونها الآلة الأكثر استعمالا في المجال الصناعي وذلك لبساطة بنيتها، انخفاض تكاليف الشراء والتصنيع، قوتها ومتانتها الميكانيكية و عدم تكاليف صيانتها.

يندرج عملنا في إطار عدة أبحاث قام بها باحثون في هذا المجال من أجل تشخيص ومراقبة الأخطاء في الآلة الكهربائية غير المتزامنة ذات قفص السنجاب. ومن بين هذه الأخطاء نذكر: عدم التوازن على مستوى الساكن، وكذا تشخيص الأخطاء من نوع تكسر قضبان القفص على مستوى الدوار و كذلك الأخطاء من نوع المدحرجات و من نوع الانحراف المركزي.

بما أن تيار الساكن للآلة الكهربائية مقدار قابل للقياس والمراقبة اللحظية، اعتمدنا في بحثنا هذا على تتبع إشارة شعاع هذا التيار ووضع عدة طرق و تقنيات من اجل المراقبة اللحظية لهذا العامل وإجراء مقارنة إشارته مع إشارة تيار الآلة السليمة.

تعتبر التقنيات والطرق التشخيصية، في هذا المجال، كثيرة جدا. في هذا البحث قمنا بتصنيفها إلى مقاربتين: مقارنة إشارة، القائمة على قياس إشارتي التيار والجهد ومقاربة النظام. في المقاربة الأولى استعملنا:

- ◀ تقنية طور الطيف لتيار الساكن .
- ◀ تقنية طور الإشارة التحليلية لتحويل Hilbert .
- ◀ تقنية الكشف عن الخطأ أو العيب بطريقة التواتر اللحظي.
- ◀ تقنية التحليل الترددي للاستطاعة اللحظية.

◀ تقنية الكشف عن الخطأ أو العيب من الطويلة اللحظية وفيها اعتمدنا على:

- تحليل فك التضمين المتزامن لشعاع التيار.
- فك التضمين التماثلي.
- فك التضمين الرقمي.

وفي الثانية، انصب بحثنا على ترتيب و تصنيف الأخطاء ضمن مجموعات حسب نوع الخطأ وذلك من خلال الاعتماد على طريقة التمثيل الزمني- الترددي وهذا بوضع نظام يتتبع إشارة شعاع تيار الساكن ومن ثم يقوم بتشخيص نوع الخطأ وتصنيفه في مجموعة الخطأ الموافقة.

ولقد تم في هذا البحث تكوين 4 مجموعات يقوم النظام بتصنيف الخطأ في كل منها وهي:

◀ مجموعة الخطأ علي مستوى الساكن.

◀ مجموعة الخطأ علي مستوى الدوار.

◀ مجموعة الخطأ علي مستوى المدحرجات.

◀ مجموعة الآلة السليمة.

ولقد أثبتت الطرق والتقنيات المتبعة نجاعة وفاعلية كبيرتين في مراقبة و تشخيص الأخطاء والعيوب

في الآلة الكهربائية غير المتزامنة ذات قفص السنجاب.

و لا يزال العمل مفتوحا في هذا المجال من أجل تطبيق طرق أخرى لتشخيص الأخطاء في الآلات

الكهربائية غير المتزامنة.

**الكلمات المفتاح :** تشخيص الأعطال، المراقبة، المكائن غير المتزامنة ذات قفص السنجاب.

## ***RESUME***

Ce travail s'inscrit dans la thématique de la surveillance et du diagnostic des défauts de la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil. Le choix de la machine est justifié par le succès grandissant qu'elle a suscité, notamment, dans les entraînements électriques à vitesse variable.

Sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et sa robustesse mécanique, surtout sa quasi-absence d'entretien, justifient son omniprésence dans le secteur industriel. Malgré ces avantages, il est donc important de développer des systèmes de diagnostic pour détecter de manière anticipée les défauts pouvant apparaître dans ce type de machines.

Notre contribution s'inscrit dans le cadre de synthèse et de choix des méthodes et des techniques de surveillance et de diagnostic des défauts dans la machine asynchrone à cage d'écureuil tels que les défauts de déséquilibre statorique, les défauts de rupture de barres rotoriques et les défauts de roulements. Dans ce contexte, nous avons proposé 2 approches de détection de défaut par la surveillance du courant statorique en l'occurrence l'approche signal et l'approche système.

L'approche signal consiste à mettre en œuvre des techniques et des méthodes de traitement et d'analyse du signal. Ces différentes techniques répondent aux diverses difficultés et contraintes rencontrées lors du diagnostic, tels que le niveau de charge et les perturbations de la source d'alimentation.

L'approche système, par contre, permet une automatisation complète de la procédure de diagnostic des défauts depuis l'acquisition et le traitement des données jusqu'à la prise de décision.

**Mots clés :** Machine asynchrone à cage d'écureuil, surveillance et diagnostic, défauts.

## **ABSTRACT**

This work of thesis is a part of the thematic of monitoring and fault diagnosis of the squirrel cage three-phase induction machine. The choice of this type of machine is justified by the growing success it has exhibited, mainly, in the electric drives with variable speed. Besides its simple construction, low cost, mechanical robustness and mainly its quasi-absence of maintenance justified its large presence in the industrial sector. Despite all these advantages, it is important to develop some diagnostic systems to detect, in advance, the failures that may appear in this type of machine.

Our main contribution resides in the development of methods and technologies for monitoring and fault diagnosis in electrical machines such as the stator imbalance, rotor broken-bars and bearing faults. In this context, we proposed 2 approaches of fault detection by monitoring the stator current : the signal approach and the system approach.

The signal approach consists of implementing techniques and methods of signal processing and analysis. These different techniques are appropriate responses to various challenges and constraints encountered during diagnosis, such as load level and the disruption of the power supply.

The approach system, on the contrary, allows complete automation of the fault diagnosis process from the acquisition and data processing to decision making.

**Key words** : Squirrel cage induction machine, monitoring and diagnosis, faults.

## LISTE DES ACRONYMES

<b>Abréviation</b>	<b>Désignation</b>
ADALINE	(ADAPtive LINear Element) : un acronyme pour un neurone linéaire.
AG	Algorithme génétique
ANN	Artificial Neural Networks
BAM	Bidirectional Associative Memory
DCS	Dépendante de la classe du signal
DSP	Densité spectrale de puissance
FEM	Finite element method : Méthode des éléments finis
FFNN	Feed Forward Neural Networks
FKM	Fuzzy K- Mean : K- Moyen flou
LF	Logique floue
MAS	Machine ou moteur asynchrone (Machine à induction)
RBF	Réseaux de neurones à base de fonctions radiales
RDF	Reconnaissance de formes
RMS	Root Mean Square : la valeur efficace d'une grandeur
RNA	Réseaux de neurones artificiels
RTF	Représentations Temps-Fréquence
TFD	Transformation de Fourier discrète
TFR	Transformée de Fourier rapide
4C	Quatre barres cassées
4b - C100	Quatre barres cassées charge 100%

## LISTE DES FIGURES

Figures	Titres	page
2.1	Machine asynchrone	28
2.2	Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil	29
2.3	Vue schématique en perspective du stator	30
2.4	Vue schématique en perspective du rotor	31
2.5	Proportion des défauts	33
2.6	Répartition des pannes sur les machines de faibles et moyennes puissances	33
2.7	Répartition des pannes sur les machines de fortes puissances	34
2.8	Causes internes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage	35
2.9	Causes externes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage	35
2.10	Modélisation schématique de l'excentricité statique et dynamique	40
2.11	Structure générale de réseau de neurones	46
2.12	RNA à 3 couches	51
2.13	RTF orientée vers la classification	54
3.1	Spectre du courant statorique	58
3.2	Phase du spectre du courant statorique	59
3.3	Phase du signal analytique	61
3.4	Représentation vectorielle du vecteur instantané	63
3.5	Amplitude du courant de phase statorique d'un moteur sain alimenté par un onduleur	64
3.6	Fréquence instantanée d'une phase d'un moteur avec 4 barres cassées alimenté par onduleur, bande fréquentielle de 160 [Hz]	65
3.7	Principe de l'amplitude instantanée	66
3.8	Courant statorique d'un moteur alimenté par un onduleur avec défaut de rupture de 3 barres rotoriques	67
3.9	Amplitude instantanée du courant de stator avec 3 barres cassées (trait continu), courant sain (trait interrompu)	67
3.10	Spectre de l'amplitude instantanée. 3 barres cassées (trait continu), courant sain (trait interrompu)	68
3.11	Spectre de la puissance instantanée	69
3.12	Démodulation analogique du vecteur courant statorique	71
3.13	Démodulation numérique du vecteur courant statorique	71
3.14	Banc d'essai du LEG (Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble)	72

3.15	Courants statoriques d'un moteur	73
3.16	Extraction de la composante inverse par démodulation analogique du vecteur courants statorique	73
4.1	Illustration de l'extraction du vecteur motif	81
4.2	Conception des noyaux	82
4.3	Structure d'un réseau statique avec 2 couches cachées	85
4.4	Forme canonique des réseaux de neurones	86
4.5	Moteur 5.5 [kW] accouplé à sa charge	89
4.6	Organigramme de la classification	90
4.7	Positions dans le plan Doppler retard de chacun des 3 noyaux	91
4.8	Performance du réseau de neurone pour un défaut statorique	91
4.9	Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des dimensions du vecteur motif pour le noyau 1 avec 20 vecteurs d'apprentissage	92
4.10	Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour le noyau 2 avec 20 vecteurs d'apprentissage	93
4.11	Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour le noyau 3 avec 20 vecteurs d'apprentissage	93
4.12	Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour le noyau 1 avec 35 vecteurs d'apprentissage	94
4.13	Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour le noyau 2 avec 35 vecteurs d'apprentissage	94
4.14	Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour noyau 3 avec 35 vecteurs d'apprentissage	95

## TABLEAU DES SYMBOLES

N°	Symboles	Nomination	Unités
1	$abc$	Axes physiques triphasés	-
2	$A_X(\xi, \tau)$	plan d'ambiguïté	-
3	<b>B</b>	Induction magnétique	[T]
4	$d - q$	Axes biphasés de Park	-
5	$f$	Fréquence	[Hz]
6	<b>F</b>	Transformée de Fourier	-
7	<b>FV</b>	Vecteurs de forme (motif)	-
8	$f(t)$	Fréquence instantanée	[Hz]
9	$g$	Glissement	-
10	$i$	Courant électrique instantané	[A]
11	$I_L$	Courant de ligne	[A]
12	$J_F(s)$	Contraste de Fisher	-
14	<b>k</b>	Rang des composantes harmoniques	-
15	$m$	Indice de modulation	-
16	<b>Nr</b>	Nombre d'encoches au rotor	-
17	<b>Ns</b>	Nombre d'encoches au stator	-
18	<b>N'</b>	Dimension du vecteur motif	-
19	$\eta$	Doppler	-
20	$p$	Nombre de paire de pôles	-
21	$p_s(t)$	Puissance instantanée	[W]
22	$R[n, k]$	Fonction d'auto-corrélation instantanée	-
23	$v$	Tension d'alimentation instantanée	[V]
24	$V_{LL}$	Valeur efficace de la tension entre phase	[V]
25	$\omega_f$	Pulsation d'oscillation (pulsation de défaut)	[rd/s]
26	$\varphi$	Phase	[rd]
27	$\varphi(t)$	Phase instantanée	[rd]
28	$\omega_s$	Pulsation statorique	[rd/s]
29	$\omega$	Pulsation rotorique	[rd/s]
30	$\tau$	Retard	-
31	$\theta$	Angle électrique	[rd]
32	$\mu_0$	Perméabilité magnétique du vide	[H/m]
23	$\alpha - \beta$	Axes biphasés	-
34	<b>Φ</b>	Noyau	-

## ***LISTE DES TABLEAUX***

Tableau	Titres	page
2.1	Terminologie & définitions	26
3.1	Démodulation numérique du vecteur courant statorique	74
3.2	Tableau comparatif des différentes techniques	75
4.1	Modèles de fonctions d'activation.	84
4.2	Erreur de classification par rapport aux nombres de vecteurs tests des 3 noyaux	92

## SOMMAIRE

REMERCIEMENTS	2
DEDICACES	3
تمهيد	4
RESUME	6
ABSTRACT	7
LISTE DES ACRONYMES	8
LISTE DES FIGURES	9
LISTE DES SYMBOLES	11
LISTE DES TABLEAUX	12

### 1. GENERALITES

1.1. Introduction	18
1.2. Etude et synthèse bibliographique	19
1.3. Formulation du problème	21
1.4. Objectifs et contributions souhaités	22
1.5. Organisation de la thèse	23
1.6. Contributions scientifiques	24

### 2. MACHINE ASYNCHRONE ET METHODES DE DIAGNOSTIC

2.1. Introduction et objectifs	27
2.2. Terminologie dédiée au diagnostic	27
2.3. Machine asynchrone : Constitution et statistique	28
2.3.1. Constitution de la machine asynchrone	29
1. Stator	30
2. Rotor à cage	31
3. Organes mécaniques	32
2.3.2. Etude statistique des défaillances	33
2.4. Défaits internes et externes	35
2.4.1. Défaillances au stator	37
1. Défaits d'isolant dans un enroulement	38
2. Court-circuit entre spires	38

3.	Court-circuit entre phases	38
4.	Court-circuit phase-bâti	39
2.4.2.	Défaillances de rotor	39
1.	Ruptures de barres	40
2.	Ruptures d'anneaux	40
3.	Excentricité statique et dynamique	40
2.4.3.	Défaillances mécaniques	42
1.	Défauts des roulements	42
2.	Autres défaillances mécaniques	43
2.5.	Techniques et méthodes de surveillance et diagnostic des défauts dans la MAS	43
2.5.1.	Approche signal	43
1.	Transformation de Fourier discrète	43
2.	Transformée de Fourier rapide	44
3.	Périodogrammes	44
2.5.2.	Approche système	45
1.	Réseaux de neurones	46
2.	Reconnaissance de forme (RdF)	48
3.	Représentation temps-fréquence	49
2.6.	Méthodes de classification et de prises de décision	51
2.6.1.	Discriminant linéaire	51
2.6.2.	K- plus proches voisins (K- Nearest Neighbors)	51
2.6.3.	Réseaux de neurones	53
2.6.4.	Méthodes de coalescence (Clustering)	53
2.7.	Choix des méthodes d'extraction et de classification	54
2.7.1.	Extraction des vecteurs formes par la représentation temps-fréquence	54
2.7.2.	RTF dite "Dépendante de la classe du signal (DCS) "	54
2.7.3.	Classification par les réseaux de neurones	55
2.8.	Conclusions	56

### **3. APPROCHE SIGNAL : TECHNIQUES DE DIAGNOSTIC**

3.1.	Introduction et objectifs	58
3.2.	Phase du spectre	58
3.2.1.	Phase du spectre du courant statorique	58

3.2.2. Phase du signal analytique	60
1. Signal analytique obtenu par la transformée de Hilbert	61
2. Diagnostic par la phase du signal analytique	61
3.3. Fréquence instantanée	62
3.3.1. Principe	62
3.3.2. Application	64
3.4. Amplitude instantanée	66
3.4.1. Principe	66
3.4.2. Application	68
3.5. Puissance instantanée	69
3.6. Démodulation synchrone	70
3.6.1. Démodulation analogique	71
3.6.2. Démodulation numérique	72
3.7. Validation expérimentale	73
3.8. Etude comparative	75
3.9. Conclusions	76

#### **4. APPROCHE SYSTEME : RTF- RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS**

4.1. Introduction et objectifs	78
4.2. Extraction du vecteur forme par la RTF	78
4.3. Noyau discriminant de Fisher	80
4.4. Extraction des motifs	81
4.5. Application de la RTF optimisée pour la classification des défauts	81
4.6. Réseaux de neurones artificiels	84
4.6.1. Fonction d'activation	84
4.6.2. Topologie des réseaux de neurones artificiels	84
1. Réseaux statiques ou réseau à couche (Feed forward)	85
2. Réseaux dynamiques (récurrents)	87
4.6.3. Apprentissages des réseaux de neurones	87
1. Apprentissage supervisé	88
2. Apprentissage non supervisé	88
4.7. Application au diagnostic de la machine asynchrone	88
4.7.1. Acquisition des données expérimentales	89

4.7.2. Simulation et résultats de classification	91
4.8. Conclusions	96

## **5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES**

5.1. Conclusions	98
5.2. Perspectives	99

## **BIBLIOGRAPHIE**

# **CHAPITRE I**

## **GENERALITES**

# Chapitre I

## GENERALITES

### 1.1. Introduction

Actuellement, les machines asynchrones sont considérées comme l'outil de conversion électromécanique le plus utilisé dans le milieu industriel. Cet engouement pour ce type de machine est justifié par sa *simplicité de construction, son faible coût d'achat et sa robustesse mécanique*. Des applications de la machine asynchrone à vitesse variable, ont vu le jour dans divers domaines en l'occurrence l'aéronautique, la robotique et dans certains mécanismes industriels à haute précision. Toutefois, cette machine peut être affectée par des défauts potentiels qui se répercutent sur la sécurité de la production, la qualité du service et la rentabilité des installations. Par conséquent, il est très intéressant de développer des systèmes de diagnostic pour détecter de manière anticipée les défauts pouvant surgir dans ce type de machines.

La surveillance d'un dispositif implique le diagnostic des défauts : il consiste en la détection d'un changement anormal dans le comportement ou l'état d'un système et dans la localisation de sa cause. Le but est de garantir la sécurité et la continuité de service et d'enregistrer les événements utiles pour la maintenance curative ou le retour d'expérience.

C'est dans cette optique que cette thèse est orientée. Elle s'intéresse, en effet au développement des techniques et méthodes de surveillance et de diagnostic des défauts du moteur asynchrone, en l'occurrence les défauts de stator, du rotor et le défaut de roulement.

Cette thèse est scindée en 2 parties : La première partie porte sur la compréhension et l'analyse des défauts ainsi que leurs effets sur le comportement de la machine. La seconde partie comportée sur la recherche et le développement d'outils de surveillance et de diagnostic des défauts. Deux approches vont être traitées :

- L'approche signal qui traite des techniques d'extraction de l'information pertinente du signal du courant statorique.
- L'approche système consiste à la mise en œuvre d'une méthode de diagnostic en l'occurrence la représentation temps fréquence- réseaux associée aux réseaux de neurones en vue de rendre la procédure de diagnostic automatique.

## 1.2. Etude et synthèse bibliographique

Durant les 3 dernières décennies le diagnostic de la machine asynchrone a connu un engouement croissant de la part de la communauté scientifique. Nous pouvons scinder ces travaux de recherche en 3 grandes approches :

- Modèle.
- Signal.
- Système.

L'approche modèle consiste à la modélisation analytique de la machine [Did 04]. Les travaux de Lipo [Lip 71], [Lip 75], [Lip 84] et [Cor 77], tous, portent sur la modélisation fine de la machine. Ceux de Toliyat se caractérisent par la fonction d'enroulement et la prise en compte des harmoniques d'espaces [Tol 91]-[Tol 94]. Par contre, les études de Ritchie [Rit 04] se basent sur le modèle multi-enroulements. Ces travaux ont largement enrichi la modélisation fine orientée vers le diagnostic. Les recherches de Filippetti pour le diagnostic des défauts du moteur à induction par l'utilisation de la technique de l'intelligence artificielle [Fil 00] - [Fil 98] et les réseaux de neurones [Fil 95].

L'approche signal consiste à la détection d'indicateurs ou signatures de défauts [Did 04]. Cette opération est réalisée par l'extraction et la quantification des grandeurs électriques ou mécaniques mesurables d'indices fiables liées aux défauts. Des travaux ont été illustrés par la recherche d'indicateurs internes (champ magnétique, ..) [Did 04], d'autres par des indicateurs externes (tension, courant, couple, vitesse...) [Did 04].

L'approche système consiste à l'extraction et à la classification ou l'interprétation des résultats. Une forme d'automatisation de la procédure de diagnostic depuis l'acquisition jusqu'à la prise de décision a été développée et présentée [Leb 06].

Les travaux se rapportant au sujet de surveillance et de diagnostic ont commencé dès le début des années soixante-dix [Lip 71], [Lip 75] et [Cor 77]. En 1984, Kerszenbaum [Ker 84] a présenté, analytiquement et expérimentalement, des résultats sur la présence de courants interbarres très importants dans les machines où les impédances des interbarres sont similaires à celles des barres rotoriques. Ces courants sont produits par la présence d'une cassure de barre ou d'une portion d'anneau.

En 1985, O'Donnell [O'Don 85] a présenté une étude statistique sur les causes des défauts dans la MAS. Bonnett, en 1992 [Bon 92], a exposé une étude d'identification des différentes causes des défauts dans le stator et le rotor à cage. Une analyse des défauts de roulements est publiée ultérieurement par le même auteur, en 1993, [Bon 93].

Filippetti, [Fil 95] a introduit les réseaux de neurones, pour le diagnostic des défauts rotoriques de la machine asynchrone, notamment pour la détection et l'estimation du nombre de barres cassées. Schoen [Sch 95] a présenté une nouvelle méthode pour la détection en ligne des défauts dans la MAS par la surveillance du courant statorique en se basant sur les réseaux de neurones artificiels. Ses essais prouvent l'intérêt des réseaux de neurones pour la classification et la prise de décision. Une autre étude statistique des défauts a été réalisée par Thorsen, [Tho 95], sur des machines de grande puissance utilisées dans l'industrie pétrochimique.

En 2000, Naït Saïd [Nai 00] a introduit le filtre de Kalman dans une étude paramétrique pour la détection des barres cassées en vue de l'estimation, sans capteur, de la résistance rotorique.

Une autre étude par Nejjari, [Nej 00], dans laquelle il a présenté une méthode pour le diagnostic des défauts électriques, basée sur l'approche du vecteur de Park en utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels comme critère de décision pour la discrimination entre les cas sain et défaillant. Devanneaux [Dev 01] a implanté un modèle transitoire de machine à cage d'écureuil avec défauts rotoriques, en utilisant une approche basée sur le couplage magnétique des circuits électriques.

Bachir [Bac 02] a abordé une étude sur le diagnostic et la surveillance de la machine asynchrone par estimation paramétrique. Il a présenté les différents outils théoriques nécessaires à l'identification et à la modélisation en vue du diagnostic des procédés industriels. Cette méthodologie de surveillance est appliquée expérimentalement au cas élémentaire d'une bobine à noyau de fer. Finalement, il a proposé un modèle de défauts simultanés stator/rotor (court-circuit de spires dans les enroulements, ruptures de barres,...) pour une surveillance généralisée de la machine. Diallo [Dia 03] a étudié la faisabilité de la détection et de diagnostic de défaut de la machine asynchrone causé par une défaillance dans l'un des 6 interrupteurs de l'onduleur. La méthode proposée est basée sur la mesure du vecteur de courant dans le repère de Concordia par l'utilisation de 2 capteurs, pour des raisons de simplicité et de coût. Les résultats de simulation comparés aux résultats expérimentaux montre la faisabilité de l'approche proposée. L'auteur [Cas 03] a appliqué la reconnaissance de formes (RdF) pour le diagnostic des défauts de la machine asynchrone.

Didier [Did 04] a développé, pour le diagnostic et la surveillance de la machine asynchrone en absence et en présence de défaillances, un modèle basé sur le couplage magnétique des circuits électriques. Trois méthodes de diagnostic sont présentées, pour détecter la présence du défaut au sein de la cage rotorique (cassure de barres). La première est

basée sur l'analyse du spectre fréquentiel du courant statorique. La deuxième méthode utilise l'information donnée par la phase du spectre du courant statorique. La troisième emploie l'information donnée par la phase de la transformée de Hilbert du module du spectre du courant statorique. Les résultats obtenus par les 3 méthodes de diagnostic proposées sont validés expérimentalement.

En 2004, Ritchie [Sit 04] a proposé un système d'identification et de classification des défauts de la machine asynchrone. Ce système est basé sur les réseaux de neurones à base de fonction radiale (RBF). Le système développé par cet auteur permet la détection des défauts électriques et mécaniques de la machine asynchrone. L'auteur [Ond 06] a proposé une méthode de sélection des paramètres basée sur un algorithme génétique. Il permet une réduction notable de la dimension de ce vecteur sans perte sensible d'information.

Hemsas kamel eddine [Hem 06] a présenté un nouveau modèle d'estimation sans capteurs des grandeurs non accessibles de la machine asynchrone en vue de la commande et la surveillance, en se basant sur les techniques de l'intelligence artificielle, telle que les réseaux de neurones artificiels et les réseaux neuro-flous. En outre, il a donné la notion de filtres de Kalman étendus neuro-flous pour l'estimation des paramètres internes de la MAS.

L'auteur [Leb 06] a proposé une nouvelle méthode basée sur la représentation temps-fréquence optimale, dite "dépendante de la classe du signal (DCS)" dont le plan d'ambiguïté est lissé par un noyau conçu spécialement afin de réaliser une séparation maximale entre la classe de défaut et la classe de la machine saine. La séparation de classes est réalisée par le contraste de Fisher, basée sur la compacité et la séparabilité des classes. Le critère d'affectation ou du classement d'un nouveau signal est basé sur la distance Mahalanobis et le modèle de Markov caché.

### 1.3. Formulation du problème

Les impératifs de fiabilité et de productivité des machines électriques nécessitent l'intégration de système de détection et de diagnostic des défaillances. Il faut donc doter les moteurs asynchrones d'outils de surveillance; ainsi, nous pourrions éviter ou du moins prévenir les pannes et les arrêts intempestifs.

En général, les défauts de la machine asynchrone résident dans les différents modes de fonctionnement, la charge, l'environnement...etc. Parmi ces défauts, on peut citer :

- Déséquilibre de tension d'alimentation.
- Cassure des barres rotoriques et portion d'anneaux.

- Défaut des roulements.
- Défaut d'excentricité.

Dans ce travail, nous y exposons les principales méthodes et techniques de surveillance et de diagnostic de la MAS à cage. Cette étude sera partagée en 2 approches : Approche signal et approche système. Nous nous intéressons, particulièrement, au diagnostic d'un défaut statorique, défaut rotorique et défaut de roulements.

#### 1.4. Objectifs et contributions souhaités

En effet, malgré sa robustesse légendaire, la MAS triphasée subit, au cours de sa durée de vie, un certain nombre de sollicitation externes et internes qui la rendent, potentiellement, défaillante. Malgré, l'augmentation croissante des exigences industrielles en termes de fiabilité, maintenabilité, disponibilité et sécurité, il était important de disposer d'un certain nombre d'outils et de techniques permettant de diagnostiquer l'état de la machine. Ces outils et techniques de diagnostic sont basés sur la détection de la signature des défauts au niveau des grandeurs mesurables habituelles dans l'industrie (grandeurs électriques statoriques) soit par le biais de l'analyse du contenu harmonique de ces grandeurs soit encore par le biais de l'observation comportementale de la machine.

Notre objectif est de synthétiser un certain nombre de méthodes et techniques de diagnostic et d'établir des critères de choix pour leur utilisation afin d'apporter une contribution concrète dans ce domaine de recherche très avancés.

##### **L'originalité du travail de la thèse se résume en 2 points essentiels.**

- Le premier concerne l'approche signal, où dans la littérature le diagnostic s'est focalisé en grande partie sur le traitement du courant statorique par différentes techniques de traitement du signal, dans notre approche au lieu de travailler directement sur le signal du courant statorique, nous avons ***proposé la décomposition de ce dernier en trois grandeurs distinctes à savoir l'amplitude instantanée, la phase du spectre et la fréquence instantanée. Et particulièrement, nous avons mis l'accent sur la phase du spectre.***
- Le second point concerne l'approche système où nous avons proposé une méthode de classification de défauts de la machine asynchrone basée sur la RTF et ***les réseaux de neurones en tant que critère de décision.*** Où chaque type de défaut a été caractérisé par un noyau spécifique optimisé. L'affectation des signaux ***a été réalisée par les réseaux de neurones,*** avec une erreur de calcul minimale lors de l'affectation du signal teste vers la classe appropriée.

## 1.5. Organisation de la thèse

Notre thèse s'intéresse à la surveillance et au diagnostic des défauts des moteurs asynchrones. Elle s'articule autour de 5 chapitres.

Dans le premier chapitre, nous avons exposé des généralités relatives à cette étude. Ce chapitre comporte également une recherche bibliographique, une formulation du problème ainsi que les objectifs et contributions souhaités.

Le deuxième chapitre est scindé en 3 parties. La première partie élucide en premier lieu la terminologie employée dans la thématique de diagnostic, puis elle fait un rappel sur la constitution de la machine asynchrone à cage d'écurie. La seconde partie traite les différentes défaillances pouvant affecter la machine asynchrone. Nous avons mis, surtout l'accent sur 3 défauts les plus récurrents d'après les statistiques, à savoir : les défauts de roulement, les défauts statoriques et les défauts rotoriques. La troisième partie est consacrée aux différentes techniques et méthodes employées dans le domaine de surveillance et de diagnostic.

Le chapitre 3 est consacré à l'approche signal. Plusieurs techniques de diagnostic ont été développées. Elles se basent sur le traitement et l'analyse du signal temporel ou fréquentiel du courant statorique. Le but est d'extraire une information pertinente et fiable. Le signal du courant statorique a été décomposé en 3 grandeurs séparées à savoir la phase instantanée, la fréquence instantanée et l'amplitude instantanée. Cette séparation permet de mieux caractériser et quantifier les défauts. L'avantage de ces techniques est qu'elles permettent de mettre en évidence les composants de défauts et ceci, parfois indépendamment de l'amplitude des signaux mesurés en d'autres termes indépendamment du niveau de charge. Les bases théoriques de ces techniques sont présentées et leurs performances sont comparées.

Le chapitre 4 propose une alternative à l'approche signal, à savoir, l'automatisation de la procédure de détection des défauts à partir de la représentation temps-fréquence et les réseaux de neurones. Cette approche système est basée sur la classification de signaux après apprentissage. La représentation temps-fréquence employée dans ce chapitre est dite "dépendante de la classe du signal (DCS)" dont le plan d'ambiguïté est lissée par un noyau conçu spécialement afin de réaliser une séparation maximale entre le défaut et la machine saine [Leb 06]. Le contraste de Fisher est utilisé pour la séparation de classe. Le critère d'affectation ou du classement d'un nouveau signal est réalisé par le réseau de neurones.

Enfin, le dernier chapitre expose les conclusions et les perspectives.

## 1.6. Contributions scientifiques

### 1.6.1. Publications internationales

1. **A. Medoued, A. Metatla, A. Boukadoum, T. Bahi and I. Hadjadj** “Conditions of monitoring and diagnosis of faults in the electric induction motor”, *American J. of Applied Sciences* 6(6): 1133-1138, 2009, USA.
2. **A. Medoued, A. Lebaroud, A. Boukadoum and G. Clerc** “ On-line faults signature tool for induction motor diagnosis” *Journal of Electrical Engineering & Technology* Site :www.kie.or.kr Vol. 5 (1) : 140-145, March 2010 , Korea.

### 1.6.2. Communications nationales

1. **A. Medoued, A. Metatla, A. Boukadoum, T. Bahi**, “Observation techniques for sensorless control in faulty induction motor”, *Journées sur les Signaux et Systèmes JSS’07 tenu le 14 - 15 /11/2007, Université du 08 Mai 1945, Guelma, Alegria.*
2. **A. Metatla, A. Medoued, T. Bahi, A. Boukadoum, E. Hadjadj**, “ Technique du diagnostic et détection des défauts électriques du moteur à induction ”, *Journées sur les Signaux et Systèmes, JSS’07, tenu le 14 -15 /11/2007 Université du 08 Mai 1945, Guelma, Alegria.*

### 1.6.3. Communications internationales

1. **A. Metatla, T. Bahi, I. Hadjadj, A. Medoued** «Failure detection of eccentricity in asynchronous machine» International Conference on Computer Engineering, ICCES’08, 24-28November, 2008, Cairo, Egypt.  
<http://ieeexplore.ieee.org/iel5/4758660/4772941/04772949.pdf?arnumber...>
2. **M. Mohammedi, T. Bahi, A. Medoued** «Integration of the real density of current in the calculation of the torque of synchronous machines » Sixth International Multi- Conference on System, Signals et Devices, SSD’09, March 23-26, 2009, Djerba, Tunisia.  
<http://ieeexplore.ieee.org/iel5/4911412/4956638/04956642.pdf?arnumber...>
3. **A. Medoued, A. Lebaroud, A. Boukadoum** «Surveillance et diagnostic du défaut de déséquilibre dans les moteurs à inductions » Première Conférence Maghrébine sur la Maintenance et la Sécurité, Outils de l’Excellence Industrielle, C2MSI’09, 28-29 Avril 2009, Souk Ahres, Alegria.
4. **A. Medoued, A. Lebaroud, A. Boukadoum** «Surveillance et diagnostic en ligne de défaut de déséquilibre statorique des moteurs à inductions » International Conférence on Systems and Information Processing, ICSIP’09, May 2-4,2009, Guelma, Alegria.
5. **O. Boudebbouz, A. Boukadoum, S. Leulmi, A. Medoued** « Statistical analysis of harmonics measurements : A practical case study» 3<sup>rd</sup> International Conference on Electrical Engineering, ICEE’09, May 19-21, 2009, Alger, Algeria.
6. **A. Medoued, A. Lebaroud, A. Boukadoum** «On-line monitoring and diagnosis of broken rotor bars in induction motor » 6<sup>rd</sup> International Conference on Electrical and Electronics Engineering, ELECO’09 , 5-8 Novembre 2009, Bursa, Turkey.

[http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs\\_all.jsp?arnumber=5355374](http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=5355374)

7. A. Medoued, A. Lebaroud, , A. Boukadoum, “Monitoring techniques of induction motors faults” 3<sup>rd</sup> International Conference on Nonlinear Sciences and Complexity, NSC’10, July 28-31, 2010, Cankaya, Ankara , Turkey.

#### 1.6.4. Projets de recherches

Intitulé du projet	Code	Durée	Date	Chef de projet
Développement des modèles électrodynamiques par la méthode de différence finie dans le domaine de temps FDTD	J2101/02/02/03	3 ans	2003	Boukalkoul Lahcène
Simulation de la dégradation des câbles par le phénomène d’arborescences d’eau	J2101/02/01/05	3 ans	2004	Bouzerara Ramdane
Etude de l’influence des défauts Electriques sur le fonctionnement et la commande de la machine Asynchrone alimentée en tension	J0201620060008	3 ans	2007	Boukadoum Ahcène
Exploitation des Techniques Intelligentes pour la Commande sans Capteurs d’une Machine Asynchrone	J0201620090012	3 ans	2010	Lalalou Rachid

## **CHAPITRE II**

### **MACHINE ASYNCHRONE ET METHODES DE DIAGNOSTIC**

## Chapitre II

### MACHINE ASYNCHRONE ET METHODES DE DIAGNOSTIC

#### 2.1. Introduction & objectifs

Ce chapitre porte sur la machine asynchrone à cage. La première partie fait un rappel succinct sur la constitution des machines électriques, et plus particulièrement sur celle de la machine asynchrone à cage d'écurueil. La seconde partie traite des différentes défaillances qui peuvent affecter la machine. Nous évoquerons, essentiellement, les défauts statoriques, les défauts rotoriques et les défauts de roulement. La troisième partie est consacrée à l'analyse de 2 approches : l'approche signal et l'approche système. Un ensemble de techniques et de méthodes a été exposée et analysée.

#### 2.2. Terminologie dédiée au diagnostic

Tab. 2.1. Terminologie & définitions	
Terminologie	Définitions
<i>Défaut</i>	Déviations non permises d'au moins d'une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport aux conditions normales de fonctionnement [Lou 06].
<i>Panne ou défaillance</i>	Interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiées [Lou 06].
<i>Dysfonctionnement</i>	Exécution d'une fonction du système au cours de laquelle le service rendu n'est pas délivré ou est délivré de manière incomplète [Lou 06].
<i>Symptôme</i>	Changement d'une quantité observable par rapport à un comportement normal [Lou 06].
<i>Perturbation</i>	Signal d'entrée non contrôlé dont la présence est non souhaitable mais considérée comme normale [Lou 06].
<i>Suivi</i>	Fonction maintenant en permanence un historique des traitements effectués par le système de commande/supervision et une trace des événements que perçoit le système [Lou 06].

<b>Détection de défauts</b>	Détermination de la présence de défauts et de l'instant d'occurrence de ces défauts [Lou 06].
<b>Localisation de défauts</b>	Détermination du type, de la localisation et de la date d'un défaut détecté. Elle consiste à remonter d'un ensemble de symptômes à un ensemble de composants défaillants [Lou 06].
<b>Identification de défauts</b>	Détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut. C'est une fonction qui suit la localisation [Lou 06].
<b>Diagnostic</b>	Détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut. C'est une fonction qui suit la détection et inclut les fonctions de localisation et d'identification [Lou 06].
<b>Surveillance</b>	Ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sein des modèles utilisés par le système de conduite du procédé. Elle consiste à l'enregistrement de l'information ainsi qu'à la reconnaissance et l'indication des comportements anormaux [Lou 06].
<b>Supervision</b>	Représente la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération face à des défaillances [Lou 06].

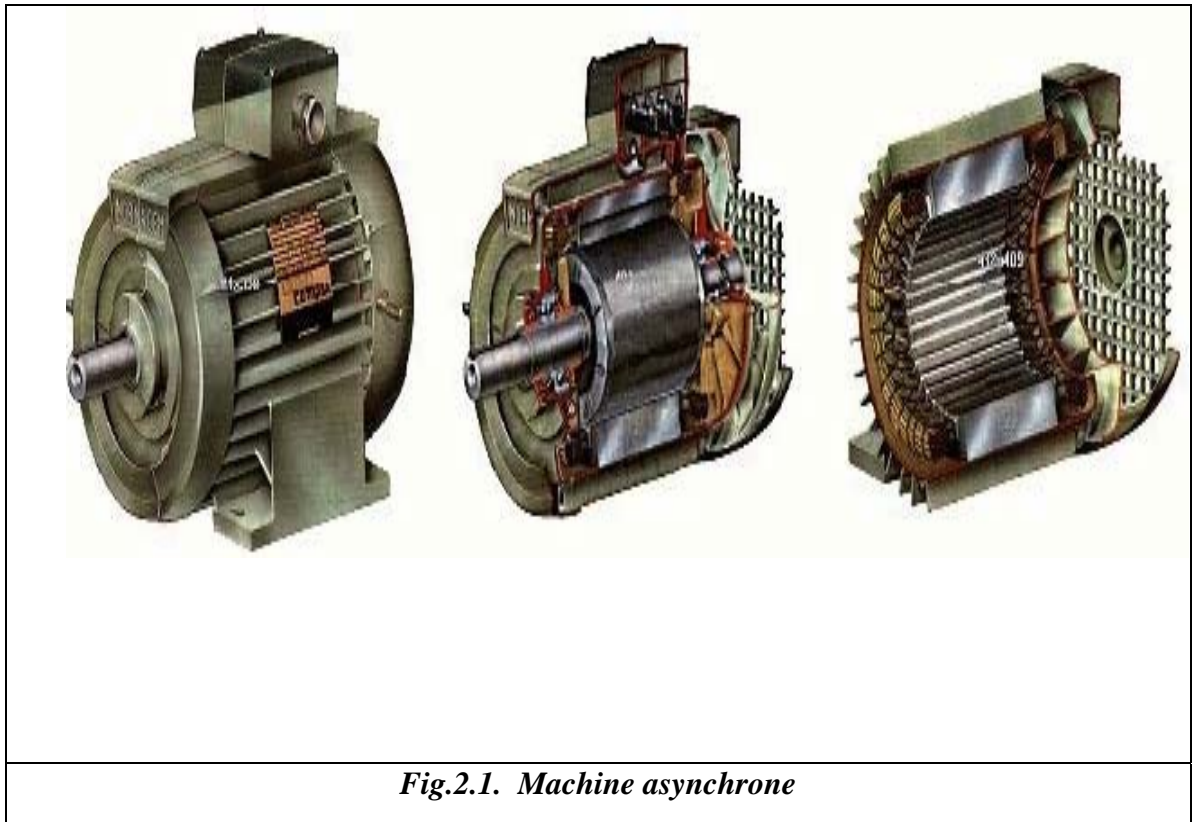
### 2.3. Machine asynchrone : Constitution et statistique

La machine asynchrone est par excellence la machine la plus répandue dans l'industrie. Cet intérêt croissant est justifié par de nombreux avantages tels que sa puissance massique, sa robustesse, sa facilité de mise en œuvre, son faible coût, .... etc. Le développement des convertisseurs de fréquence permettant de varier la fréquence de rotation dans une large gamme a, grandement, favorisé son développement. En effet, il entre dans la conception de nombreux procédés industriels associant les convertisseurs statiques et des machines électriques (traction électrique, laminoirs, levage, pompage, etc....) [Ond 06].

Bien que la machine asynchrone soit robuste, elle peut présenter, comme toute autre machine électrique, des défaillances d'ordre électrique ou mécanique. Ainsi, en raison des conséquences importantes et coûteuses que peut engendrer l'apparition d'un défaut sur les processus industriels, le diagnostic des défauts fait l'objet d'un intérêt grandissant depuis les 2 dernières décennies [Did 04] - [Ond 06].

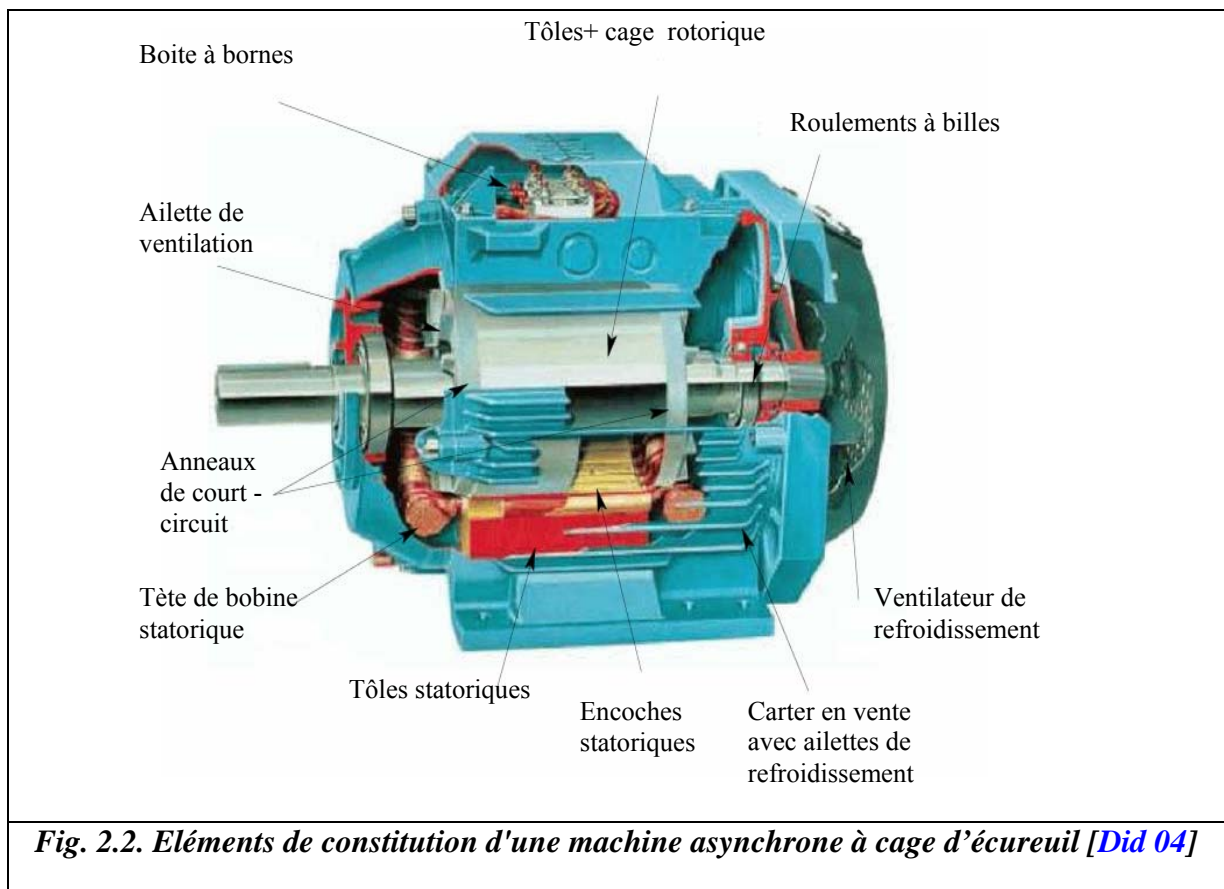
### 2.3.1. Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone, souvent appelée moteur à induction, comprend un stator et un rotor, constitués de tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles on place les enroulements. Le stator est fixe ; on y trouve les enroulements reliés à la source. Le rotor est monté sur un axe de rotation. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermés sur eux-mêmes en permanence, on définit 2 types de rotor : bobiné ou à cage d'écureuil. Toutefois, nous admettrons que sa structure est, électriquement, équivalente à celle d'un rotor bobiné dont les enroulements sont en court-circuit [Bac 02]. Dans ce travail, nous nous intéressons à la machine asynchrone à cage d'écureuil.



*Fig.2.1. Machine asynchrone*

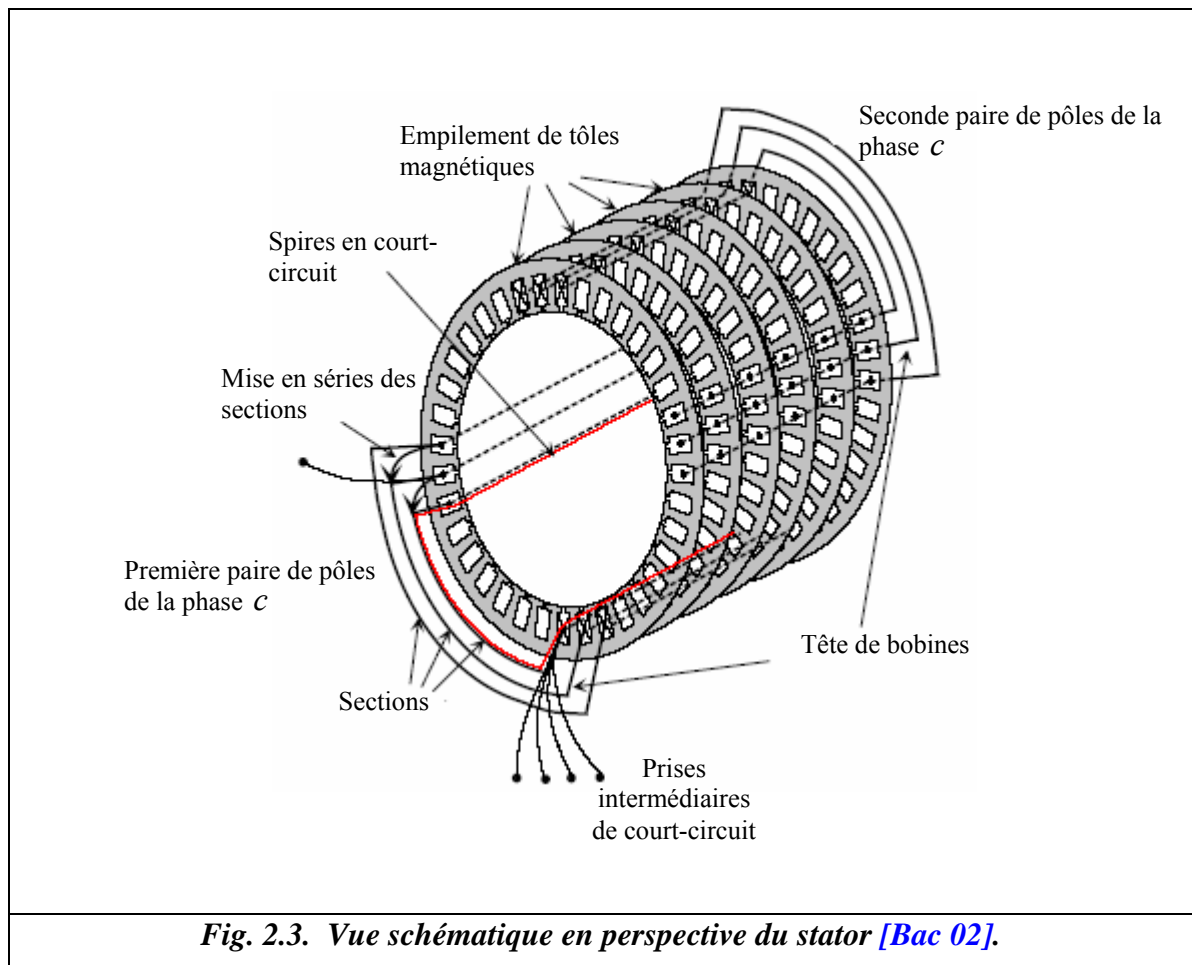
Les éléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil sont illustrés dans la figure 2.2.



### 1. Stator

Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilage de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine (Fig. 2.3). Le bobinage statorique peut se décomposer en 2 parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines [Ond 06].

Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant la circulation judicieuse des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre. L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique.



*Fig. 2.3. Vue schématique en perspective du stator [Bac 02].*

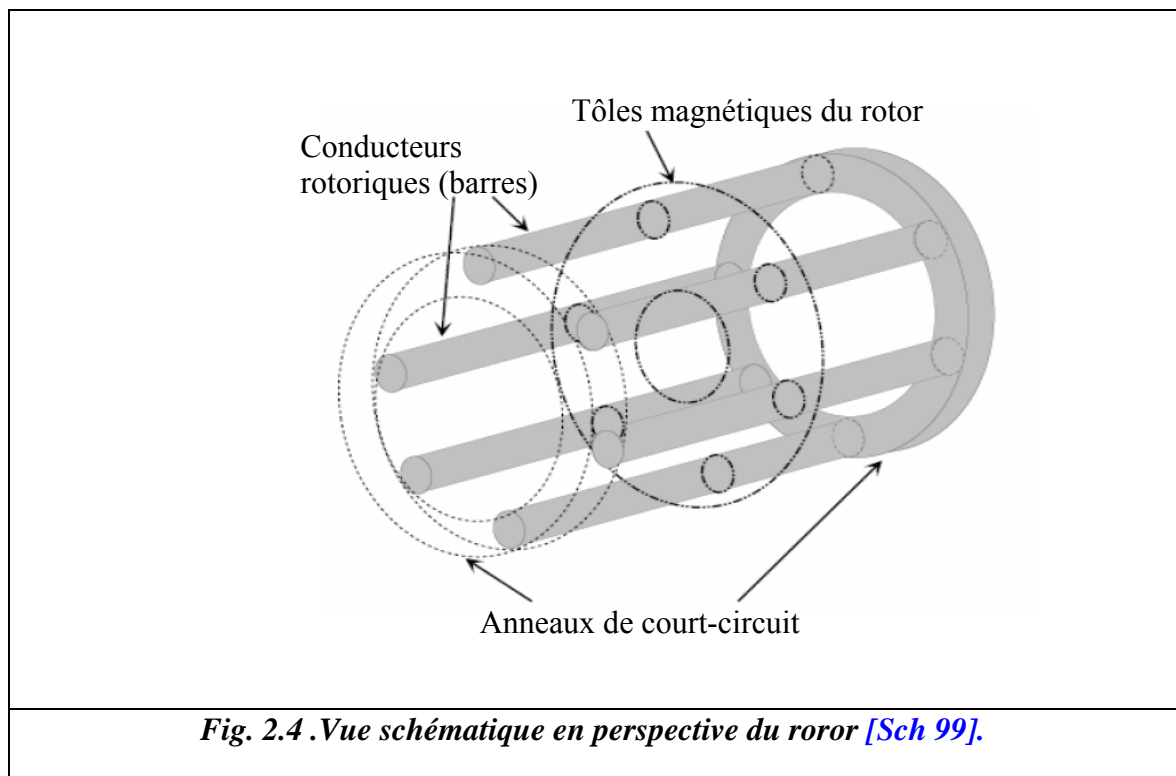
## 2. Rotor à cage

Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'un conducteur d'encoche (barre rotorique) à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor (Fig. 2.4). Cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine analogue à celui du moteur à rotor bobiné.

Dans le cas de rotors à cage d'écureuil, les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre préformées et frettées dans les tôles du rotor [Ond 06]. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques. Mais, leur résistance est suffisamment faible pour que les courants de fuite dans les tôles soient négligeables, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre [Ker 84]. Le moteur à cage d'écureuil est beaucoup plus simple à construire que le moteur à rotor bobiné. De ce fait, son prix de revient est inférieur. De plus, il dispose d'une plus grande

robustesse. Il constitue la plus grande partie du parc de moteurs asynchrones, actuellement, en service.

Son inconvénient majeur est qu'il a, au démarrage, de mauvaises performances (courant élevé et faible couple). Pour remédier à cette situation, 2 autres types de cages ont été développés : Rotor à double cage et rotor à encoches profondes.



### 3. Organes mécaniques

La carcasse sert de support. Elle joue le rôle d'enveloppe et assure la protection contre l'environnement extérieur. L'arbre est un organe de transmission. Il comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre sur lequel est fixé un demi-accouplement. Il est, généralement, constitué en acier moulé ou forgé. Son dimensionnement est fonction des plusieurs efforts :

- Efforts de flexion (force centrifuge qui s'exerce sur lui, attraction magnétique radiale,... etc.).
- Efforts radiaux et tangentiels dus aux forces centrifuges.

➤ Efforts de torsion (couple électromagnétique transmis en régime permanent et transitoire). Il est supporté par un ou plusieurs paliers. Ces paliers soutiennent le rotor et assurent la libre rotation. Le second palier est libre pour assurer les dilatations thermiques de l'arbre. Une isolation électrique de l'un des paliers assure l'élimination des courants dans l'arbre dus aux dissymétries des réluctances du circuit magnétique. Ils sont, généralement, à roulements pour les machines de petite et moyenne puissances [Ond 06].

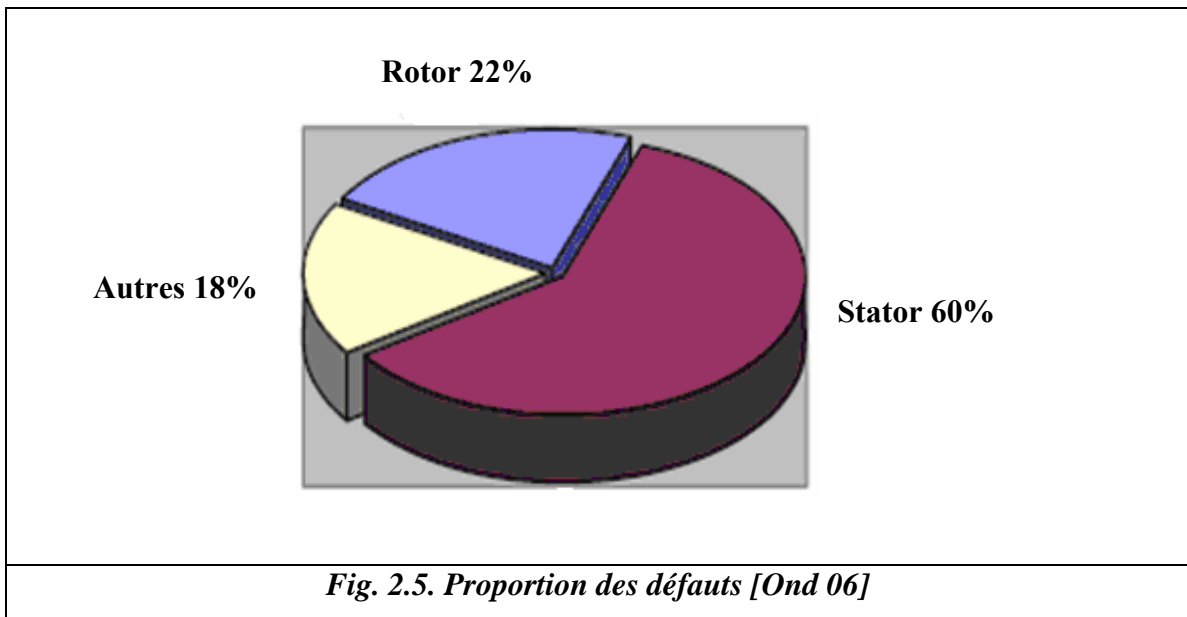
Afin d'assurer la variation de vitesse des moteurs électriques mais aussi la conversion de l'énergie, de nombreuses machines se voient associer à un convertisseur. Ainsi, de nos jours, on trouve dans un grand nombre de procédés industriels, des associations entre des convertisseurs statiques et des machines électriques (pompage, levage,...etc). Cela permet de fournir aux moteurs des tensions et des courants de fréquence variable servant à commander la machine en couple ou en vitesse [Ond 06].

### 2.3.2. Etude statistique des défaillances de la machine asynchrone

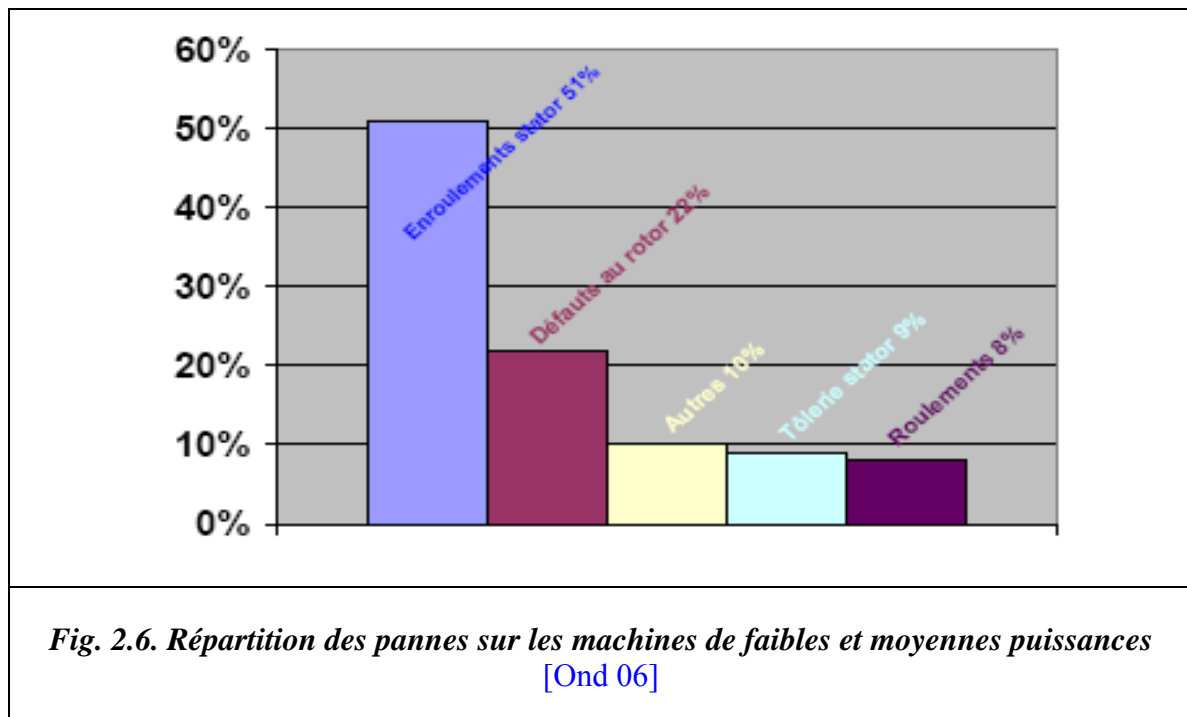
Les défaillances peuvent être d'origines diverses : Electriques, mécaniques, thermiques ou bien encore magnétiques. Leurs causes sont multiples et peuvent se classer en 3 groupes [O'Do 85] :

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

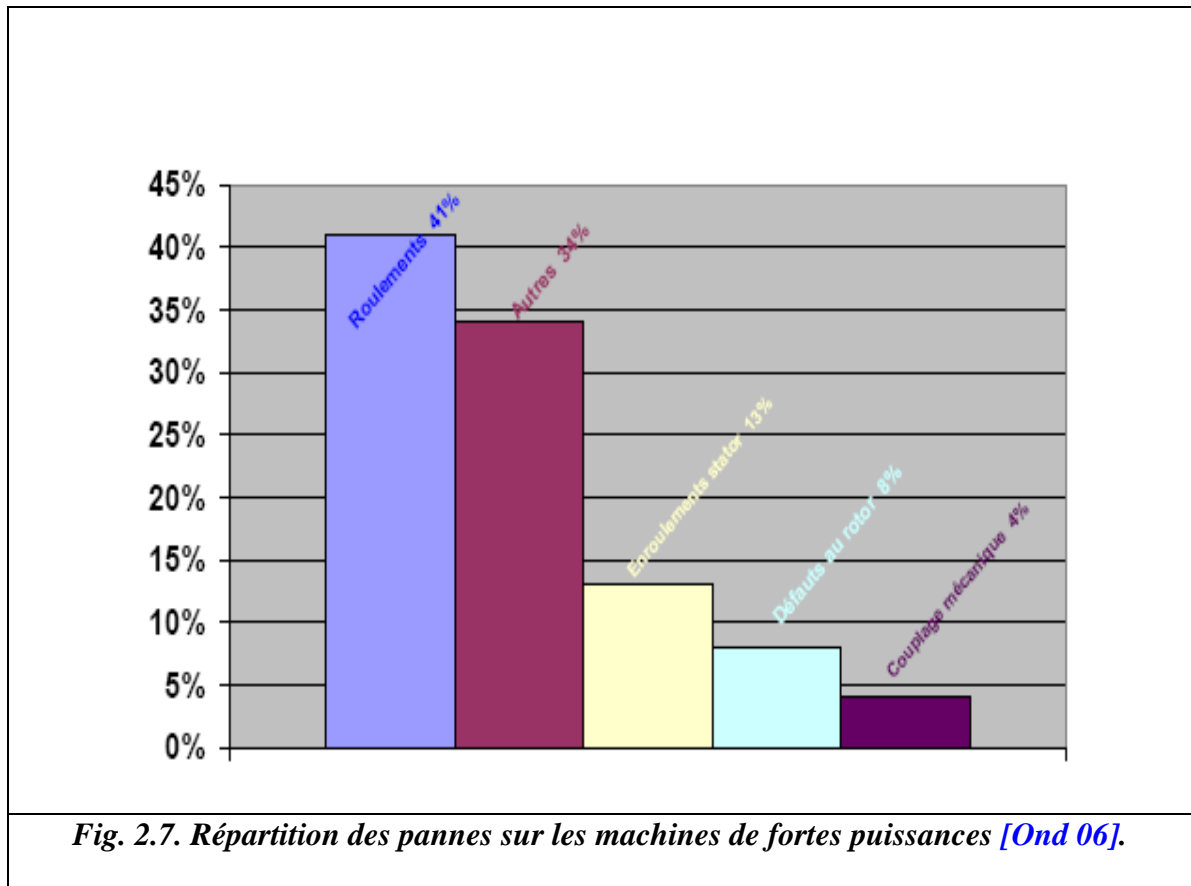
Une étude statistique, effectuée en 1988 par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 [kW] à 200[kW]) a donné les résultats suivants (Fig. 2.5) [All 88] - [Ond 06] :



La répartition des pannes dans les différentes parties du moteur est présentée sur la figure 2.6.



Une autre étude statistique faite sur des machines de grande puissance (de 100 [Kw] à 1 [MW]) donne des résultats qui sont présentés sur la figure 2.7 [Tho 95].

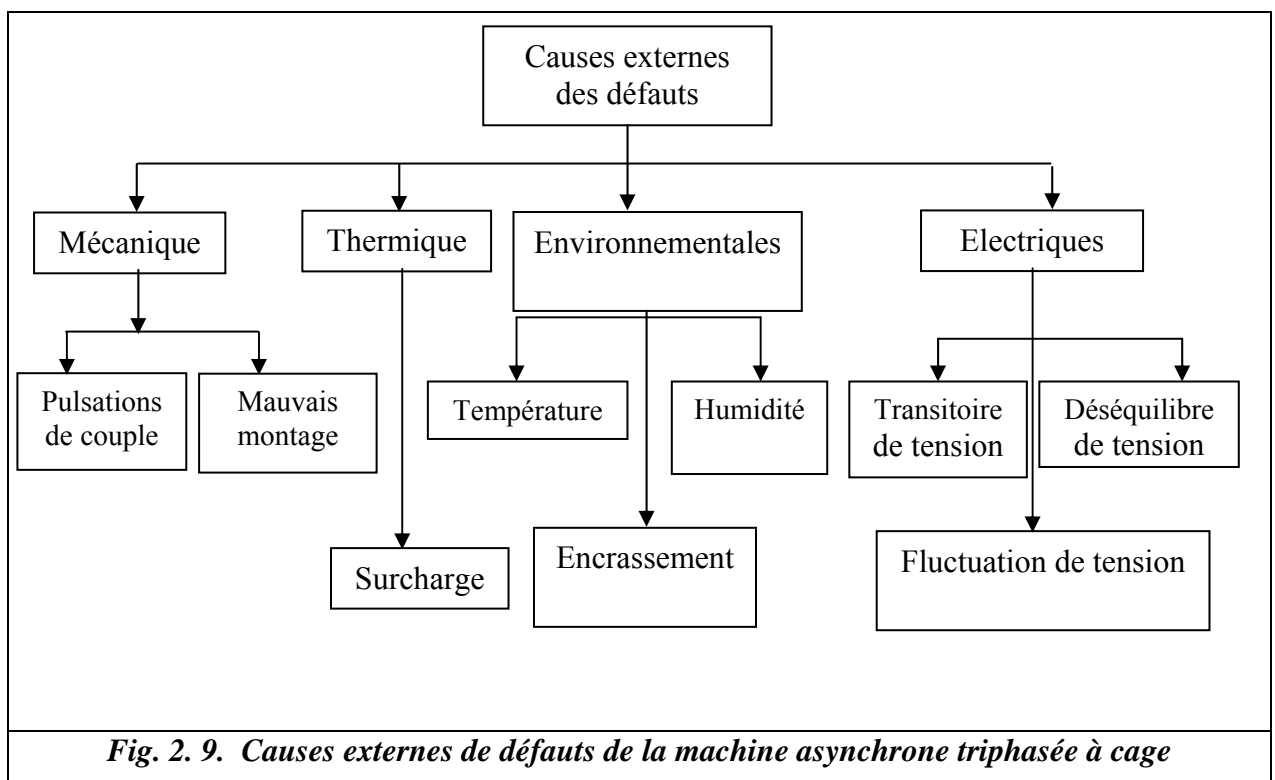
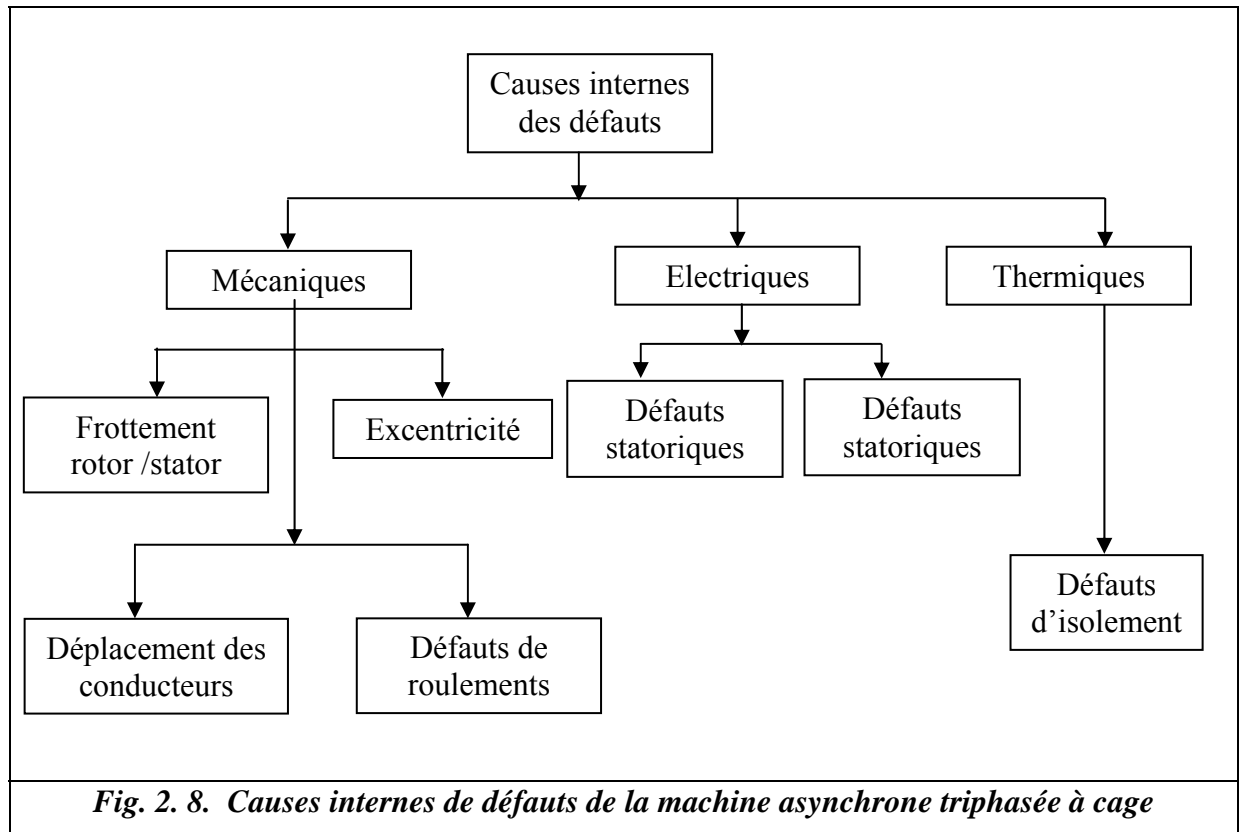


Les contraintes mécaniques sont plus grandes pour ces types de machines. Ceci explique le taux élevé des pannes dues aux roulements. Ce qui exige une maintenance mécanique accrue.

## 2.4. Défaits internes et externes

Il existe 2 types de défauts principaux : Internes et externes. Les causes de ces défauts sont brièvement et respectivement décrites dans les organigrammes des figures 2.8 et 2.9 [Leb 06]. Nous pouvons ainsi remarquer que les défauts internes de la machine sont causés par les constituants de la machine (circuits magnétiques rotorique et statorique, bobinages statoriques, entrefer mécanique, cage rotorique,...). Tandis que, les défauts externes sont provoqués, soit par les tensions d'alimentation et la charge mécanique, soit par l'environnement de l'utilisation de la machine.

D'après les organigrammes (Fig. 2. 8 - 2. 9), les origines des défauts sont diverses : Thermique, mécanique, électrique ou encore environnemental. A titre indicatif, les démarrages fréquents provoquent des courants élevés dans les barres rotoriques.



Ces courants dans les barres rotoriques engendrent, par conséquent, des surchauffements et des contraintes mécaniques conduisant à terme à des fissures puis à une

cassure de barres. Par effet d'avalanche, la barre cassée accélère la rupture des barres adjacentes pouvant aboutir jusqu'à la destruction totale du rotor. De même, les efforts électrodynamiques que subissent les conducteurs des phases se traduisent par des vibrations mécaniques ayant pour effet de détériorer l'isolation. Sur le plan électrique, les fronts de tensions générés par les convertisseurs statiques accentuent le phénomène de décharges partielles et réduisent, par conséquent, la durée de vie de l'isolant. Quand aux origines environnementales, l'humidité et les produits corrosifs ou abrasifs sont les plus rencontrés [Leb 06].

Au niveau de l'entrefer, les défauts se manifestent par une excentricité statique, une excentricité dynamique ou une excentricité mixte. Le défaut d'excentricité statique est, généralement, dû à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator. Le défaut d'excentricité dynamique peut être causé aussi bien par une déformation du cylindre rotorique que par une déformation du cylindre statorique [Met 08]. L'excentricité mixte est une combinaison des 2 premiers.

Au niveau de la cage, les défauts se manifestent par la rupture de barres ou d'anneaux de court-circuit. Ces ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents,...etc.) à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures) [Leb 06].

Au niveau des paliers, nous pouvons citer le défaut de décentrage des flasques conduisant, généralement, à une excentricité statique alors qu'une détérioration de roulements à billes conduit, le plus souvent, à une excentricité dynamique.

Il est important de signaler que plusieurs études statistiques ont été menées dans le but de quantifier l'impact de chaque type de défaut sur la fiabilité de la machine et leurs pourcentages ont été cités dans plusieurs publications [All 88] - [Tho 95]. Les résultats obtenus restent quand même assez différents d'une étude à l'autre. Cependant, toutes les études convergentes pour classer les défauts de paliers comme étant les plus fréquents, suivis par les défauts statoriques et, en dernier, les défauts de cage rotorique [Leb 06].

### **2.4.1. Défaillances au stator**

Pour le stator, les défaillances sont principalement dues à un problème thermique (surcharge), électrique (diélectrique), mécanique (bobinage,) et environnemental (agression,...etc.). Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du stator, peuvent être définis comme suit [Ond 06] :

### **1. Défauts d'isolant dans un enroulement**

La dégradation des isolants dans les enroulements peut provoquer des courts-circuits. En effet, les différentes pertes (Joule, fer, mécanique,...etc.) engendrent des phénomènes thermiques se traduisant par une augmentation de la température des différents constituants du moteur. Or, les matériaux d'isolation ont une limite thermique, électrique et mécanique. De ce fait, si l'environnement de travail d'un matériau d'isolation dépasse une de ces limites, ce dernier se dégrade de manière prématurée ou accélérée, jusqu'à la cassure totale. Les différentes causes pour ce type de défaut sont :

- Dégradation de l'isolant à la fabrication.
- Tension de l'enroulement supérieure à la limite du matériau d'isolation.
- Vibrations mécaniques.
- Courant élevé dans l'enroulement dû à un court-circuit, un défaut du convertisseur, ou à une surcharge. Ceci entraîne une élévation de la température dégradant prématurément le matériau d'isolation.
- Vieillesse naturelle des isolants. Tous les matériaux isolants ont une durée de vie limitée. Même dans une utilisation 'normale', l'isolant finit naturellement par se dégrader.
- Fonctionnement dans un environnement sévère.

### **2. Court-circuit entre spires**

Un court-circuit entre spires de la même phase est un défaut assez fréquent. Cette défaillance a pour origine un ou plusieurs défauts d'isolant dans l'enroulement concerné. Il entraîne une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée. Une légère variation de l'amplitude sur les autres phases modifie le facteur de puissance et amplifie les courants dans le circuit rotorique. Ceci a pour conséquence une augmentation de la température au niveau du bobinage. De ce fait, une dégradation accélérée des isolants, peut provoquer, ainsi, un défaut en cascade (apparition d'un 2ème court-circuit). Par contre, le couple électromagnétique moyen délivré par la machine reste, sensiblement, identique hormis une augmentation des oscillations proportionnelle au défaut.

### **3. Court-circuit entre phases-bâti**

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 2 phases engendre un déséquilibre sans provoquer la fusion des conducteurs.

Les courants statoriques sont, totalement, déséquilibrés. Ce déséquilibre est proportionnel au défaut qui apparaît. Les courants dans les barres ainsi que dans les anneaux sont augmentés lors de l'apparition de ce défaut. La détection de ce type de défaut peut reposer sur le déséquilibre des courants de phases [Ond 06].

#### **4. 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. A l'exception des 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. 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, ce type de 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 [Ond 06].

#### **2.4.2. Défauts de rotor**

Ces défauts aboutissent dans la plupart des cas à une dissymétrie rotorique au niveau du fonctionnement de la machine, qui à son tour peut accentuer des problèmes tels que : thermique (surchage), électromagnétique (excentricité), résiduel (déformation), dynamique (arbre de transmission) et mécanique (roulement). Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du rotor, peuvent être définis comme suit :

### **1. Ruptures de barres [Nai 00] - [Elk 92]**

La cassure ou rupture de barre est un des défauts les plus fréquents au rotor. Elle peut se situer soit au niveau de son encoche soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau rotorique. La détérioration des barres réduit la valeur moyenne du couple électromagnétique par l'augmentation de l'amplitude des oscillations [Ond 06], qui elles-mêmes provoquent des oscillations de la vitesse de rotation. Ceci engendre des vibrations mécaniques et donc, un fonctionnement anormal de la machine. La grande amplitude de ces oscillations accélère la détérioration de la machine.

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.

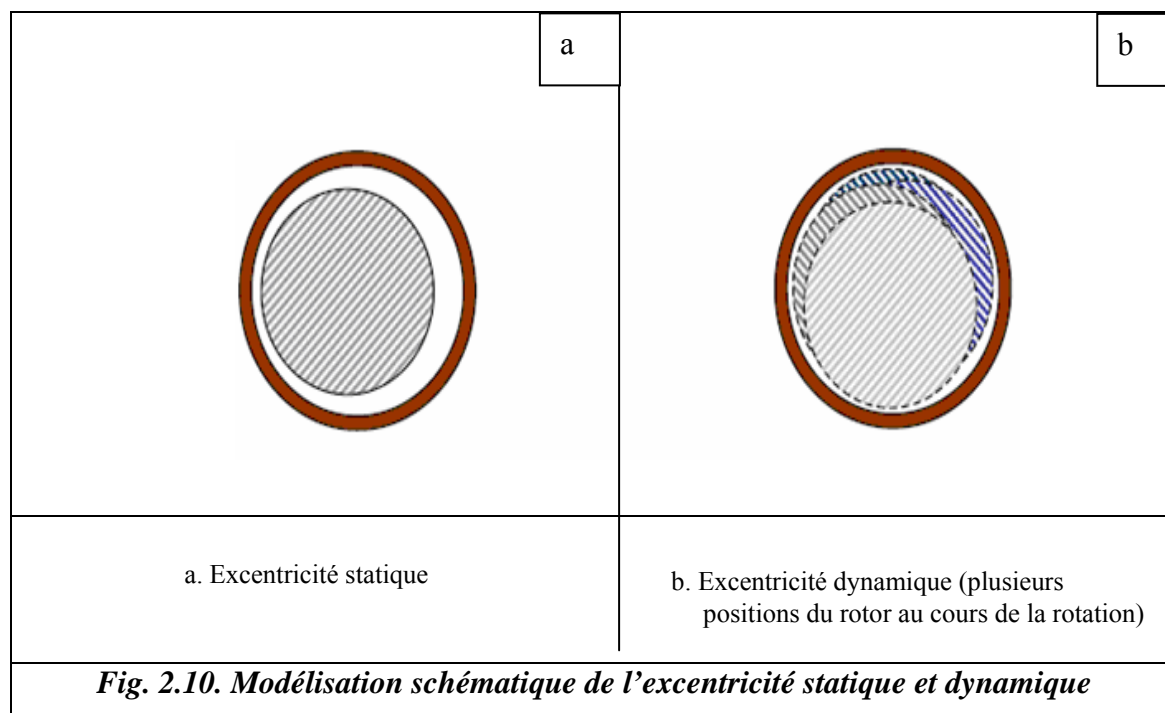
### **2. Ruptures d'anneaux**

La rupture d'une 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 [Ond 06]. Comme, il est difficile de le détecter [Yah 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,...etc.) 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. De ce fait, elle engendre un effet de modulation d'amplitude sur les courants statoriques similaires à celui provoqué par la cassure de barres.

### **3. Excentricité statique et dynamique**

Parfois, la machine électrique peut être soumise à un décentrement du rotor, se traduisant par des oscillations de couple (décalage entre le centre de rotation de l'arbre et le centre du rotor (Fig. 2. 10).



Ce phénomène est appelé excentricité (statique et dynamique) dont l'origine peut être liée à un positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage, à un défaut de roulement (usure), à un défaut de charge, ou à un défaut de fabrication (usinage).

Trois cas d'excentricité sont, généralement, distingués [Ond 06]:

- **Excentricité statique** : Le rotor est déplacé du centre de l'alésage stator mais tourne toujours autour de son axe.
- **Excentricité dynamique** : Le rotor est positionné au centre de l'alésage mais ne tourne plus autour de son axe.
- **L'excentricité mixte** : Il caractérise les 2 cas, précédemment, cités.

Ce défaut d'excentricité modifie le comportement magnétique ainsi que mécanique de la machine. En effet, l'augmentation de l'excentricité dans l'entrefer induit une augmentation des forces électromagnétiques qui agissent directement sur le noyau statorique ainsi que l'enroulement correspondant [Met 08]. Ceci 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 magnétique qui déséquilibrent le système. Ceci donne naissance à des niveaux de vibration considérables dans les enroulements [Ond 06].

### 2.4.3. Défaillances mécaniques

#### 1. Défaits des roulements

Les roulements à billes jouent le rôle d'interface électromécanique entre le stator et le rotor. En outre, ils représentent l'élément de maintien de l'axe de la machine permettant d'assurer une bonne rotation du rotor. Dans l'article [Bon 93], l'auteur présente la plupart des défauts survenant dans les roulements des moteurs à induction ainsi que les raisons de leur vieillissement. Comme, il a été présenté, précédemment (Fig. 2.7), ce type de défaut est le plus fréquent sur les machines de fortes puissances. Il est, généralement, lié à l'usure du roulement et plus précisément une dégradation des billes, ou de la bande de roulement. Les causes possibles sont :

- L'usure due au vieillissement.
- La température de fonctionnement élevée.
- La perte de lubrification.
- L'huile contaminée (par des paillettes métalliques issues de la dégradation des billes ou de la bande de roulement).
- Le défaut de montage.
- Les courants d'arbres (Shaft Current).

Les conséquences directes de cette défaillance sur les roulements sont :

- Des trous dans les gorges de roulement intérieures et extérieures.
- L'ondulation de leur surface de roulement.
- L'attaque des billes.
- La corrosion due à l'eau.
- Défaut de graissage, problème dû à la température.
- Décollement, effritement de surface provoqué par une surcharge.

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.

## 2. Autres défaillances mécaniques

Au stator, il n'y a pas de pièces mobiles donc à priori pas de défaillances mécaniques. Cependant, il peut apparaître des phénomènes d'oxydation liés à l'environnement de la machine et plus précisément au taux de salinité qui influe sur l'étanchéité et les contacteurs [Ond 06].

### 2.5. Techniques et méthodes de surveillance et de diagnostic des défauts dans la machine asynchrone

La maintenance nécessite de connaître les régimes de fonctionnement des systèmes alors que la surveillance donne une réponse aux besoins d'information de la maintenance dans le but de garantir le bon fonctionnement des systèmes. Le diagnostic s'intègre à la surveillance en ayant pour objectif de déterminer les causes de dysfonctionnement.

Le diagnostic des défauts nécessite d'obtenir des symptômes caractéristiques du fonctionnement de l'entraînement surveillé et de les analyser pour en déduire l'état du système. L'établissement des symptômes se fait, souvent, en référence à la connaissance du comportement sain dont on dispose. Dans cette perspective, nous avons scindés les techniques et méthodes en 2 approches : Approche signal et approche système.

#### 2.5.1. Approche signal

Le diagnostic d'une défaillance ou d'une dégradation fait appel le plus souvent à l'utilisation de signatures. Ces signatures contiennent les informations jugées pertinentes par les spécialistes des matériaux pour la détection d'une défaillance ou d'une dégradation. La complexité des signatures dépend de la nature des systèmes et des matériels à diagnostiquer et varie en fonction de l'anomalie recherchée. Cette approche fait appel à des techniques du traitement de signal.

##### 1. Transformation de Fourier discrète "TFD"

C'est une méthode classique d'estimation de la densité spectrale de la puissance d'un signal. La transformée de Fourier discrète, d'une suite finie de  $P$  échantillons  $\{p_s(0), p_s(1), \dots, p_s(P-1)\}$  se calcule grâce à la relation [Did 04]:

$$F(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) e^{-j \frac{2\pi nk}{N}} \quad (2.1)$$

Pour  $k = 0, \dots, N-1$

Où le terme  $N$  représente le nombre de points de calcul de la TFD.

## 2. Transformée de Fourier rapide "TFR"

C'est une transformée basée sur un algorithme de calcul rapide de la TFD. L'algorithme de base de cette transformée utilise un nombre de points  $N$  égal à une puissance de 2. Ceci permet d'obtenir un gain en temps de calcul, par rapport à un calcul avec la TFD, de [Did 04] :

$$\text{Gain} = \frac{N}{\log_2(N)} \quad (2.2)$$

Cette transformée de Fourier rapide est très utilisée lorsqu'il est indispensable d'obtenir une analyse fréquentielle en ligne dans certains processus à travers d'une fenêtre glissante d'observation [Hen 99] [Did 04].

## 3. Périodogrammes

### a. Périodogrammes simples

La densité spectrale de puissance "DSP"  $\hat{P}_{ps}(f)$  de la suite  $p_s(f)$ , repose sur l'équation suivante [Did 04]:

$$\hat{P}_{ps}(f) = \lim_{N \rightarrow \infty} E \left[ \frac{1}{(2N+1)} \left| \sum_{n=-N}^N p_s(n) e^{-j2\lambda fn} \right|^2 \right] \quad (2.3)$$

Avec  $-\frac{1}{2T} \leq f \leq \frac{1}{2T}$  et  $T$  est la période d'échantillonnage. La nécessité d'appliquer l'espérance mathématique  $E$  provient du caractère aléatoire des signaux. En pratique, pour un ensemble de données  $p_s(n)$  disponibles de  $n = 0$  à  $N-1$ , le calcul de la DSP s'effectue avec la relation [Did 04] :

$$\hat{P}_{ps}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) e^{-j2\lambda fn} \right|^2 \quad (2.4)$$

Cet estimateur est appelé périodogramme. L'estimation de la DSP peut être vue comme un filtrage du signal d'entrée par un banc de filtres du type passe-bande, dont chaque filtre élémentaire possède la réponse fréquentielle  $H(f)$  donnée par la relation :

$$H(f) = \frac{\sin(N\pi(f-f_0))}{N \sin(\pi(f-f_0))} e^{j(N-1)\pi(f-f_0)} \quad (2.5)$$

Le signal de sortie d'un filtre élémentaire est ensuite échantillonné et son amplitude est élevée au carré pour déterminer la puissance de sa bande spectrale. La largeur de bande à -3[dB] de ces filtres est d'environ  $\frac{1}{N}$ . Lorsque  $N$  tend vers l'infini, la puissance de sortie du filtre correspond à celle d'une composante spectrale de fréquence  $f_0$  du signal d'entrée [Ben 99] - [Did 04].

### ***b. Périodogrammes modifiés***

Il est utilisé dans le cas où le nombre d'échantillons  $N$  est limité. Il peut être vu comme la multiplication terme à terme de la totalité du signal par la suite  $\omega(n) = I_{\{0, \dots, N-1\}}(n)$ . On donne à cette dernière le nom de fenêtre rectangulaire. Ce fenêtrage introduit des ondulations parasites dans le spectre fréquentiel résultant. Par conséquent, il est courant d'utiliser des fenêtres dites de pondérations pour permettre une meilleure visualisation des composantes du spectre fréquentiel. L'expression de la DSP est donnée par l'équation suivante [Did 04] :

$$\hat{P}_{ps}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} \omega(n) p_s(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (2.6)$$

Le terme  $\omega(n)$ , rajouté dans l'équation, représente l'expression mathématique de la fenêtre de pondération choisie. Les fenêtres de pondération les plus connues sont : Hamming, Hanning, et Blackmann. Chacune d'elle permet de choisir le rapport souhaité entre la largeur du lobe principal et l'atténuation de la hauteur du lobe secondaire du spectre fréquentiel [Ben 99] - [Did 04].

## **2.5.2. Approche système**

Les méthodes dites « système » repose sur une connaissance du comportement du système sain et défaillant, c'est-à-dire l'effet d'un défaut sur les variables mesurées.

Ces méthodes exploitent les paramètres issus des méthodes dites « signal ». Ces paramètres constituent alors une signature caractéristique du défaut. Elles nécessitent une base d'apprentissage intégrant des signatures du système dans ses différents modes de fonctionnement. Un nouveau point de fonctionnement est comparé avec les points de la base de fonctionnement.

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature basées sur les réseaux de neurones [Fil 95], [Sch 95] et [Naj 00], la reconnaissance de formes (RDF) [Cas 03] - [Ond 06], le neuro-flou [Hem 06], les algorithmes génétiques [Bag 99] - [Ond 06], les représentations temps-fréquence "RTF" [Leb 06]. Toutes ces méthodes tendent à automatiser le processus de diagnostic depuis l'acquisition des données sur la machine jusqu'à la prise de décision sans l'intervention d'un expert. Dans cette partie, nous allons présenter quelques unes de ces techniques ainsi que leur application dans le domaine du diagnostic de la machine électrique.

### ***1. Réseaux de neurones***

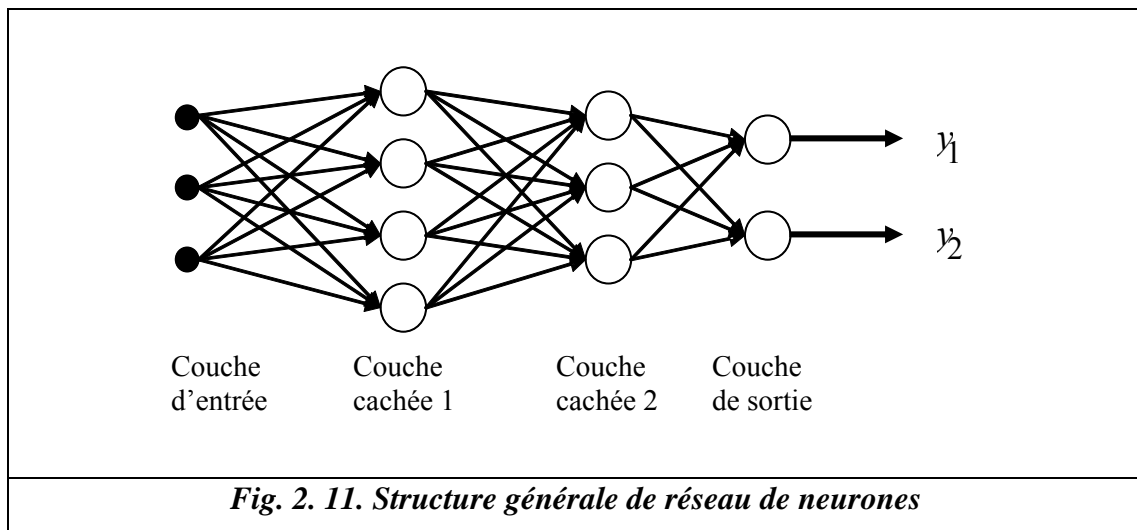
Le principe des réseaux de neurones s'inspire des neurones biologiques. Le modèle du neurone formel se comporte comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées, suivie d'une non linéarité, appelée fonction d'activation, responsable du comportement du neurone.

Un réseau de neurones comprend un certain nombre de couches de neurones interconnectés : Couches d'entrées, couches cachées et couches de sortie. L'entrée représentée par les nœuds des sources fournit des poids d'accès physiques pour l'application des signaux d'entrées. Les neurones dans la couche cachée se comportent comme des détecteurs de caractéristique. Tandis que, les neurones dans la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau, ou la réponse aux signaux d'entrées (Fig. 2. 11). Une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées.

L'initialisation du réseau de neurones est un processus itératif d'ajustement des poids et des biais de manière à minimiser un critère d'erreur. L'initialisation constitue aussi la phase d'apprentissage.

Les avantages des réseaux de neurones sont :

- **Rapidité** : Très utile lorsque le diagnostic doit être conduit en ligne.
- **Robustesse** : Un réseau de neurones est robuste surtout vis-à-vis du bruit.



Toutefois, un réseau de neurone présente des inconvénients [Rai 00] tels que :

- L'apprentissage peut être long et difficile.
- L'apprentissage est gourmand en temps de calcul. Par ailleurs, il doit être réalisé sur toutes les données à la fois, avec le risque que le réseau oublie les résultats précédents.
- Il est nécessaire de posséder des jeux de données sur toutes les conditions de fonctionnement et en particulier pour les fonctionnements défectueux.
- Un réseau de neurones ne fonctionnera pas, forcément, correctement hors de sa plage d'apprentissage.
- Une fois entraîné, un réseau de neurones n'est pas flexible. Si de nouvelles données interviennent, il faudra faire recours à un nouvel apprentissage. Cependant, celui-ci peut être effectué en ligne.

L'intérêt des réseaux de neurones dans le domaine du diagnostic se résume en 2 points :

- Le premier point est la faculté du réseau de neurones d'être utilisé en tant que règle de décision dans un processus d'automatisation de l'opération du diagnostic,
- Le second point est la faculté d'apprentissage et de mémorisation d'un grand volume d'information.

D'ailleurs, en ce qui concerne le diagnostic des machines électriques, cette méthode a été largement utilisée. Ritchie [Rit 04] a proposé un système d'identification et de classification des défauts de la machine asynchrone. Ce système est basé sur les réseaux de neurones à base de fonctions radiales (RBF). Le système développé par cet auteur permet la détection des défauts électriques et mécaniques de la machine asynchrone. Quatre vecteurs caractéristiques ont été extraits à partir des spectres de puissance des signaux vibratoires de la machine. Ces vecteurs sont fournis à l'entrée du réseau de neurones. Le système proposé permet, également, d'estimer la sévérité des défauts détectés.

Nejjari [Nej 00] a présenté une méthode, pour le diagnostic des défauts électriques, basée sur l'approche du vecteur de Park alors que, Schoen [Sch 95] a présenté une nouvelle méthode pour la détection en ligne des défauts dans la MAS par la surveillance du courant statorique. Dans ces 2 cas, leurs essais prouvent l'intérêt des réseaux de neurones pour la classification et la prise de décision.

Filippetti [Fil 95] a utilisé les réseaux de neurones, notamment, pour la détection et l'estimation du nombre de barres cassées.

## **2. Reconnaissance de forme "RdF"**

La reconnaissance des formes "RdF" repose sur le classement des objets ou des formes en les comparant à des formes-types. De manière générale, 2 types de RdF se distinguent :

- La RdF structurelle qui se base sur une représentation des formes à l'aide de grammaires [Fu 74].
- La RdF statistique qui s'appuie sur une représentation numérique des formes [Dub 90].

L'auteur Casimir [Cas 03] a appliqué la RdF pour le diagnostic des défauts de la machine asynchrone. Un vecteur de paramètres, appelé vecteur forme, a été extrait de chacune des mesures effectuées sur la machine. Les règles de décisions utilisées ont permis de classer les observations décrites par le vecteur forme, par rapport aux différents modes de fonctionnement connus avec ou sans défaut. Cette approche permet une classification avec un taux d'erreur presque nul. Toutefois, les performances de cette méthode sont liées au choix du vecteur forme. Ondel [Ond 06] propose une méthode de sélection des paramètres basée sur un algorithme génétique. Il permet une réduction notable de la dimension de ce vecteur sans perte sensible d'information.

L'approche RdF est une méthode bien adaptée au domaine du diagnostic des défauts. Elle requiert une phase d'apprentissage qui peut être non supervisée. Mais, ces méthodes requièrent des volumes de calcul importants.

Ces méthodes de classification ont été évoluées dans un souci de réduction du temps de calcul et d'efficacité. Nous avons contribué au développement d'une nouvelle approche système, exploitant une représentation temps-fréquence et un critère de décision. Cette méthode est souple et facile à mettre en œuvre. Elle se base, uniquement, sur le traitement du courant de phase statorique. Par conséquent, cette méthode se prête bien pour un diagnostic en ligne.

### **3. Représentation temps-fréquence**

La représentation temporelle du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples. Tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne montre pas clairement la localisation temporelle de ces composantes. Il semble, donc, naturel de penser que ces limitations pourraient être surmontées par une analyse temps-fréquence où le signal est représenté comme une fonction conjointe du temps et de la fréquence, c'est-à-dire dans un plan « temps-fréquence » plutôt qu'une fonction du temps ou de la fréquence.

Une telle analyse devrait constituer un outil majeur pour la compréhension de nombreux processus et phénomènes, dans les problèmes d'estimation, de détection ou de classification. Cependant, la représentation temps-fréquence se trouve confronté au problème de la transformation mathématique qui permet de passer du signal analysé à sa représentation temps-fréquence [Lem 95]. C'est une limitation fondamentale, connue sous le nom du principe d'incertitude d'Heisenberg, qui exclut toute localisation temporelle précise d'une fréquence.

Cette ambiguïté a donné lieu à la définition d'une grande diversité de transformation temps-fréquence.

Les représentations temps-fréquence (RTF), considéré dans ce contexte, sont issues de la classe de Cohen [Coh 95]. Elles décrivent le contenu énergétique pour une fréquence à un instant donné.

$$RTF_x^\phi(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \Phi(\eta, \tau) A_x(\eta, \tau) e^{j2\pi(t\eta - f\tau)} d\eta d\tau \quad (2.7)$$

Les RTF basées sur la classe de Cohen sont caractérisées par un noyau  $\Phi$  que l'on peut choisir pour une application particulière. Ceci permet une interprétation visuelle intuitive facilitant la conception de procédures de traitement automatique. De nombreux travaux s'appuient, d'ailleurs, sur cette qualité pour proposer des algorithmes de décision temps-fréquence [Fla 88], [Boa 90], [Hei 94] et [Lem 95].

#### *a. Représentation temps-fréquence à noyau paramétrique*

La recherche en temps-fréquence a, essentiellement, porté sur la conception de fonction de lissage ou des noyaux  $\Phi$  paramétrés qui permettent, notamment, la réduction maximale des interférences quadratiques, qui rendent difficile l'interprétation de l'image [Coh 95]. Bien qu'une partie de ces RTF puisse offrir des avantages pour la classification de certains types de signaux [Wan 04] - [Dav 98], la conception du système de détection ou de classification a rarement eu pour but la conception du noyau. Ces quelques méthodes qui proposent d'optimiser le noyau pour la classification contraignent la forme du noyau aux fonctions paramétriques prédéfinies avec les symétries qui peuvent ne pas être appropriées à la détection ou à la classification [Hei 94] - [Dav 98].

#### *b. Représentation temps-fréquence à noyau non paramétrique*

Pour raisonner en termes de diagnostic et de classification, il n'est pas, nécessairement, souhaitable de représenter avec précision la distribution d'énergie d'un signal en temps-fréquence. En fait, une telle représentation peut être à l'encontre de l'objectif de la classification.

Il peut être avantageux de concevoir une RTF qui accentue, spécifiquement, les différences entre les classes. Le terme « classe » est utilisé, pour définir un groupe, arbitraire ou autre, des données "semblables" [Leb 06].

Cette approche a été employée dans les domaines du radar, du sonar, de l'astronomie par radio, des communications et des systèmes optiques [Gil 99].

## 2.6. Méthodes de Classification et prises de décisions

De manière générale, on peut diviser les méthodes de classification entre méthodes avec apprentissage supervisé et méthodes avec auto-apprentissage. Les méthodes avec apprentissage supervisé ont besoin de connaître, *à priori*, les classes associées aux données d'entraînement.

Dans tous les cas, un vecteur résumant l'information (individu) qui correspond aux échantillons du système, est analysé pour trouver les caractéristiques des classes. La différence entre les 2 types de méthodes est la phase d'apprentissage.

Dans le contexte des méthodes basées sur la fouille de données, les méthodes qui se situent dans la « *Machine d'apprentissage* » permettent d'obtenir des règles ou des expressions de classification plus simples, de telle sorte que les résultats obtenus soient, facilement, interprétables. Un des objectifs de ces méthodes est que l'intervention humaine dans la phase d'entraînement soit minimale et qu'en même temps, les classes obtenues soient, facilement, interprétables.

### 2.6.1. Discriminant linéaire

Le discriminant linéaire suppose une distribution normale des données avec des moyennes différentes. Ce type de distribution est justifié quand il y a une grande quantité de données. L'objectif est de trouver les hyperplans qui divisent l'espace des données. En principe, un hyperplan de dimension  $d$  (avec  $d$  égal au nombre de descripteurs) est tracé de telle manière qu'il passe par le milieu de la ligne qui unit les centres de chaque classe.

L'algorithme cherche à obtenir des fonctions discriminantes paramétriques (hyperplans), à partir de la minimisation de l'erreur quadratique de classification. Par conséquent, c'est une technique qui requiert de connaître, *à priori*, les classes de l'ensemble des données d'entraînement. Une fois la partition de l'espace obtenue, de nouvelles données peuvent être classées.

### 2.6.2. K-plus proches voisins (K- nearest neighbors)

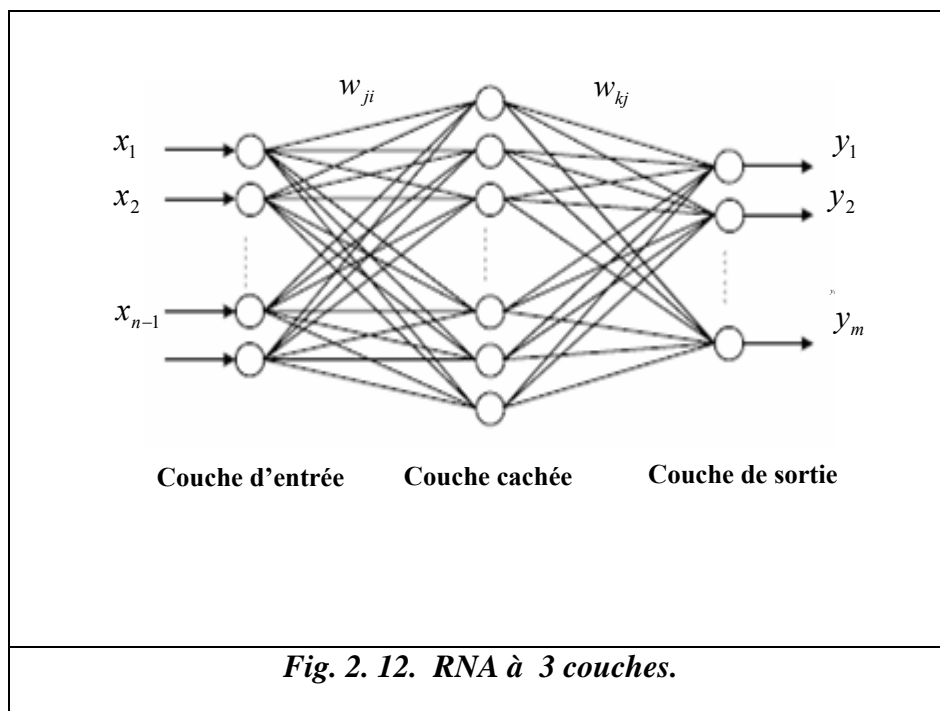
C'est la première méthode de classification qui ne suppose pas un type de distribution des données et c'est la première qui a proposé une analyse de similitude entre les données en

utilisant la distance entre elles. L'algorithme fait un calcul de distance entre tous les individus et chaque objet est classé dans le groupe où se trouvent ses K-voisins les plus proches.

Les k-voisins les plus proches sont des individus de l'ensemble des données d'entraînement. Habituellement, la distance employée pour l'analyse est la distance euclidienne. Normalement, le nombre des K-voisins est 1 ou 3. Mais, cette valeur dépend de l'application [Dud 01].

### 2.6.3. Réseaux de neurones

La structure générale d'un réseau de neurones utilisée pour le diagnostic des systèmes est, généralement, constituée de 3 couches : Une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie (Fig 2.12).



Le nombre de neurones de la première couche correspond au nombre de descripteurs du problème (d caractérise le nombre de descripteurs de chaque individu  $x_n$ ) et le nombre de neurones de la couche de sortie correspond aux K-classes. Normalement, les performances du réseau sont, directement, liées à la taille de la couche cachée. L'équation générale d'un neurone est la suivante :

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j(t) \quad (2-8)$$

$$u_i(t) = f(y_i(t))$$

$y_i(t)$  est l'état interne du neurone  $i$  et  $u_i(t)$  est son état de sortie ou l'activation de sortie.

Les applications des RNA dans le cas du diagnostic automatique montrent que grâce à la capacité de généralisation de cette technique, les résultats sont satisfaisants. Les inconvénients avec les RNA sont le temps d'apprentissage et la difficulté d'interprétation de la structure des classes. Cette interprétation est, souvent, nécessaire dans l'implémentation d'une technique de classification pour le diagnostic.

#### 2.6.4. Méthodes de coalescence (Clustering)

Ces algorithmes ont comme paramètres d'entrée le nombre de classes. Ils partagent l'ensemble de  $N$  objets en  $K$ -groupes. Ainsi, la similarité à l'intérieur d'un même groupe est élevée, mais faible entre les différentes classes. Pour ce faire, ces algorithmes itèrent en 2 étapes. D'abord, ils calculent les centres des groupes et deuxièmement, ils assignent chaque objet au centre le plus proche.

Chaque classe est caractérisée par le centre ou prototype et par ses éléments. Le prototype des classes est le point dans l'espace de dimension  $d$  ( $d$  correspond au nombre de descripteurs) où la somme des distances à tous les objets d'un même groupe est minimale.

*K-Moyen* est, sans aucun doute, l'algorithme le plus connu, parmi les différentes méthodes basées sur la distance. Il effectue une séparation stricte de l'espace (c'est-à-dire, chaque objet n'est associé qu'à une seule classe). La mesure de similarité utilisée est la distance. Pour le calcul, plusieurs mesures peuvent être utilisées (la distance euclidienne, Mahalanobis, ... etc.). Par conséquent, la forme géométrique change en fonction de la mesure employée (pour le cas euclidien, la géométrie des groupes est une hypersphère) [Gen 07].

Le *k-Moyen flou "FKM"* permet d'avoir un regroupement de type flou. Le FKM est un processus itératif qui permet d'obtenir comme résultat la matrice de partition floue ( $U = [u_{kn}]$ ) laquelle contient les degrés d'appartenance de chaque objet  $x_n$  à chacune des  $K$ -classes.

*GK- Moyen* [Gus 92] est un autre algorithme, reconnu pour ses très bonnes performances. Cet algorithme utilise une norme adaptative de la distance, en obtenant des classes de géométrie hyper-ellipsoïdale avec des axes qui ne sont pas, nécessairement, parallèles aux axes de l'espace des données.

Ceci constitue un avantage face à l'algorithme du FKM parce que le GK-Moyen permet à chaque groupe d'adapter sa norme de distance en fonction de la structure topologique locale des données. Chaque groupe a une matrice de norme induite  $A_k$  qui permet d'obtenir la norme de distance  $D_{nk}^2$  propre à chaque classe [Gus 92].

## 2.7. Choix des méthodes d'extraction et de la classification

Parmi les méthodes « système », exposées ci-dessus, notre choix s'est porté sur La représentation temps-Fréquence à noyau non paramétrique "RTF" en tant qu'outil d'extraction des points pertinents dans le plan Doppler-retard. Les réseaux de neurones ont été choisis pour la classification des vecteurs formes fournis par la RTF.

### 2.7.1. Extraction des vecteurs formes par la représentation temps-fréquence

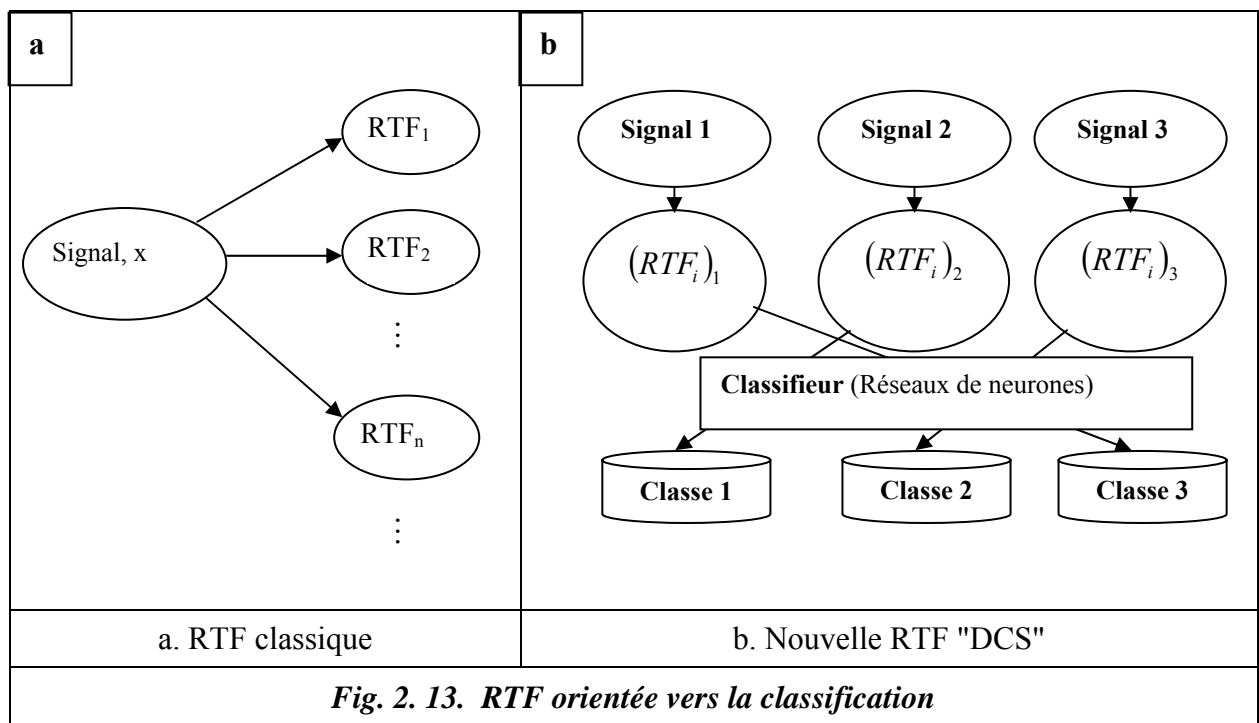
Un signal peut être représenté par un nombre infini de RTF (Fig 2. 13a). Cependant, une RTF optimale, pour une tâche de classification, s'avère nécessaire pour l'extraction des motifs.

Il a été montré que, par exemple, le spectrogramme (une des RTF très utilisée), n'est pas optimal en termes de classification de signaux [Dav 98]. En effet, l'objectif d'un spectrogramme est de décrire la densité d'énergie d'un signal simultanément dans des domaines de temps et de fréquence. Tandis que le but d'une classification RTF est de maximiser la séparabilité des signaux de différentes classes [Wan 04]. Par conséquent, il est souhaitable de concevoir une RTF qui permet la classification optimale, c'est-à-dire une RTF (Fig 2. 13b) qui maximise les distances entre classes.

### 2.7.2. RTF dite "dépendante de la classe du signal "DCS "

La RTF dite "dépendante de la classe du signal " n'exige, a priori, aucune forme paramétrique et prédéfinie du noyau. L'extraction du motif saisit l'information pertinente des

signaux à classifier et fournit les motifs comme des entrées pour le système de classification par les réseaux de neurones.



Nous proposons une méthode pour concevoir des noyaux optimisés, et par conséquent des RTF optimisées pour la discrimination entre les ensembles prédéfinis de classes. Les noyaux résultants ne sont restreints à aucune fonction prédéfinie mais, plutôt, sont arbitraires dans leur forme. Au lieu de faire des hypothèses, à priori, au sujet du type de lissage temps-fréquence, notre approche établit le lissage approprié pour réaliser la meilleure performance de la classification.

### 2.7.3. Classification par les réseaux de neurones

Automatiser implique comprendre, détecter, reconnaître ou classer. Ce sont autant de formes courantes d'une problématique unique : la classification de signaux. En effet, la compréhension fait appel, implicitement, à un apprentissage et une comparaison [Dud 73]. La détection d'un événement consiste à affecter le signal à la classe événement présent ou la classe de l'évènement absent [Van 01]...etc. Dans ce type de procédure, ce qui est attendu est une décision et une affectation à une classe.

Une décision nécessite un classifieur. Celui-ci fait appel à des indices de divergences. Il existe plusieurs classifieurs. Nous traiterons, particulièrement, la classification par les réseaux de neurones

La première phase du processus de classification est une phase d'apprentissage à partir des observations effectuées sur des signaux dont la nature est connue. La seconde phase d'un processus de classification consiste à la prise de décision concernant l'affectation d'un signal non classé.

## 2.8. Conclusions

Ce chapitre a été, essentiellement, dédié à l'état de l'art de la machine asynchrone et ses méthodes de surveillance et de diagnostic. Nous avons scindé ce chapitre en 2 parties : la première concerne la constitution de la machine asynchrone et ses défaillances ; la deuxième partie traite des techniques qui permettent la mise en œuvre d'une procédure de diagnostic. Les techniques et autres outils de diagnostic sont très nombreux. Nous les avons classées en 2 approches : une approche dite "signal" basée sur le traitement du signal des grandeurs mesurables, à savoir le courant et la tension, et une approche système.

Parmi les méthodes dite "système", exposées et synthétisées ci-dessus, notre choix s'est porté sur la représentation temps-fréquence à noyau non paramétrique en tant qu'outil d'extraction de l'information pertinente et les réseaux de neurones pour la classification des vecteurs formes.

## **CHAPITRE III**

### **APPROCHE SIGNAL : TECHNIQUES DE DIAGNOSTIC**

## Chapitre III

### APPROCHE SIGNAL : TECHNIQUES DE DIAGNOSTIC

#### 3.1. Introduction & objectifs

Ce chapitre porte sur les techniques de diagnostic des défauts basés sur le traitement et l'analyse du signal. La décomposition des paramètres du signal du courant statorique en termes de phase instantanée, de fréquence instantanée et d'amplitude instantanée, permet de mieux caractériser et quantifier les défauts. L'avantage de ces techniques est qu'elles permettent de mettre en évidence les composants de défauts et ceci, parfois indépendamment de l'amplitude des signaux mesurés ou en d'autres termes indépendamment du niveau de charge. Les techniques présentées seront appliquées aux courants de phase de la machine alimentée directement par réseau ou par onduleur en régime permanent. Les bases théoriques de ces techniques sont présentées et leurs performances sont discutées et comparées entre elles.

#### 3.2. Phase du spectre

Le diagnostic des défauts de la machine asynchrone fait appel souvent à l'analyse fréquentielle des signaux, plus particulièrement, le module de la transformée de Fourier du courant statorique de la machine. La technique de la phase du spectre [Did 04] est employée plus, généralement, en traitement d'image où la phase du signal analysé contient une information plus pertinente que son module. Cependant, nous allons montrer que l'information fournie par la phase du spectre du courant statorique permet de mettre en évidence la présence de défauts au niveau du rotor. Cette investigation permet de proposer une technique de diagnostic de défauts rotoriques basée, exclusivement, sur le spectre de la phase.

##### 3.2.1. Phase du spectre du courant statorique

La transformée de Fourier d'une suite finie  $\{p_s(0), \dots, p_s(N-1)\}$  est donnée par :

$$F(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_s(n) e^{-j \frac{2\pi nk}{N}} \quad (3.1)$$

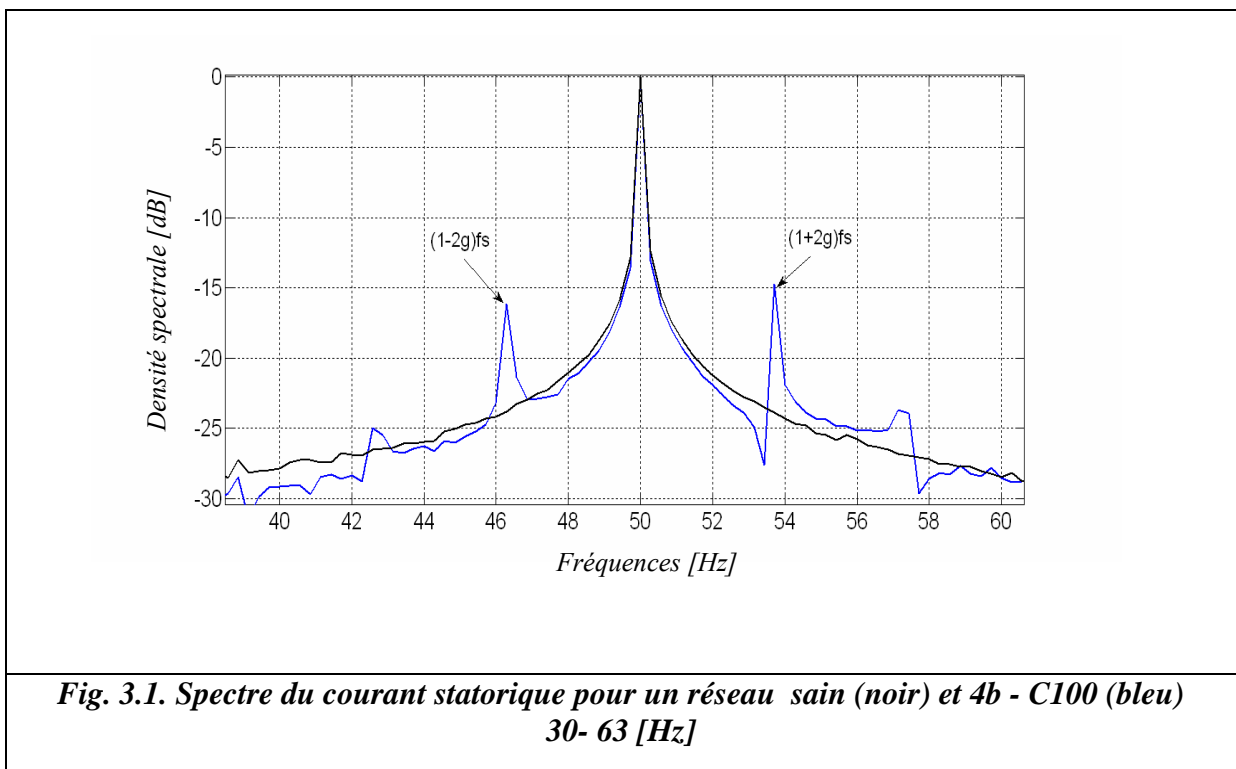
Le résultat de cette relation mathématique donne un signal complexe et permet d'écrire la transformée de Fourier du signal  $p_s(n)$  sous la forme :

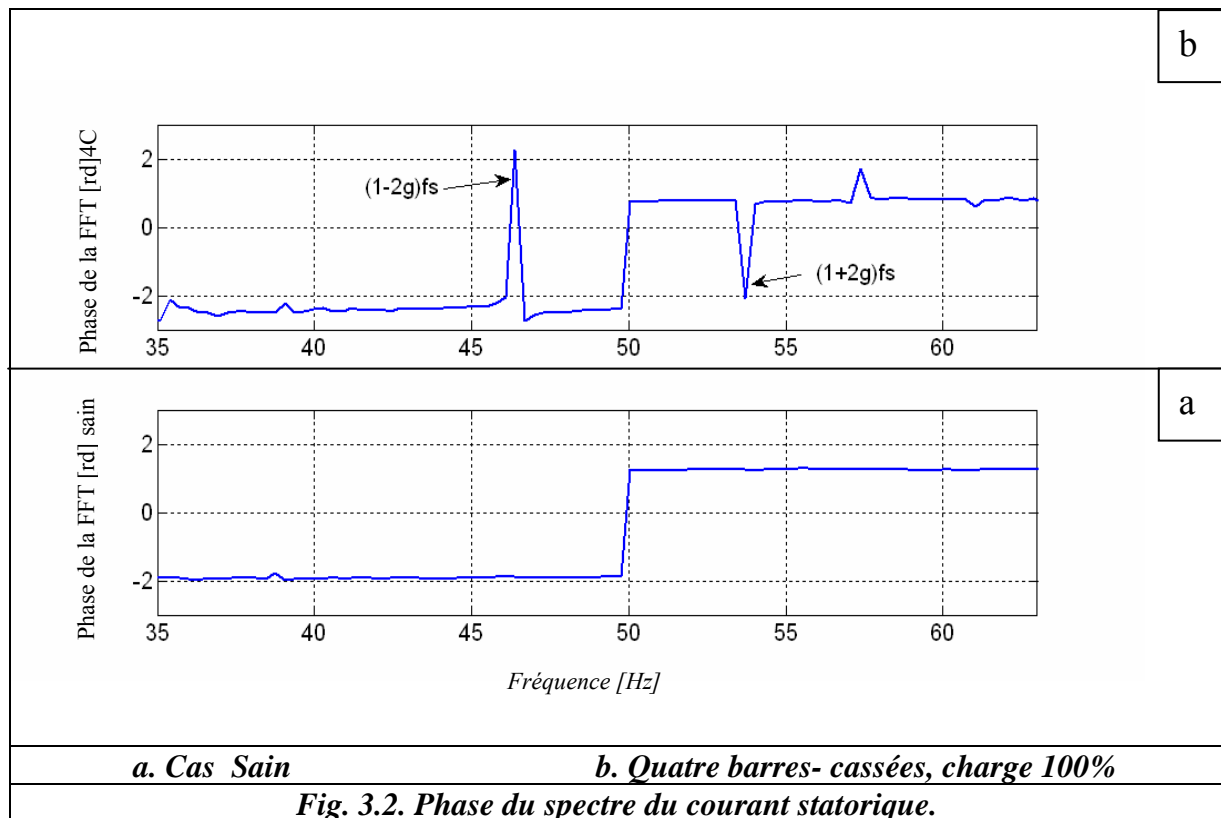
$$F(k) = \Re(F(k)) + j\Im(F(k)) = F_{\text{Re}}(k) + jF_{\text{Im}}(k) \quad (3.2)$$

La phase de cette transformée de Fourier  $F(k)$  est donnée par :

$$\varphi(TF(k)) = \arctan\left(\frac{F_{\text{Im}}(k)}{F_{\text{Re}}(k)}\right) \quad (3.3)$$

Dans ce paragraphe, le diagnostic du défaut rotorique se fera à partir de l'équation (3.3). Le module et la phase du spectre du courant statorique lorsque la cage rotorique présente 4 barres cassées (connexion au réseau d'alimentation triphasé) sont représentés sur les figures 3.1 et 3.2. Il apparaît, clairement, la présence des composantes de fréquence [Did 04]  $(1 \pm 2k) f_s$  dans le module du spectre du courant statorique comme nous le montre la figure 3.1. Le calcul de la phase se limite aux 4 cadrans du cercle trigonométrique d'où les variations sont comprises entre  $-\pi$  et  $+\pi$ .





L'avantage de la phase du spectre est la longueur d'échantillonnage du signal à analyser qui est beaucoup moins inférieure par rapport à celle du spectre fréquentiel du courant statorique. En effet, la résolution fréquentielle n'a aucune incidence sur le changement brusque qui se produit sur la phase à 50 [Hz]. Ceci facilite la détection du saut de phase à la fréquence  $(1-2g)f_s$  [Fil 95]. Les harmoniques générées par la source d'alimentation ou par les convertisseurs de fréquences influent sur le spectre du courant statorique et rendent la détection assez difficile. Pour y remédier, nous proposons la phase du signal analytique.

### 3.2.2. Phase du signal analytique

Cette technique se base sur le calcul de la phase du signal analytique [Did 04] obtenu par une transformée de Hilbert du module du spectre du courant absorbé par la machine asynchrone. Cela signifie qu'on travaille directement sur le module de la transformée de Fourier. La transformée de Hilbert d'un signal renvoie une représentation de ce signal dans le même domaine. En d'autre terme, la transformée de Hilbert du module de la transformée de Fourier du courant statorique aboutira à un signal exprimé dans le domaine fréquentiel.

### 1. Signal analytique obtenu par la transformée de Hilbert

La transformée de Hilbert dans le domaine temporel correspond à un déphasage de valeur  $\pi/2$  de tous les termes de la transformée de Fourier. Elle permet de changer les termes cosinus en termes sinus et les termes sinus en termes cosinus négatifs.

La transformée de Hilbert d'un signal  $y(t)$  peut s'écrire sous la forme :

$$y(t) \xrightarrow{TH} \tilde{y}(t) = \tilde{y}_{\text{Re}}(t) + j\tilde{y}_{\text{Im}}(t) \quad (3.4)$$

Où  $\tilde{y}_{\text{Im}}(t)$  représente la transformée de Hilbert du signal  $\tilde{y}_{\text{Re}}(t)$ . Le signal  $\tilde{y}(t)$ , quant à lui, est appelé signal analytique.

La modulation d'amplitude  $A(t)$  du signal temporel  $y(t)$  se calcule en utilisant la relation suivante :

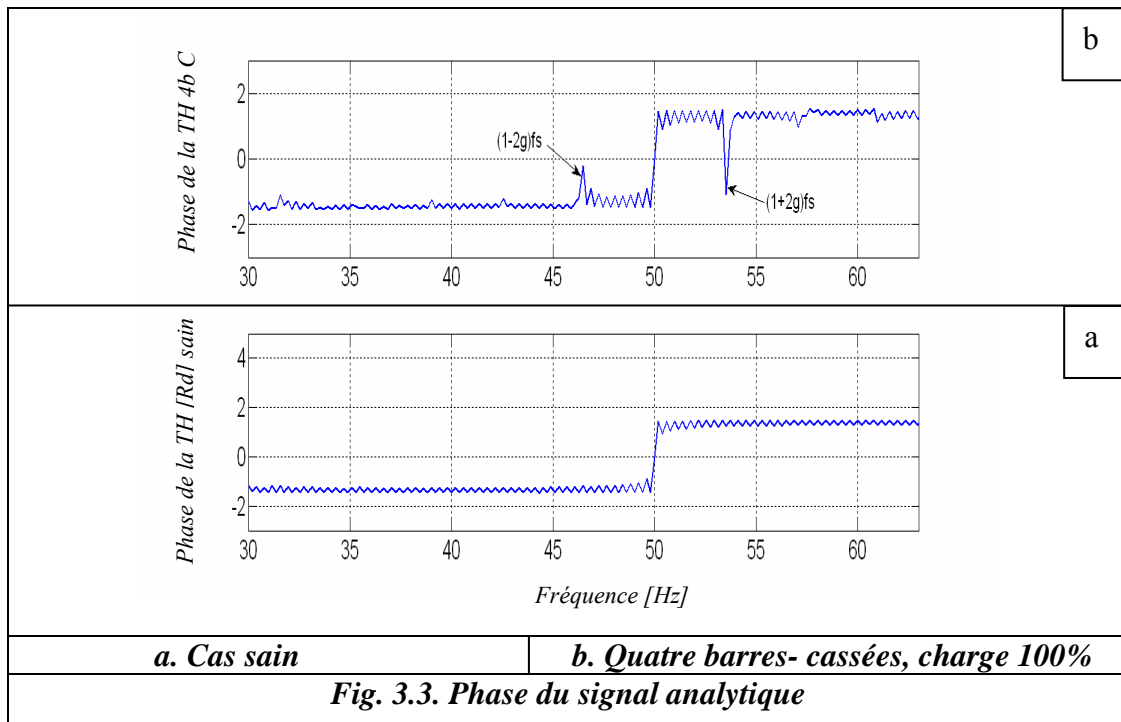
$$A(t) = \sqrt{\tilde{y}_{\text{Re}}(t)^2 + \tilde{y}_{\text{Im}}(t)^2} \quad (3.5)$$

La modulation de phase  $\varphi(t)$  se calcule par l'équation suivante :

$$\varphi(t) = \arctan \frac{\tilde{y}_{\text{Im}}(t)}{\tilde{y}_{\text{Re}}(t)} \quad (3.6)$$

### 2. Phase du signal analytique

Le diagnostic des défauts par la transformée de Hilbert consiste à calculer la phase du signal analytique obtenu par une transformée de Hilbert du module du spectre du courant, sa phase n'ayant aucune importance dans ce cas de figure. Les figures 3.3 a et 3.3 b représentent la phase du signal analytique du courant statorique de la machine asynchrone avec un rotor sain et un rotor à barres cassées. Ces figures illustrent la présence de "sauts de phase" aux fréquences de défaut  $(1 \pm 2k) f_s$ . Il est à constater, également, que l'apparition du défaut rotorique contribue à augmenter l'amplitude des sauts présents dans la phase  $\varphi_{TH}(f)$ .



### 3.3. Fréquence instantanée

La détection de la fréquence caractéristique est souvent suffisante pour déceler la présence du défaut sans se soucier de son amplitude. La fréquence instantanée permet le suivi de la fréquence caractéristique du défaut.

#### 3.3.1. Principe

La fréquence instantanée  $f(t)$  utilise la notion de la phase instantanée du signal ; elle se définit comme la dérivée de la phase  $\varphi(t)$  [Leb 06].

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt} \quad (3.7)$$

Avec  $f$  en Hertz.

Soit un signal réel  $x(t)$ . On obtient sa phase  $\varphi(t)$  à partir du signal  $y(t)$  associé en quadrature. Ce dernier est déterminé par la transformée de Hilbert :

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.8)$$

Qui, à partir du signal réel, fournit la forme complexe :  $x(t) + j y(t)$

La phase  $\varphi$  est, alors, l'arc tangent entre  $y(t)$  et  $x(t)$ .

$$f_i = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \arctan\left(\frac{y}{x}\right) = \frac{1}{2\pi} \frac{xy' - yx'}{x^2 + y^2} \quad (3.9)$$

Avec  $x' = dx/dt$  et  $y' = dy/dt$ . Notons que :

$$F(y)(\omega) = -i.\omega.\text{sign}(\omega).F(x)(\omega) \quad (3.10)$$

Où F désigne-la transformée de Fourier.

La composante symétrique instantanée du courant nous permet d'avoir directement 2 grandeurs déphasées de 90 degrés qui sont les composantes réelles et imaginaires du vecteur courant  $i(t)$ .

Si les courants sont échantillonnés périodiquement de sorte que l'angle entre 2 instants d'échantillonnage  $\Delta\varphi$  soit faible (Fig 3.4), on peut obtenir dans ce cas la fréquence instantanée de la composante symétrique instantanée de séquence positive.

$$\Delta\varphi \cong \sin(\varphi_m - \varphi_{m-1}) \quad (3.11)$$

$$\Delta\varphi \cong \sin\varphi_m \cos\varphi_{m-1} - \sin\varphi_{m-1} \cos\varphi_m \quad (3.12)$$

D'autre part, il suffit d'acquérir des échantillons de 2 courants pour calculer [Leb 06] :

$$\text{Re } i_p(m) = \sqrt{\frac{2}{3}} i_a(m\Delta t) - \frac{1}{\sqrt{6}} i_b(m\Delta t) - \frac{1}{\sqrt{6}} i_c(m\Delta t) \quad (3.13)$$

$$\text{Im } i_p(m) = \frac{1}{\sqrt{2}} i_b(m\Delta t) - \frac{1}{\sqrt{2}} i_c(m\Delta t) \quad (3.14)$$

$$m = 0,1,2\dots$$

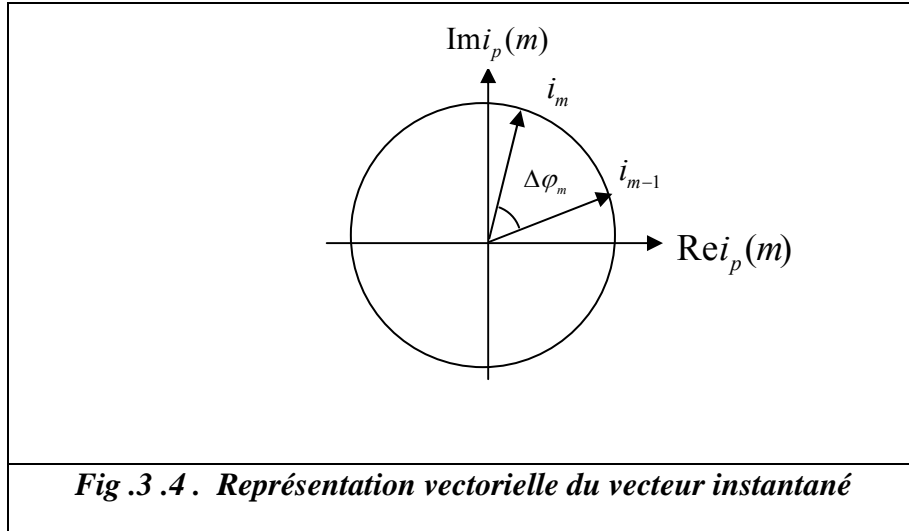
$\text{Re}[i_p(m)]$  partie réel du courant.

$\text{Im}[i_p(m)]$  partie imaginaire du courant.

D'après, les équations (3.13) et (3.14), on peut écrire pour un système triphasé équilibré :

$$\text{Re}[i_p(m)] = i_m \cos(\varphi_m) \quad (3.15)$$

$$\text{Im}[i_p(m)] = i_m \sin(\varphi_m) \quad (3.16)$$



La composante symétrique instantanée suivant les axes  $\alpha$  et  $\beta$  s'écrit :

$$i_{\alpha m} = \text{Re}[i_p(m)] \quad (3.16a)$$

$$i_{\beta m} = \text{Im}[i_p(m)] \quad (3.16b)$$

$$i_m = \sqrt{i_{\alpha m}^2 + i_{\beta m}^2} \quad (3.16c)$$

Comme :

$$f_i = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt}(\varphi) \quad (3.17)$$

On obtient :

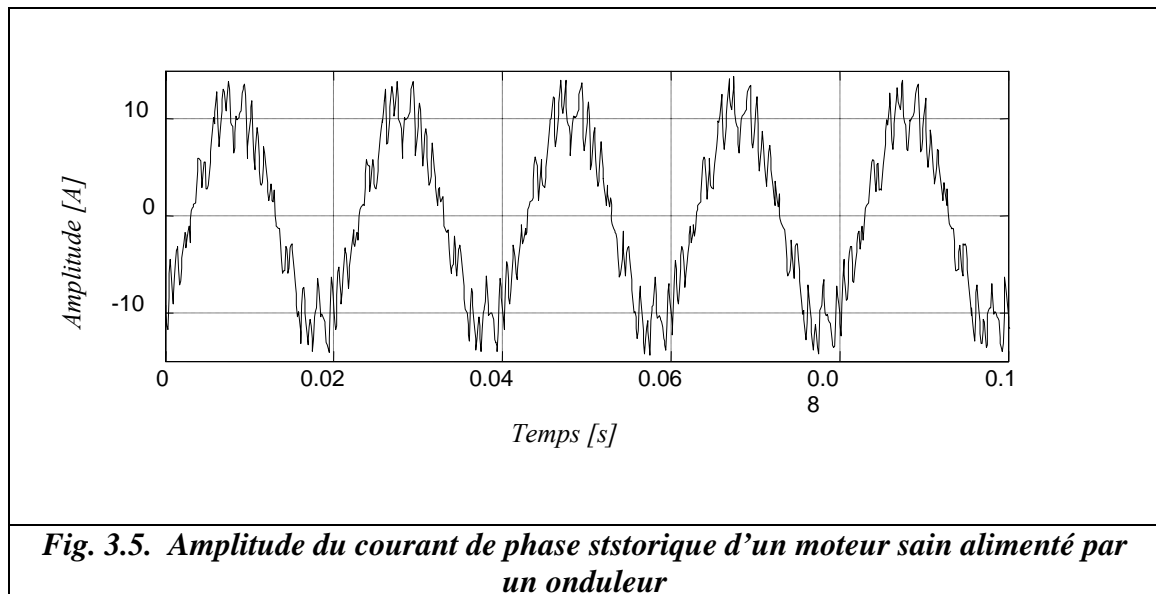
$$f_i = \frac{1}{2\pi T} \frac{1}{i_m i_{m-1}} (i_{\beta m} i_{\alpha m-1} - i_{\beta m-1} i_{\alpha m}) \quad (3.18)$$

Dans la pratique, les courants donnés par les équations 3.13 et 3.14 sont enregistrés. Les composantes symétriques instantanées suivant les axes  $\alpha$  et  $\beta$  sont évaluées. La fréquence instantanée en est déduite.

### 3.3.2. Application

La fréquence instantanée est appliquée sur des données expérimentales de la machine asynchrone 5.5 [kW] alimentée dans le premier cas par le réseau et dans le second cas par un onduleur. Les courants statoriques de la machine ont été acquis en charge et pendant le régime permanent sur les 3 cas : machine saine, rupture de barres rotoriques et déséquilibre statorique.

La figure 3.5 montre le cas d'une alimentation par onduleur de la machine en fonctionnement sain. On constate une forte déformation du courant statorique.

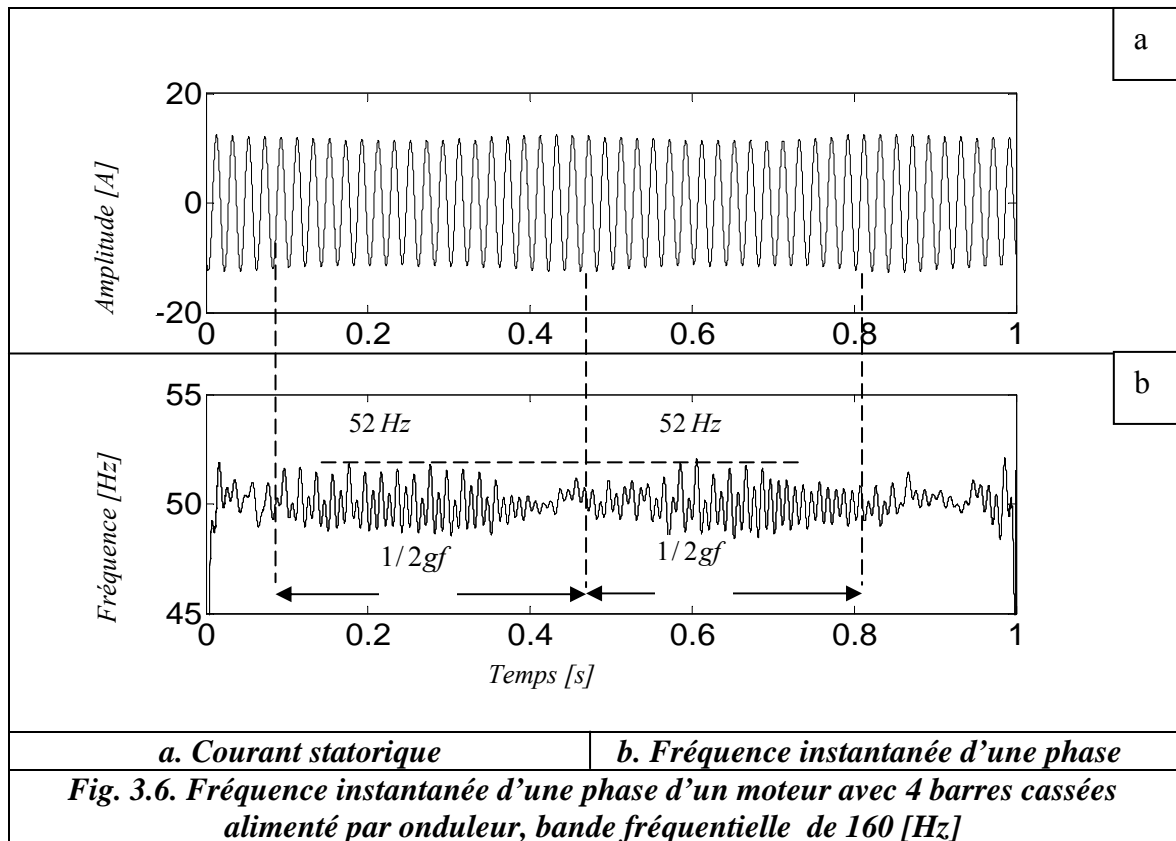


Notons que les fréquences intéressantes ont de faibles valeurs que ce soit pour le cas sain ou en défauts ; la fréquence fondamentale  $f = 50 [Hz]$  caractérise le fonctionnement sain, la fréquence  $2gf$  ( $g$  est le glissement) caractérise l'enveloppe du défaut de rupture de barres rotoriques. Par contre, la fréquence  $2f$  est celle du déséquilibre statorique. Cependant, la plage fréquentielle initiale peut être réduite autour des fréquences pertinentes, en l'occurrence  $160 [Hz]$  [Med 10a].

La figure 3.6 montre la fréquence instantanée d'une phase de courant statorique dans le cas d'une alimentation par onduleur de la machine avec un défaut de rupture de 4 barres. On constate que la modulation de l'amplitude du courant statorique se manifeste, également, par une forme d'enveloppes d'une durée  $1/2gf$  de  $0.3 [s]$ .

La fréquence instantanée présente 2 avantages :

- La surveillance d'un seul paramètre du courant, en l'occurrence la fréquence.
- La charge influe sur le paramètre amplitude mais elle n'a pas d'influence sur le paramètre fréquence.



Toutefois, la fréquence instantanée présente des inconvénients à savoir :

- La superposition de toutes les fréquences que constitue le signal du courant statorique. Ceci ne facilite pas la lisibilité de la fréquence instantanée
- La domination de la fréquence fondamentale 50 [Hz] sur les fréquences caractéristiques des défauts.

Pour y remédier à ces inconvénients, notamment la suppression du fondamental, nous proposons la technique de l'amplitude instantanée.

### 3.4. Amplitude instantanée

#### 3.4.1. Principe

Le courant dans une phase statorique d'un moteur électrique peut être développé en séries de Fourier [Leb 06]:

$$i_a(t) = \sum_{k=1}^{k_M} \sqrt{2} I_{ak} \sin(k\omega t + \varphi_{ak}) \quad (3.19)$$

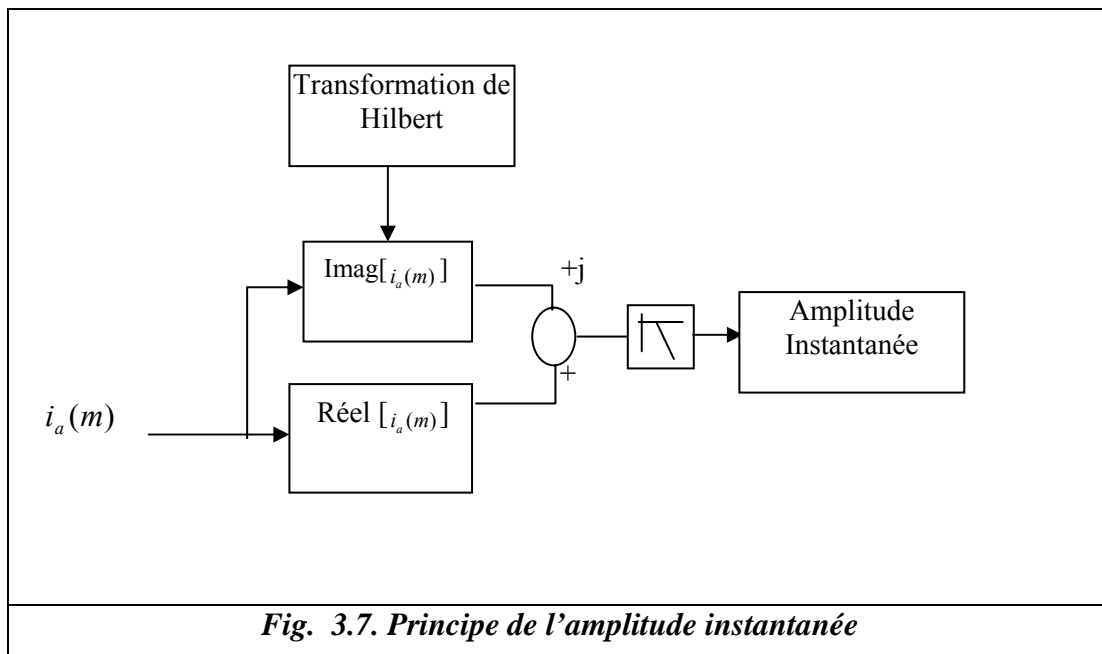
Notons que  $k_M$  représente l'ordre de l'harmonique ayant la fréquence maximale après le filtrage du courant  $i_a(t)$

$$i_a(m) = \sum_{k=1}^{k_M} \sqrt{2} I_{ak} \sin(k\omega m \Delta t + \varphi_{ak}) \quad (3.20)$$

Où  $k$  est un réel positif représentant le rang des composantes harmoniques et  $I_{ak}$ ,  $k\omega$ ,  $\varphi_{ak}$  sont respectivement, la valeur efficace, la fréquence angulaire et l'angle de phase de la  $k^{\text{th}}$  harmonique. Chaque harmonique  $i_a(t)$  peut être représentée par le phaseur harmonique.

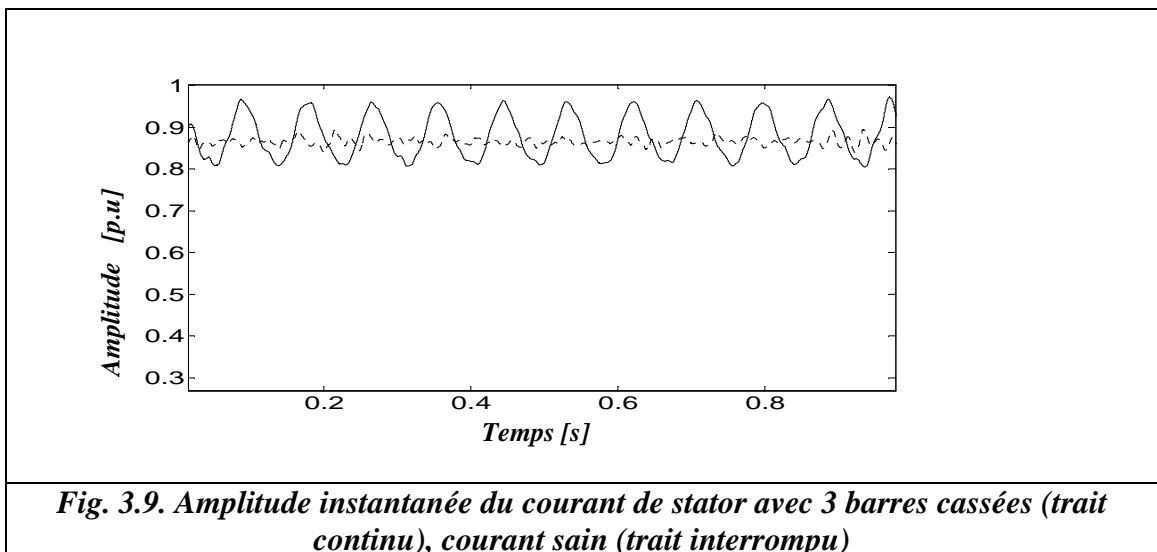
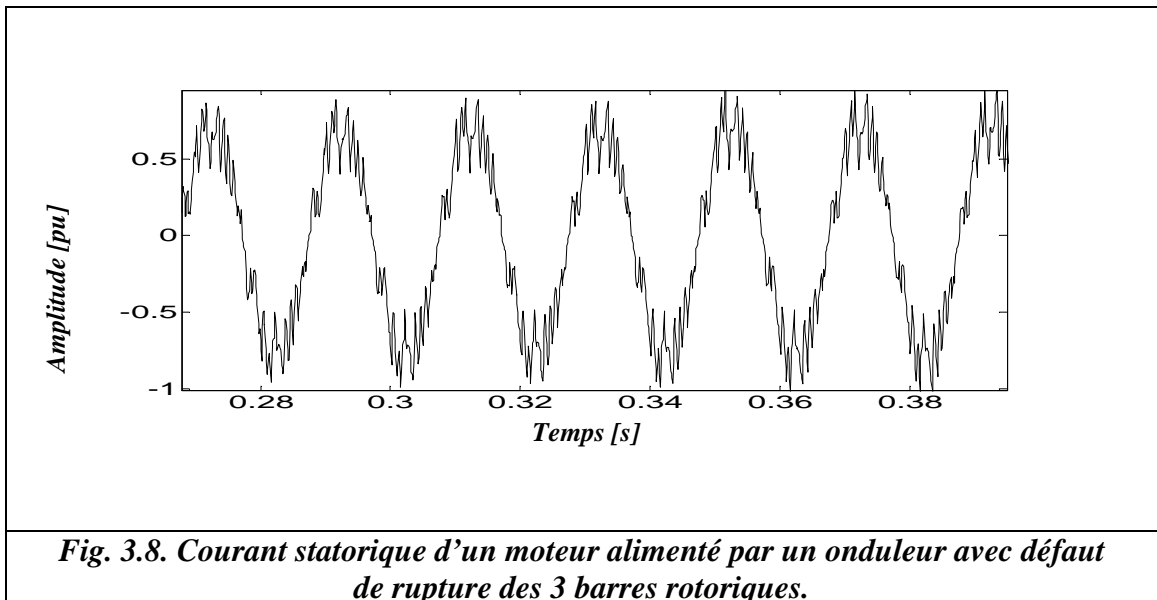
$$I_{ak} = I_{ak} \exp(j\varphi_{ak}) \quad (3.21)$$

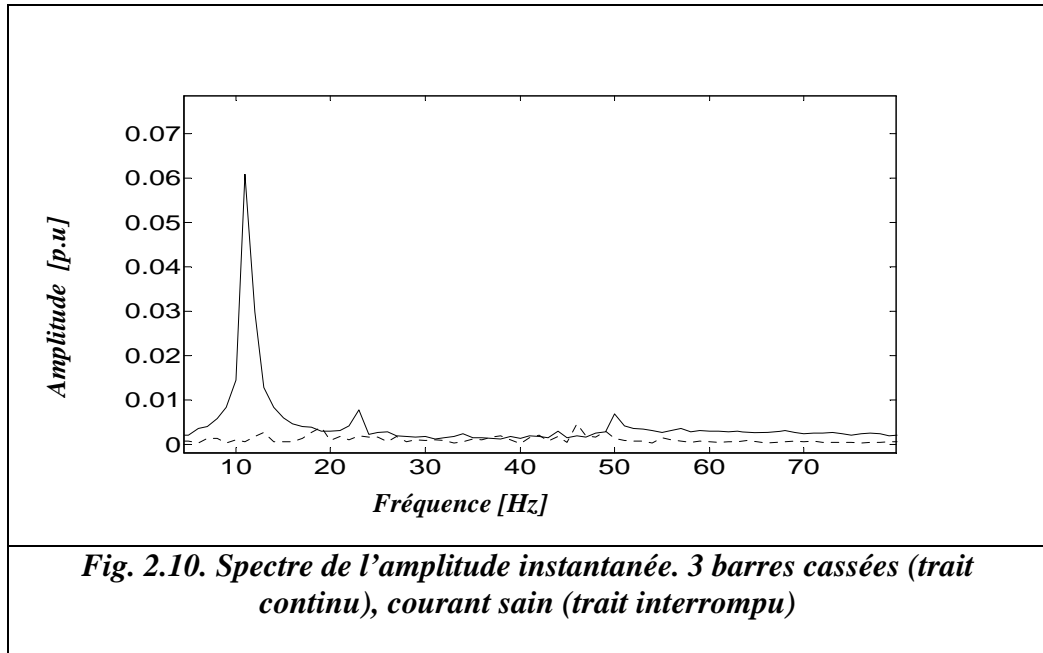
Etant donné un signal réel, en l'occurrence, le courant de phase statorique de l'expression (3.21), l'amplitude instantanée est le module de la transformée d'Hilbert du signal considéré. Etant donné que le signal est à bande large et contient des harmoniques d'origines diverses (pollution de la source ou harmoniques induits par la machine elle-même), nous supprimons les harmoniques indésirables en filtrant le signal du courant par un filtre passe bas avec une fréquence de coupure de 100 [Hz] [Leb 06]. Le principe de l'amplitude instantanée est illustré dans la figure 3.7.



### 3.4.2. Application

La figure 3.8 montre un courant statorique d'un moteur alimenté par un onduleur avec défaut de 3 barres cassées. La figure 3.9 illustre l'amplitude instantanée de 2 courants l'un sain (trait interrompu) et l'autre avec défaut (trait continu). On constate bien que l'amplitude instantanée prend en compte la partie oscillante, de période  $T = \frac{1}{2gf}$ , décentrice de l'information utile. Par ailleurs, la composante fondamentale est éliminée. Ceci a rendu la forme de l'amplitude instantanée plus lisible. Le spectre de l'amplitude instantanée (Fig. 3.10) illustre bien la composante représentative du défaut, à savoir, dans cet exemple la rupture de 3 barres rotoriques de fréquence 11 [Hz].





### 3.5. Puissance instantanée

La puissance instantanée d'une phase est le produit de la tension d'alimentation au courant statorique du moteur. Elle est considérée plus importante que l'analyse du courant seul d'après les auteurs [Did 04], [Cru 99] et [Trz 00]. En effet, en plus de la composante fondamentale et des 2 composantes latérales, le spectre de la puissance instantanée contient une composante additionnelle située à la fréquence du défaut comme le montre l'équation suivante :

$$p_s(t) = p_{s0}(t) + \frac{mV_{LL}I_L}{2} [\cos((2\omega_s - \omega_f)t - \varphi - \frac{\pi}{6}) + \cos((2\omega_s + \omega_f)t - \varphi - \frac{\pi}{6}) + 2 \cos(\varphi + \frac{\pi}{6}) \cos(\omega_f t)] \quad (3.22)$$

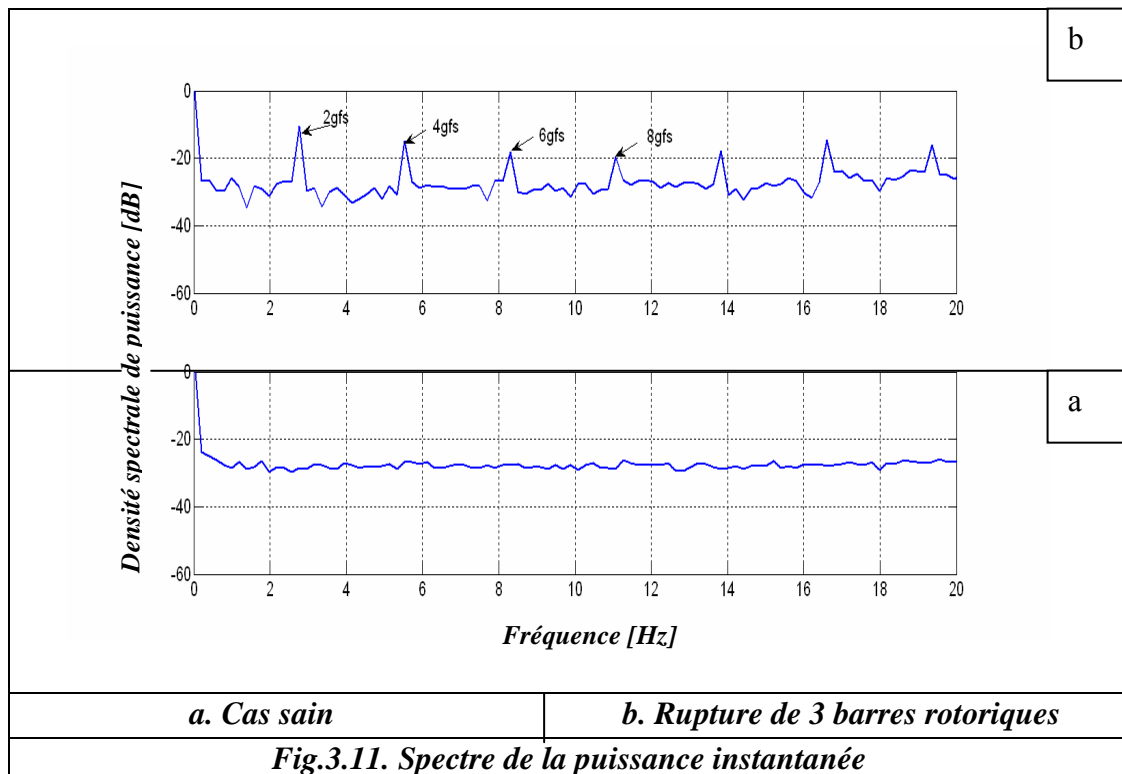
Avec :

$$p_{s0}(t) = V_{LL}I_{LL} [\cos(2\omega_s t - \varphi - \frac{\pi}{6}) + \cos(\varphi + \frac{\pi}{6})] \quad (3.23)$$

Dans cette expression,  $p_s(t)$  représente la puissance instantanée d'une phase statorique,  $m$  l'indice de modulation,  $V_{LL}$  la valeur efficace de la tension entre phase,  $I_L$  le courant de ligne efficace et  $\omega_f$  la pulsation d'oscillation (pulsation du défaut) exprimée en radians. Les termes  $\omega_s$  et  $\varphi$  représentent, respectivement, la pulsation des courants

d'alimentation exprimée en radians et l'angle de déphasage entre le courant absorbé par le moteur et la tension.

Les figures 3.11a et 3.11b mettent en évidence la présence de ces composantes basses fréquences dans le cas de ruptures de 3 barres rotoriques. Ces composantes de défauts apparaissent plus clairement que celles du spectre du courant statorique, donc plus facile à la détection. Par conséquent, elles permettent une nette amélioration du diagnostic du défaut.



### 3.6. Démodulation synchrone

Cette nouvelle méthode se base sur la transformation des grandeurs triphasées  $i_1, i_2$  et  $i_3$  dans un repère fixe de coordonnées  $\alpha, \beta$  suivie d'une autre transformation dans un repère tournant de coordonnées  $d, q$  dans le sens inverse au fondamental statorique [Leb 06].

La transformation d'un système de courants triphasés ( $i_1, i_2$  et  $i_3$ ) dans un repère fixes de coordonnées  $\alpha, \beta$  conduit à :

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

$$i_{\alpha\beta} = i_\alpha + j i_\beta = \bar{I}_1 e^{j\omega_s t} + \bar{I}_{-1} e^{-j\omega_s t} + \sum_{h=1}^{n1} \bar{I}_{6h\pm 1} e^{\pm j(6h\pm 1)\omega_s t} \quad (3.25)$$

La transformation du vecteur courant d'un repère fixe de coordonnées  $i_{\alpha\beta}$  vers un repère tournant dans le sens inverse du fondamental donne :

$$\begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\omega_s t) & \sin(\omega_s t) \\ -\sin(\omega_s t) & \cos(\omega_s t) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

$$\bar{i}_{dq} = i_d + j i_q = \bar{I}_{-1} + \bar{I}_1 e^{j2\omega_s t} + \sum_{h=1}^{n1} \bar{I}_{6h\pm 1} e^{\pm j(6h\pm 2)\omega_s t} \quad (3.27)$$

Le vecteur courant statorique de l'équation (3.27) contient :

- Une composante à 2 fois la fréquence statorique ;

$$\hat{I} = \bar{I}_1 e^{j2\omega_s t} \quad (3.28)$$

- Une composante oscillante due aux harmoniques ;

$$\tilde{I} = \sum_{h=1}^{n1} \bar{I}_{6h\pm 1} e^{j(6h\pm 2)\omega_s t} \quad (3.29)$$

- Une composante continue correspondant à la composante inverse ;

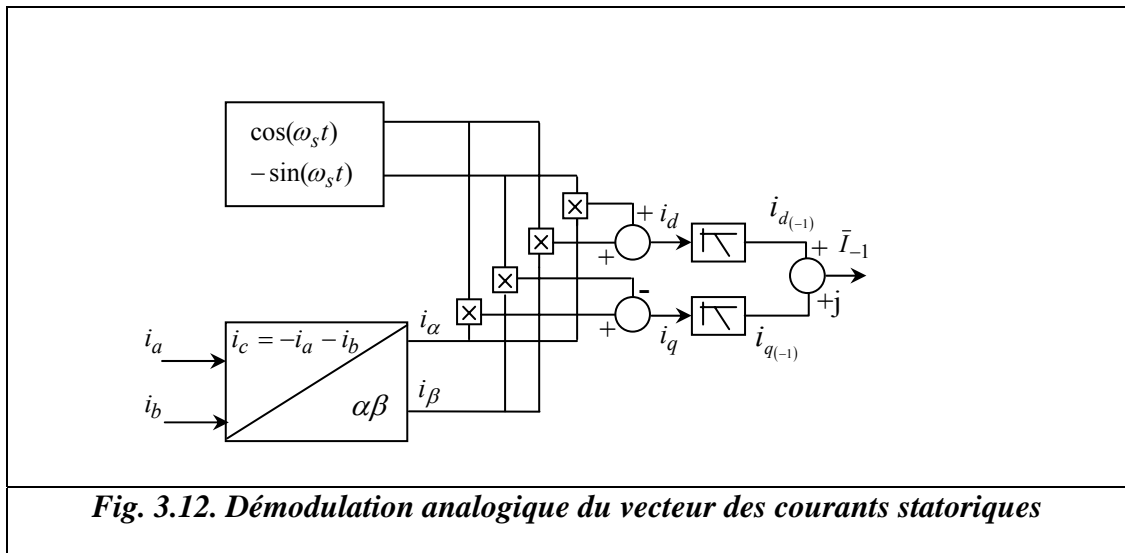
$$I = \bar{I}_{-1} \quad (3.30)$$

La transformation d'un système de courants triphasés à un système de courants diphasés fait glisser toutes les fréquences d'un rang. Par conséquent, la composante inverse a -  $f_s$  devient une composante continue.

### 3.6.1. Démodulation analogique

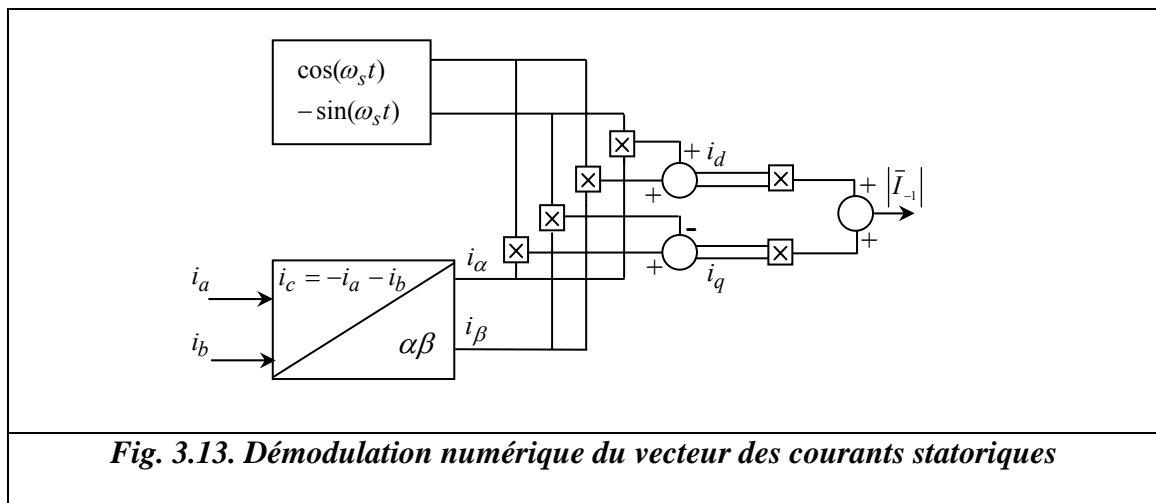
La démodulation analogique se base sur le filtrage passe-bas de 2 composantes : Une composante à 2 fois la fréquence statorique (3.28) et une composante oscillante due aux harmoniques (3.29) ; ceci afin de ne conserver que la composante continue (3.30).

La sommation des carrés de chaque terme  $i_{d(-)}$  et  $i_{q(-)}$  (Fig. 3.12) permet d'obtenir l'amplitude de la composante inverse. Cette approche offre une réponse rapide dépendant uniquement de la réponse transitoire du filtre.



### 3.6.2. Démodulation numérique

Le principe de la démodulation numérique (Fig 3.13) est similaire à celui de la démodulation analogique. La seule différence réside dans la moyenne numérique de la sommation des carrés de chaque terme des courants  $i_d$  et  $i_q$  qui se substitue au filtrage passe-bas. Par conséquent, les composantes alternatives données par les équations (3.28) et (3.29) de fréquences multiples à la fréquence fondamentale s'annulent. Ceci permet de conserver uniquement la composante continue [Leb 06]. Afin de s'assurer de l'annulation des harmoniques non désirés par la démodulation numérique, la fréquence d'échantillonnage devait être choisie supérieure à 400 [Hz].



La discrétisation du vecteur courant  $\bar{i}_{dq}$  (3.27) permet d'écrire :

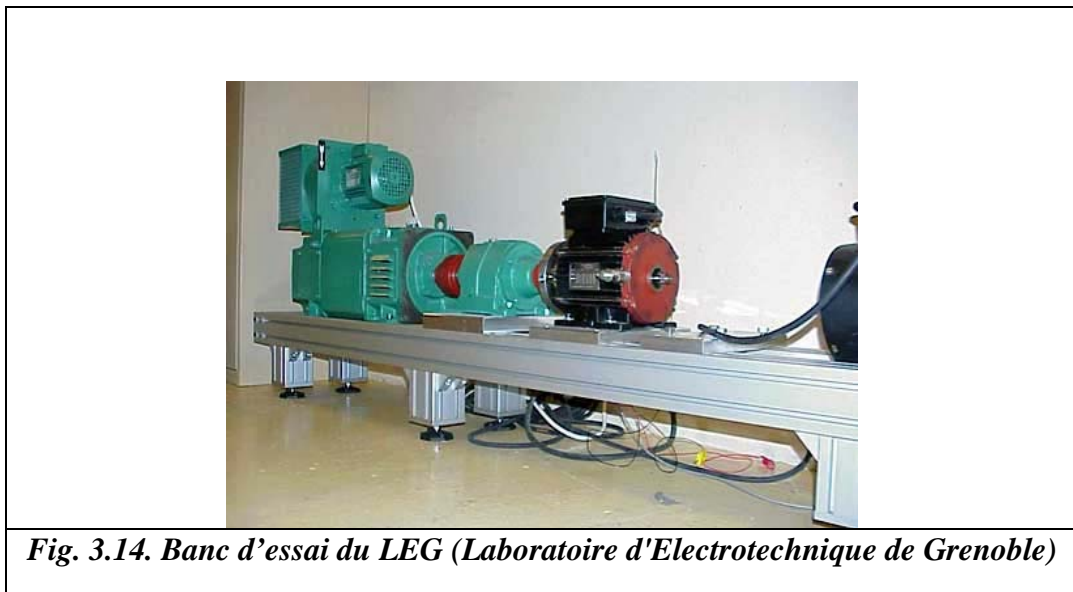
$$\bar{i}_{dq}[n] = \left[ \bar{I}_{-1} + \bar{I}_1 W^{-2nf_s} + \sum_{h=1}^{n1} \bar{I}_{6h\pm 1} W^{\mp(6h\pm 2)nf_s} \right] \quad (3.31)$$

Le calcul de la composante inverse s'effectue à partir de l'expression suivante :

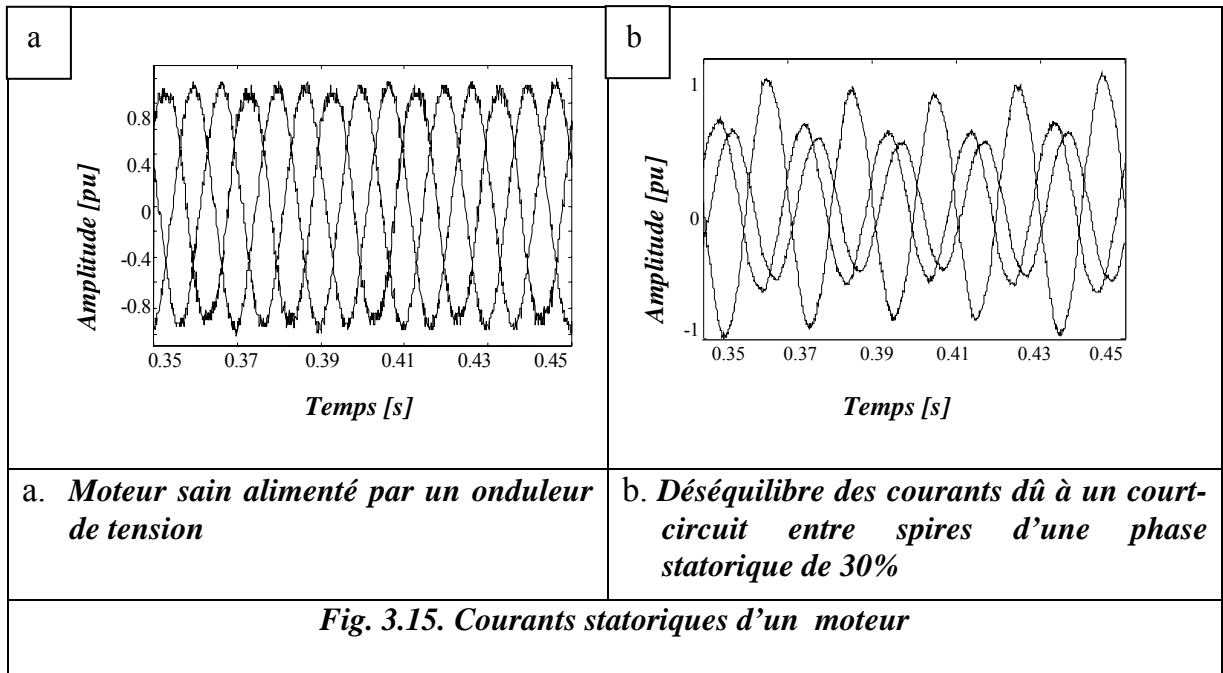
$$\bar{I}_{-1} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N i_{dq}[n] \quad (3.32)$$

### 3.7. Validation expérimentale

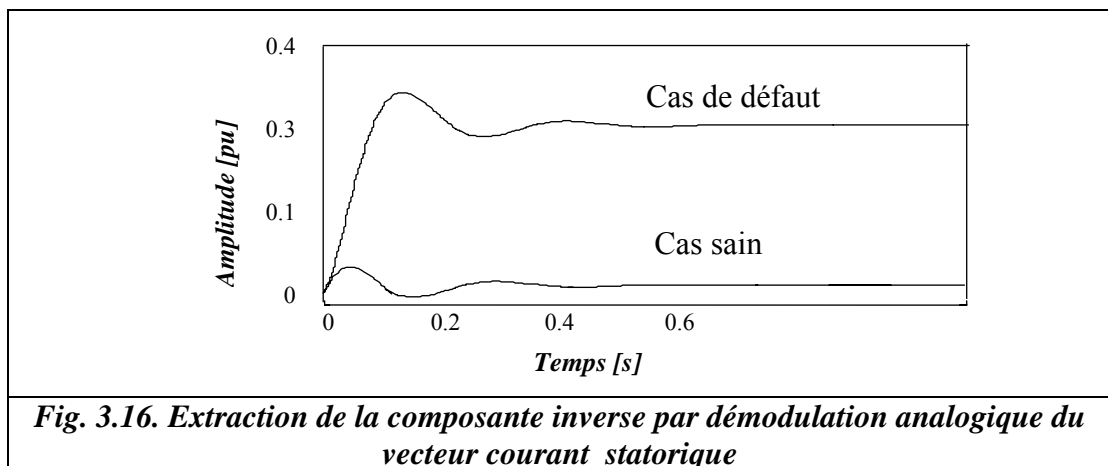
Le banc d'essai (Fig. 3.14) est celui de la machine asynchrone. Les enroulements statoriques sont rebobinés de sorte qu'ils permettent de créer des court-circuits de spires. Un rhéostat est branché en série avec la phase pour limiter les courants de court-circuit. Le pilotage et la mesure sont assurés par un PC équipé d'une carte d'acquisition DAS 1702ST-DA et du logiciel de gestion d'instruments test point [Leb 06]. La carte possède 2 convertisseurs numériques/analogiques. Il dispose de 16 entrées analogiques 12 bits et d'un taux d'échantillonnage de 167 [k échantillons/s] [Leb 06].



Les formes d'onde des figures 3.15a et 3.15b représentent, respectivement, les courants statoriques du moteur asynchrone sans court-circuit et avec un court-circuit dans une phase. La durée d'acquisition est d'une seconde avec une fréquence d'échantillonnage de 10 [kHz].



On constate d'après la figure 3.16 que la démodulation analogique du vecteur courant a permis l'extraction de la composante inverse. Son amplitude de 30% (-10 [dB]) du fondamental est atteinte en 0.37 [s]. Ceci rend cette technique plus adaptée pour une surveillance en ligne.



La démodulation numérique du vecteur courant a été calculée pour un signal ayant une fréquence d'échantillonnage de 10 [kHz]. Le prélèvement de différents nombres d'échantillons (100, 1000, 10000) nous a permis de conserver l'amplitude de la composante inverse (Tab. 3.1). Le nombre d'échantillons 100 correspond au rapport :

$f_e/2f$  représente le minimum d'échantillons qui permet d'avoir des moyennes nulles de toutes les composantes alternatives du vecteur courant statorique ayant une fréquence supérieure à 2 fois la fréquence du fondamental 50 [Hz] [Med 10a].

Nombre d'échantillons	100	1000	10000
Amplitude de la composante inverse	0.33	0.31	0.30
Erreur %	3%	1%	0%

### 3.8. Etude comparative

La phase du spectre permet de mettre en évidence les composantes de défauts à basses fréquences, quoiqu'elle souffre d'incertitude en cas de pollution harmonique. Cet handicap peut se résoudre par le spectre analytique qui présente en plus les mêmes avantages que le spectre de phase. La fréquence instantanée a l'avantage de surpasser le problème de niveau de charge qui d'ordinaire influe sur l'amplitude des signaux.

Toutefois, la fréquence instantanée présente des inconvénients, à savoir : la superposition de toutes les fréquences que compose le signal du courant statorique. Ceci ne facilite pas la lisibilité de la fréquence instantanée et la domination de la fréquence fondamentale 50 [Hz] sur les fréquences caractéristiques des défauts.

La puissance instantanée fait apparaître des composants de défauts plus claire que celles du spectre du courant statorique, donc plus facile à la détection. Par conséquent, elle permet une nette amélioration du diagnostic de défaut. Le seul inconvénient est la chaîne d'acquisition qui nécessite la mesure à la fois du courant et de la tension composée.

La technique de la démodulation analogique ou numérique, au-delà de son aspect pratique et économique est, particulièrement, moins coûteuse et moins encombrante. Elle est plus intéressante par rapport aux autres techniques. L'étude comparative de toutes ces techniques est résumée dans le tableau 3.2.

Tab. 3.2. Tableau comparatif des différentes techniques

Techniques Caractéristiques	Phase du spectre	Phase analytique	Fréquence instantanée	Amplitude instantanée	puissance instantanée	Démodulation analogique	<b>Démodulation numérique</b>
Temps d'acquisition [s] nécessaire	10	10	0.3	0.1	1	0.01	0.01
Nombre d'échantillons	65536	65536	32768	1024	8192	100	100
Fréquence d'échantillonnage [kHz]	5	5	10	10	5	10	10
Temps de calcul [s]	0.8	1.4	0.078	0.1	0.65	0.25	0
Applications	En ligne	En ligne	En ligne	En ligne	En ligne	En ligne	En ligne
Calcul initial	oui	oui	oui	non	oui	non	non

### 3.9. Conclusions

Les techniques de diagnostic, présentées dans ce chapitre, ont l'avantage d'être fonctionnelles en ligne. Mais, les différences se situent, particulièrement, au niveau du temps de calcul et de la durée d'acquisition du signal. Parmi ces techniques l'avantage de la phase du spectre, est qu'elle permet une meilleure illustration des composants de défauts. Ce constat est partagé, également, par les techniques de la phase analytique et de la puissance instantanée. Toutefois, cette dernière est meilleure en termes de temps de calcul et de temps d'acquisition. La fréquence instantanée a l'avantage de surpasser le problème de niveau de charge qui d'ordinaire influe sur l'amplitude des signaux. La démodulation synchrone du vecteur de Park est très efficace et facile à mettre en œuvre. Le temps de réponse correspond uniquement au régime transitoire du filtre passe-bas. Pour la démodulation numérique, le temps d'acquisition de données est de 0.01[s]. Par contre, le temps de calcul est très faible. Par conséquent, cette technique présente une bonne alternative aux techniques issues des transformées de Fourier.

## **CHAPITRE IV**

### **APPROCHE SYSTEME : RTF-RESEAUX DE NEURONES**

## Chapitre IV

### APPROCHE SYSTEME : RTF-RESEAUX DE NEURONES

#### 4.1. Introduction & objectifs

Ce chapitre présente une approche dite "système". Elle porte sur une nouvelle méthode de classification des défauts de la machine asynchrone, en l'occurrence la représentation temps-fréquence dépendante de la classe du signal "RTF". Elle se compose de 2 étapes essentielles.

La première étape consiste à projeter un signal du défaut sur une représentation temps-fréquence "RTF" de dimension réduite, qui est délibérément conçue pour maximiser la séparabilité entre les classes et de minimiser la variance intra classe.

Le but est d'extraire du signal un vecteur forme de taille très réduite. Le contraste de Fisher est utilisé pour la conception du noyau non paramétrique de la RTF.

La seconde étape consiste à affecter le signal, représenté par son vecteur forme, à la classe appropriée. L'affectation est réalisée par un classifieur à base de réseaux de neurones avec une structure feedforward (propagation en avance). La souplesse de ce classifieur permet de classer une large variété de défauts. La validation de la méthode proposée est présentée à la fin de ce chapitre.

#### 4.2. Extraction du vecteur forme par la RTF

Les représentations quadratiques temps-fréquence peuvent être définies uniquement par leur fonction caractéristique du produit du plan d'ambiguïté  $A_x(\xi, \tau)$  du signal par une fonction noyau  $\Phi(\xi, \tau)$ . La recherche en temps-fréquence a été plus focalisée sur la conception des noyaux qui permettent, notamment, la réduction au minimum des interférences quadratiques [Coh 95]. Bien qu'une partie des RTF puisse offrir des avantages pour la classification de certains types de signaux [Wan 04]. Le but de la détection ou de la classification a rarement eu pour but explicite, la conception du noyau. Les quelques méthodes qui proposent d'optimiser le noyau pour la classification contraignent la forme du noyau aux fonctions paramétriques prédéfinies avec les symétries qui peuvent ne pas être appropriées à la détection ou à la classification [Hei 94] et [Dav 98].

La méthode choisie est la RTF dite dépendante de la classe du signal "DCS". Celle-ci n'exige, à priori, aucune forme paramétrique et prédéfinie du noyau. L'extraction du motif saisit l'information pertinente des signaux à classifier et fournit les motifs comme des entrées pour le système de classification. Plusieurs classifieurs sont adaptés au procédé de la classification. Nous opterons, ici, pour les réseaux de neurones en tant que critère de décision.

Une méthode est choisie pour concevoir des noyaux optimisés, et par conséquent des RTF optimisées pour la discrimination entre les ensembles prédéfinis de classes. Les noyaux résultants ne sont restreints à aucune fonction prédéfinie mais, plutôt, sont arbitraires dans la forme. Au lieu de faire des hypothèses, à priori, au sujet du type de lissage temps-fréquence, notre approche établit le lissage approprié pour réaliser la meilleure performance de la classification.

La conception de la RTF résulte d'une transformée de Fourier inverse discrète en  $n$  (temps discret) appliquée à la fonction d'auto-corrélation instantanée :

$$R[n, \tau] = x^*[n] x[(n + \tau)_N] \quad (4.1)$$

Ainsi, la fonction d'auto ambiguïté est définie par [Leb 06]:

$$A[\eta, \tau] = F_{n \rightarrow \eta}^{-1} \{ \mathcal{R}[n, \tau] \} = \sum_{n=0}^{N-1} \mathcal{R}[n, \tau] e^{-j \frac{2\pi}{N} n \eta} \quad (4.2)$$

$\eta$  et  $\tau$  sont, respectivement, les Doppler et le retard discrets. La RTF correspondante qui est une version discrète de la RTF de Rihaczek est donnée par :

$$R[n, k] = F_{\eta \rightarrow n}^{-1} \{ F_{\tau \rightarrow k} \{ A[\eta, \tau] \} \} = \frac{1}{N} \sum_{\eta=0}^{N-1} \sum_{\tau=0}^{N-1} A[\eta, \tau] e^{-j(2\pi/N)k\tau} e^{j(2\pi/N)\eta n} \quad (4.3)$$

Où  $k$  est la fréquence discrète et  $N$  représente le nombre d'échantillons de l'enregistrement. La fonction caractéristique [Coh 95] de la RTF discrète de Rihaczek est  $A[\eta, \tau]$ .

Il existe un noyau  $\phi[\eta, \tau]$  qui opère par la multiplication bidimensionnelle sur la fonction d'auto-ambiguïté [Cla 80]. La RTF correspondante est donnée par [Leb 06] :

$$G[n, k] = F_{\eta \rightarrow n}^{-1} \{ F_{\tau \rightarrow k} \{ \phi[\eta, \tau] A[\eta, \tau] \} \} = \frac{1}{N} \sum_{\eta=0}^{N-1} \sum_{\tau=0}^{N-1} \phi[\eta, \tau] A[\eta, \tau] e^{-j(2\pi/N)k\tau} e^{j(2\pi/N)\eta n} \quad (4.4)$$

La fonction caractéristique de  $G[n, k]$  est  $\phi[\eta, \tau] A[\eta, \tau]$ . Tout élément non nul du noyau  $\phi[\eta, \tau]$  en termes de  $\eta$  et/ou  $\tau$  peut effectuer un lissage sur la RTF originale (4.3) de

Rihaczek,  $R[n, k]$ , en temps et/ou en fréquence, respectivement.  $G[n, k]$  est une version lissée de  $R[n, k]$ . L'avantage du noyau est que toutes les RTF peuvent être obtenues à partir de  $R[n, k]$  par l'application d'un noyau approprié. Ainsi,  $G[n, k]$  peut être considéré comme RTF généralisée [Coh 95].

Le plan d'ambiguïté a des propriétés très appropriées pour la classification. Une seule position  $(\eta_i, \tau_i)$  dans ce plan offre des informations "globales" sur la structure temps-fréquence du signal. Si  $\phi[\eta, \tau] = 0$  pour toutes les valeurs exceptées celles sur l'axe  $\eta = 0$ , alors toute l'information temporelle est lissée, et seulement l'information de la fréquence stationnaire est maintenue dans  $G[n, k]$  (RTF résultante lissée). Si  $\phi[\eta, \tau] = 0$  pour toutes les valeurs exceptées celles sur l'axe  $\tau = 0$ , alors toute l'information spectrale est lissée et seulement l'information temporelle est retenue. Les points qui ne sont pas sur l'un ou l'autre axe correspondent à une structure temps-fréquence non stationnaire [Leb 06].

Quand le noyau  $\phi[\eta, \tau]$  est conçu dans le but de la classification, nous nous référons à lui en tant que noyau dépendant de la classe du signal "DCS". Ce noyau est décrit par  $\phi_{DCS}[\eta, \tau]$ . En outre, nous nous référons à la RTF correspondante,  $RTF_{DCS}[\eta, \tau]$  comme la RTF dépendante de la classe du signal. Elle est décrite par :

$$RTF_{DCS}[n, k] = F_{\eta \rightarrow n}^{-1} \{ F_{\tau \rightarrow k} \{ \phi_{DCS}[\eta, \tau] A[\eta, \tau] \} \} \quad (4.5)$$

Il est possible de visualiser la RTF dépendante de la classe du signal et d'observer la structure de temps-fréquence exploitée par un classifieur.

### 4.3. Noyau discriminant de Fisher

Les plans d'auto-ambiguïtés sont distincts pour chaque signal de courant (sain et avec défaut). Nous voulons déterminer les coordonnées des  $N$  points extraits du plan d'ambiguïté  $N \times N$ , telles que les valeurs en ces endroits soient très semblables pour des signaux de la même classe, alors qu'elles changent de manière significative pour des signaux de différentes classes.

La conception du noyau est basée sur la fonction discriminante de Fisher pour obtenir les coordonnées de  $N$  points extraits du plan d'ambiguïté. Ici, le noyau est conçu par les signaux d'apprentissage de chaque classe.

La fonction de Fisher est maximisée quand la séparation entre les moyennes des classes est grande et la variance interclasse est faible.

La fonction de Fisher est conçue pour un ensemble d'apprentissage dans un plan de dimension  $N \times N$ .

Nous transformons la fonction de Fisher en matrice binaire (le noyau) en remplaçant les points les plus élevés par 1 et les autres points par 0. L'opération de transformation est automatique. Elle est établie par le choix de  $N$  premiers points de plus fort contraste de la matrice de Fisher. Ces positions de points seront maintenus par '1', le reste seront annulés '0'.

#### 4.4. Extraction des motifs

Des motifs peuvent être extraits, directement, à partir de  $A[\eta, \tau] \varphi_i[\eta, \tau]$ . Le noyau  $\varphi_i[\eta, \tau]$  a les mêmes dimensions que le plan d'ambiguïté. Dans cette application, le noyau  $\varphi_i[\eta, \tau]$  est défini comme une matrice binaire où chaque élément est soit 1 ou 0 :

$$A[\eta, \tau] \varphi_i[\eta, \tau] = \begin{cases} A[\eta, \tau], & \text{si } \varphi_i[\eta, \tau] = 1 \\ 0, & \text{si } \varphi_i[\eta, \tau] = 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

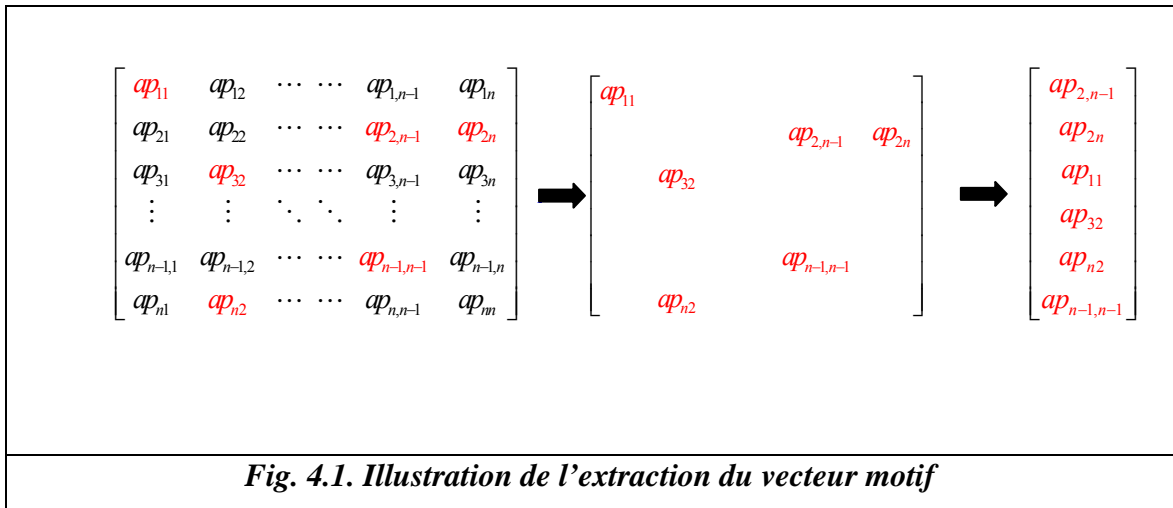
Les points de motif sont les points du plan d'ambiguïté de position  $(\eta, \tau)$  quand  $\varphi_i[\eta, \tau] = 1$ . Par conséquent, le processus d'extraction de motifs doit choisir les points  $A[\eta, \tau]$  qui sont optimaux pour la tâche de la classification dans le plan d'ambiguïté [Wan 04].

En multipliant la forme binaire de la fonction de Fisher avec le plan d'ambiguïté d'un certain signal, nous trouverons  $N$  points de motif pour ce signal qui sont présentés par un ordre décroissant dans un vecteur motif (Fig.4.1).

On peut interpréter la sélection de points dans le plan Doppler-retard comme le masquage de la fonction d'ambiguïté d'un signal par une fonction binaire adaptée, laquelle peut être vue comme un noyau  $\phi$  optimal. Cette méthode est peu coûteuse en termes de temps de calcul, puisqu'elle réduit l'espace de représentation au quart supérieur du fait de symétrie par rapport à l'origine.

#### 4.5. Application de la RTF optimisée pour la classification des défauts

Soit un ensemble de signaux représentant les courants statoriques dans le cas sain, dans le cas d'un déséquilibre rotorique, d'un déséquilibre statorique et enfin d'un défaut de roulement. Un nombre total de  $N - 1$  noyaux doit être conçu pour  $N$  classes.



Dans notre cas, nous avons 4 classes:

- Classe moteur sain,
- Classe défaut rotor,
- Classe défaut stator
- Classe défaut de roulement.

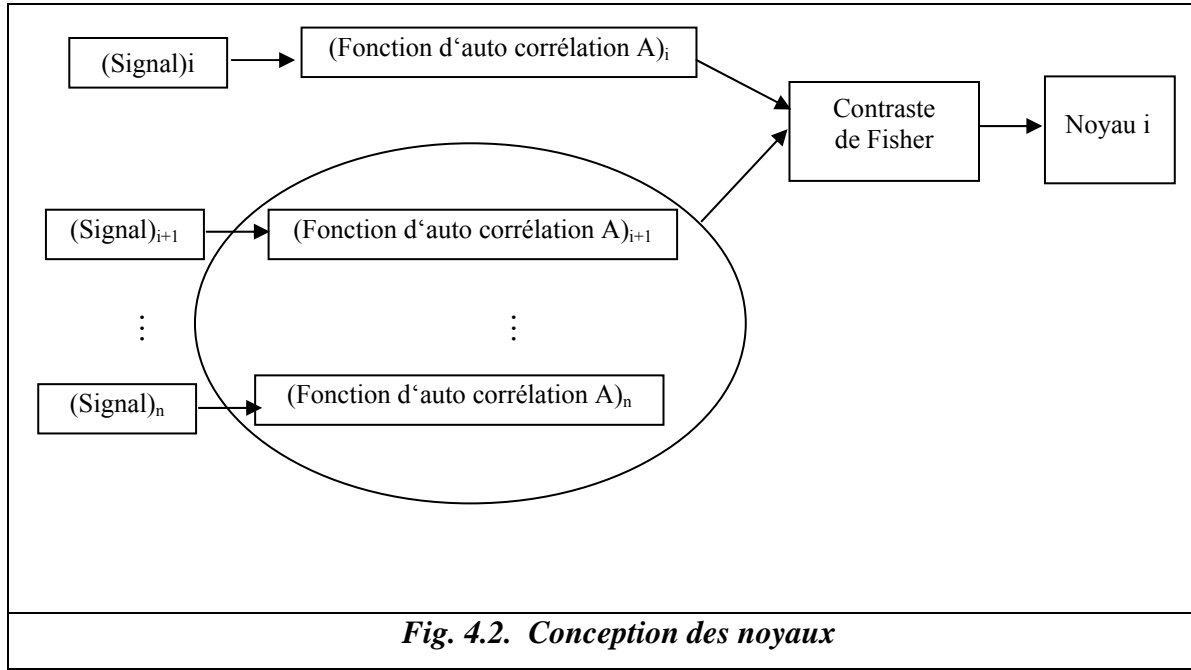
Ces classes sont conçues pour un régime de fonctionnement du moteur à vide et en charge. La discrimination entre classes par le critère de Fisher est élucidée par la figure 4.2. L'objectif est de concevoir des noyaux qui permettent de maximiser l'écart entre classes et de minimiser la variance intra classe par le biais du contraste de Fisher  $J_F(s)$  :

$$J_F(s) = \frac{(m_1 - m_2)^2}{V_1^2 + V_2^2} \quad (4.7)$$

$m$  représente la moyenne des classes 1 et 2, et  $V^2$  représente la variance des classes 1 et 2.

Supposons qu'il y ait  $n$  classes et un total de  $N_i$  exemples d'apprentissage pour la classe  $i$ . La notation  $A_{ij}[\eta, \tau]$  représente le plan d'ambiguïté du  $j^{eme}$  exemple d'apprentissage dans la  $i^{eme}$  classe.

La discrimination entre différentes classes est faite par la séparation de la classe  $i$  à toutes les classes restantes  $\{i+1, \dots, N\}$ . Dans le cas de la figure 4.2, le noyau défaut stator est conçu pour discriminer la classe du défaut stator du reste des classes  $\{\text{défaut rotor, défaut roulement et moteur sain}\}$ .



Le noyau défaut rotor est conçu pour discriminer la classe défaut rotor du reste des classes {*défaut roulement et moteur sain*}. Le noyau défaut roulement est conçu pour discriminer la classe défaut roulement de la classe {*moteur sain*}. L'avantage de la méthode réside dans la séparation optimale entre les différentes classes.

Le contraste de Fisher s'exprime, alors, par [Leb 06]:

$$J_i(\eta, \tau) = \frac{(m_i[\eta, \tau] - m_{i-res \tan t}[\eta, \tau])^2}{V_i^2[\eta, \tau] + V_{i-res \tan t}^2[\eta, \tau]} \quad (4.8)$$

Où  $m_i[\eta, \tau]$  et  $m_{i-res \tan t}[\eta, \tau]$  représentent les moyennes de la classe  $i$  et le reste des classes dans le plan Doppler- retard  $(\eta, \tau)$  :

$$m_i[\eta, \tau] = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} A_{ij}[\eta, \tau] \quad (4.9)$$

$$m_{i-res \tan t}[\eta, \tau] = \frac{\sum_{k=i+1}^4 \sum_{j=1}^{N_k} A_{kj}[\eta, \tau]}{\sum_{k=i+1}^4 N_k} \quad (4.10)$$

$V_i^2[\eta, \tau]$  et  $V_{i-res \tan t}^2[\eta, \tau]$  représentent 2 variances dans le plan Doppler- retard  $(\eta, \tau)$

$$V_i^2[\eta, \tau] = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (A_{ij}[\eta, \tau] - m_i[\eta, \tau])^2 \quad (4.11)$$

$$V_{i-\text{res tan } t}^2[\eta, \tau] = \frac{\sum_{k=i+1}^4 \sum_{j=1}^{N_k} (A_{kj}[\eta, \tau] - m_{i-\text{res tan } t}[\eta, \tau])^2}{\sum_{k=i+1}^4 N_k} \quad (4.12)$$

## 4.6. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones formels sont des structures simulés par des algorithmes exécutés sur les ordinateurs d'usage général, parfois sur des machines ou même des circuits spécialisés, qui prennent leurs inspirations à partir du fonctionnement élémentaire des systèmes nerveux. Ils sont utilisés, essentiellement, pour résoudre des problèmes de classification, de modélisation, d'association, d'extraction de caractéristique, et d'identification, ... etc.

Le réseau de neurones artificiel est un réseau de plusieurs processeurs très simples ("Unités" ou "neurones"). Chacun peut avoir une petite quantité de mémoire locale. Les unités sont reliées par des canaux à communication unidirectionnelle ("Connexions"), qui portent des données numériques (par opposition au symbolique). Les unités fonctionnent uniquement sur leurs données locales et sur les entrées qu'ils reçoivent via les connexions. Un réseau de neurones est un dispositif de traitement, soit un algorithme, ou du matériel réel, dont la conception a été inspiré par le fonctionnement biologique du cerveau humain.

### 4.6.1. Fonction d'activation

La fonction de transfert est, en général, une fonction non linéaire monotone croissante. Par ailleurs, les fonctions de transfert sont de qualités diverses : Elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires. Le tableau 4.1 donne les modèles de fonctions d'activation utilisées.

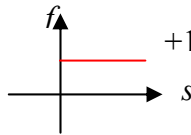
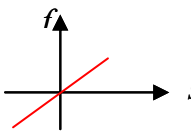
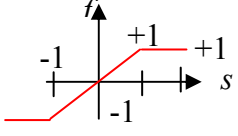
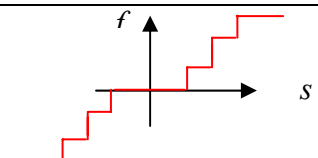
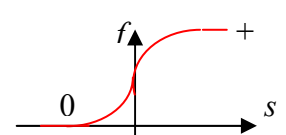
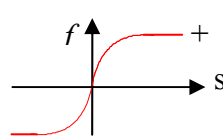
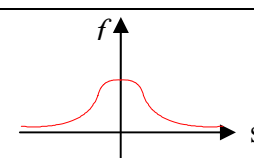
### 4.6.2. Topologie des réseaux de neurones

On peut classer les réseaux de neurones en 2 grandes catégories, selon la dépendance de leur évolution en fonction explicite du temps.

### 1. Réseaux statiques ou réseaux à couches (Feed forward)

Dans ce cas, le temps n'est pas un paramètre significatif. En d'autres termes, la modification d'entrée n'entraîne que la modification stable de la sortie, mais elle n'entraîne pas le retour de l'information de cette entrée.

Les réseaux statiques (FFNN) sont des réseaux à couches, constitués d'une couche d'entrée, une couche de sortie et entre les 2 au moins une couche composée de nombreux éléments de traitements non linéaires, appelée couches cachées.

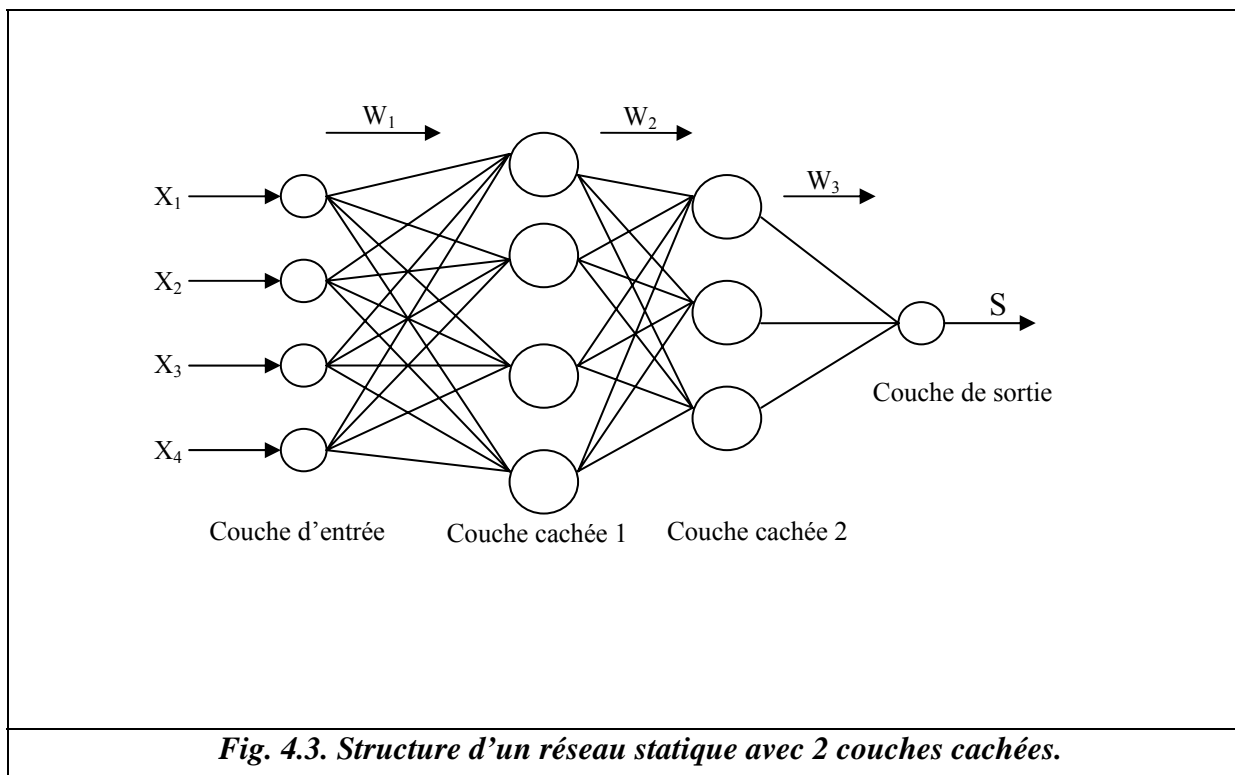
Tab. 4.1. Modèles de fonctions d'activation		
Désignation	Expression	Graphe
Fonction de Heaviside	$\begin{cases} S \geq 0 & f = 1 \\ S \leq 0 & f = 0 \end{cases}$	
Fonction linéaire sans saturation	$f(s) = as$	
Fonction linéaire avec seuil	$\begin{cases} -1 \leq S \leq 1 & f = as \\ S \leq -1 & f = -1 \\ S \geq 1 & f = 1 \end{cases}$	
Fonction à seuils multiples	/	
Fonction sigmoïde (1)	$f_1(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	
Fonction sigmoïde (2)	$f_2(s) = \frac{1 - e^{-s}}{1 + e^{-s}}$	
Fonction stochastique	$f(s) = \exp(-s^2)$	

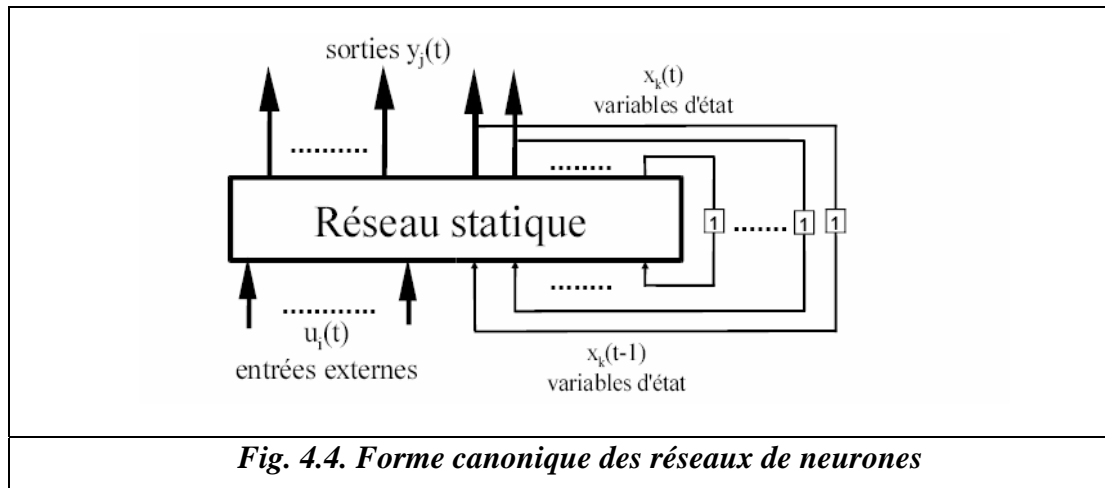
Les signaux des entrées se propagent de la première couche à la couche de sortie en passant par les couches cachées. Il n'y a pas de communications entre les unités de la même couche, d'où le nom de Feedforward. Les liens dirigés connectant les neurones sont appelés les interconnexions.

On distingue des réseaux à 2 couches tel que le perceptron et l'ADALINE (adaptive linear neurone) qui sont caractérisés par :

- La simplicité de réglage d'apprentissage.
- La facilité de détermination de l'influence d'un neurone d'entrée sur l'erreur d'un neurone de sortie d'en déduire les modifications à apporter au lien qui les relie.
- La limitation au calcul de fonction très simple.

Ces réseaux ne pouvant résoudre que des problèmes simples de classification. Pour des problèmes complexes, une solution consiste à organiser le réseau en plusieurs couches (Fig. 4.3).





## 2. Réseaux dynamiques (récurrents)

Comme leurs noms l'indiquent, contiennent des rebouclages partiels ou totaux entre les neurones. Ils représentent ainsi une évolution dépendante du temps.

Il faut bien distinguer la dépendance théorique, pour laquelle l'état du réseau à un certain instant dépend de son état à l'instant ou aux instants précédents, du temps nécessaire à obtenir une réponse, dans le cas d'une réalisation matérielle ou d'une simulation sur ordinateur.

La théorie de ces réseaux fut publiée par Hopfield dans les années 1980 et sont souvent appelées « **Hopfield nets** ». Ils sont, principalement, utilisés pour l'implémentation des mémoires associatives « BAM : Bidirectional associative memory ».

Le perceptron multicouche ordinaire ou la carte auto organisatrice sont des réseaux statiques. Par contre, le réseau du Hopfield ou le perceptron avec rebouclage sont des réseaux dynamiques.

Les critères motivant le choix d'un type de réseaux sont la simplicité de mise en œuvre et l'efficacité des algorithmes d'adaptation appelés à répondre aux performances désirées du système, quelle que soit sa complexité.

### 4.6.3. Apprentissage des réseaux de neurones

La phase d'apprentissage consiste à modifier les poids jusqu'à obtention d'une stabilisation du réseau. C'est-à-dire, jusqu'à ce que le poids ne se modifie que d'une façon minimale. L'apprentissage mathématique, basé sur ce concept, sert à minimiser une fonction de coûts formulée autour de l'erreur de sortie. Alors l'adaptation commence par les neurones

de la couche de sortie, forcés de la bonne valeur. Puis, on fait varier légèrement les poids des neurones des couches précédentes.

Il y a autant d'algorithmes d'apprentissage que de types de réseau. Mais, la question qui se pose est : Qu'on est-il absolument, de la stabilité du réseau ? C'est une question très classique qui revient à assurer la convergence des algorithmes d'apprentissage utilisés.

Les procédures d'apprentissage peuvent se subdiviser, elles-aussi, en 2 grandes catégories.

### ***1. Apprentissage supervisé***

Dans ce cas, la connaissance à priori de la sortie désirée est nécessaire. On présente au réseau le vecteur d'entrée puis on calcule sa sortie. Cette dernière sera comparée avec la sortie désirée. Ensuite, les poids sont ajustés de façon à réduire l'écart entre elles. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait.

L'apprentissage supervisé détermine les poids synoptiques à partir d'exemples étiquetés de formes auquel un expert a associé des réponses ou des cibles désirées également étiquetées et grâce à une stratégie spécifique. Après la phase d'apprentissage et la convergence des calculs, il n'est plus nécessaire, en général, de mémoriser le jeu d'apprentissage. Ces algorithmes sont, particulièrement, dédiés aux problèmes de classification des données bruitées ou incomplètes.

### ***2. Apprentissage non supervisé***

Il nécessite pas un superviseur externe et se base uniquement sur les valeurs d'entrée sans fournir de réponse désirée. Le réseau s'auto organise de façon à optimiser une fonction de coûts.

L'apprentissage non supervisé copie le fonctionnement du cerveau humain qui retrouve les informations par association. On présente à l'entrée du réseau des exemples connus et le réseau s'organise lui-même autour d'attracteurs qui correspondent à des configurations stables du modèle dynamique non linéaire associé au réseau. L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent le poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée et dans certains cas en fonction des sorties désirées.

## **4.7. Application au diagnostic de la machine asynchrone**

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte, on

distingue plusieurs applications de réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des défauts des machines électriques.

Les réseaux de neurones conçus possèdent 3 couches. Diverses tentatives de classification ont été menées pour la détermination des structures optimisées des réseaux de neurones. L'architecture du réseau utilisée pour la discrimination du défaut statorique est constituée de :

- 15 neurones dans la couche d'entrée.
- 6 neurones dans la couche cachée.
- Un seul neurone dans la couche de sortie.

Dans le cas du défaut rotorique, nous avons opté pour :

- 15 neurones dans la couche d'entrée.
- 7 neurones dans la couche cachée.
- Un neurone dans la couche de sortie.

Le dernier classifieur est un réseau de neurones à propagation directe (FFNN) constitué de :

- 15 neurones dans la première couche.
- 5 neurones dans la couche cachée
- Un seul neurone dans la couche de sortie.

Les fonctions de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent: la fonction de transfert tangente sigmoïde hyperbolique comme fonction de transfert pour la couche cachée, la fonction de transfert linéaire comme fonction de transfert pour la couche de sortie, l'algorithme de rétropropagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement (d'apprentissage) du réseau, l'algorithme de la descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. Les vecteurs d'entrées des réseaux utilisés sont normalisés et la sortie de l'ANN est faite de décision binaire.

#### **4.7. 1. Acquisition des données expérimentales**

Les données du banc d'essai utilisées dans cette thèse sont celles du laboratoire "Ampère " site université Claude Bernard, Lyon1, France (Données fournies par [\[Leb 06\]](#)).

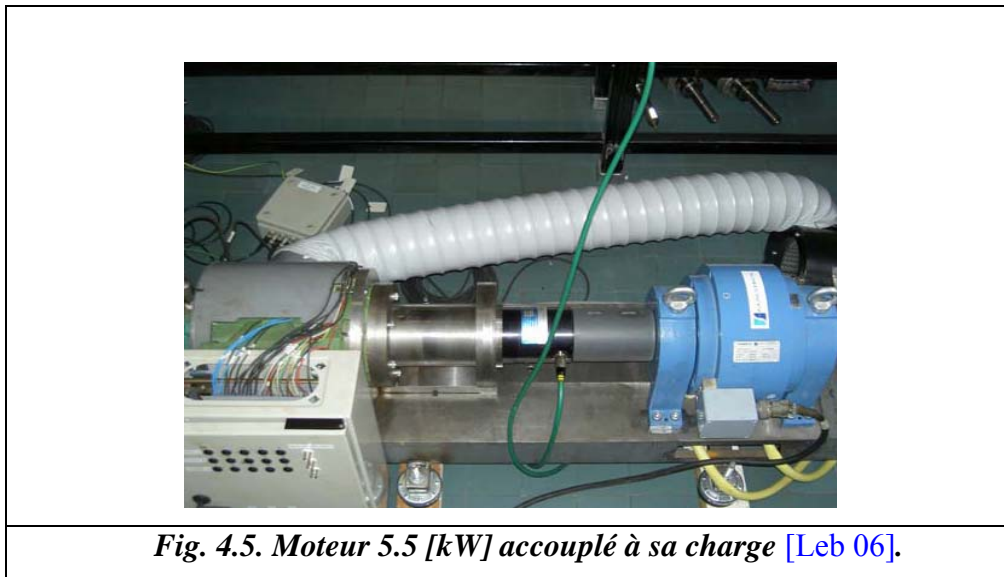
Le banc est composé d'un moteur asynchrone triphasé à cage d'écurieil Leroy Somer LS132S, IP 55, Classe F, T°C Normalisée = 40°C, Régime Nominal S1. Ce moteur est caractérisé par :

- La tension nominale entre phases : 400 [V].
- La fréquence d'alimentation : 50 [Hz].

- La vitesse nominale : 1440 [tr/min].
- La puissance utile nominale : 5.5 [kW].
- Le facteur de puissance :  $\cos \varphi = 0.84$ .
- Le courant nominal : 11.4 [A].
- Le nombre de paires de pôles :  $p = 2$ .
- La résistance stator par phase : 1.315 [ $\Omega$ ].
- Le nombre d'encoches au rotor  $N_r = 28$ ,
- Le nombre d'encoches au stator  $N_s = 48$ .

Les enroulements du stator sont couplés en étoile. Le moteur est chargé par un frein à poudre. Son couple maximal (100 [Nm]) est atteint à la vitesse nominale. Ce frein est dimensionné pour dissiper une puissance maximale de 5 [kW]. La figure suivante présente le banc moteur.

Toutes les acquisitions seront réalisées en régime permanent sur une durée de 5 [s]. Avec une fréquence d'échantillonnage de 20 [kHz], on obtient 100.000 points pour chacun des signaux mesurés.



L'ensemble d'acquisition de données est composé de 15 signaux de courants statoriques enregistrés sur les différents niveaux de charge (0%, 25%, 50%, 75% et 100%). Différentes conditions de fonctionnement de la machine ont été considérées, à savoir :

- La machine saine.
- Défaut stator.
- Défaut rotor.
- Défaut roulement.

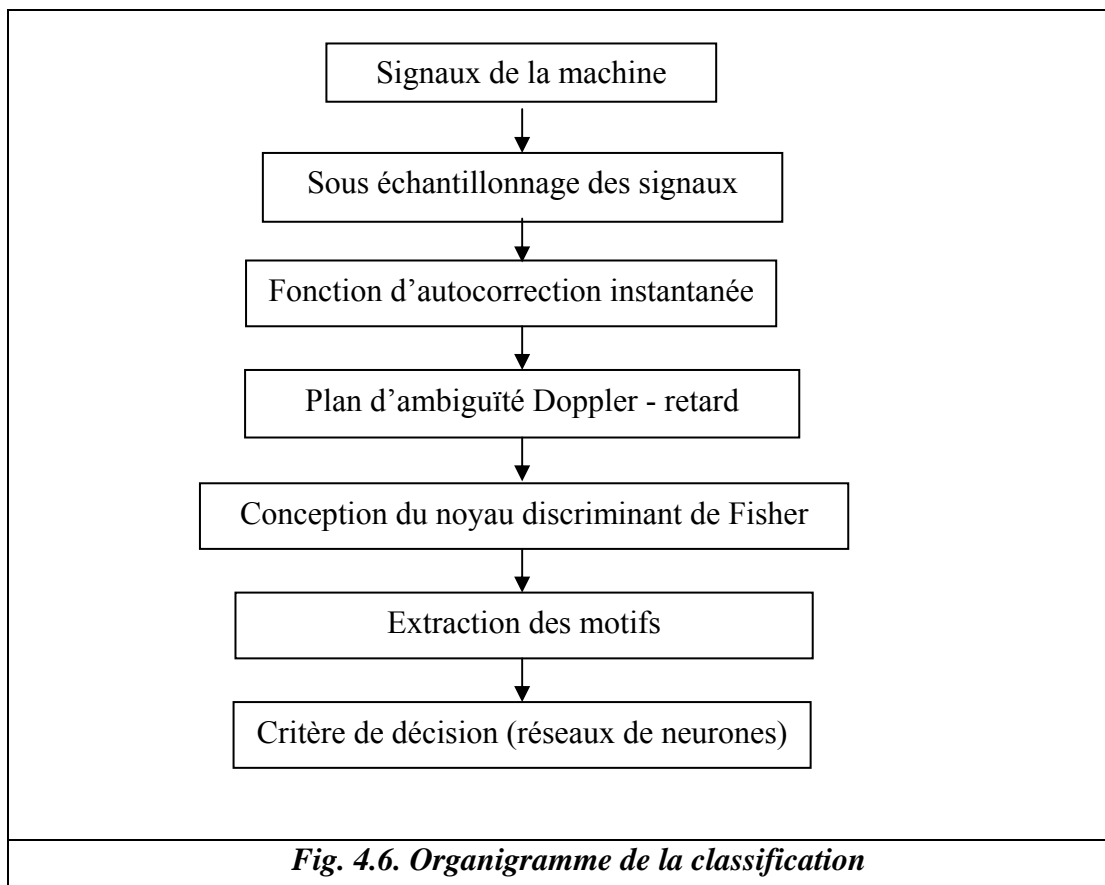
L'ensemble d'apprentissage est effectué sur les 10 premiers signaux d'actualité. Les 5 derniers sont utilisés pour tester la classification.

#### 4.7.2. Simulation et résultats de classification

Le traitement des signaux est réalisé selon l'organigramme de la figure 4.6. La dimension de la matrice d'autocorrection instantanée est de  $N^2 = 10^{10}$ . Ceci représente un volume de calcul très volumineux. Afin de réduire la dimension du signal, il est nécessaire de réduire le nombre d'échantillons du signal, tout en préservant les signatures fréquentielles caractéristiques. Chaque signal est sous-échantillonné avec un taux de 50. Seule la gamme des fréquences utiles a été préservée. Par le sous-échantillonnage, la dimension du signal a été considérablement réduite.

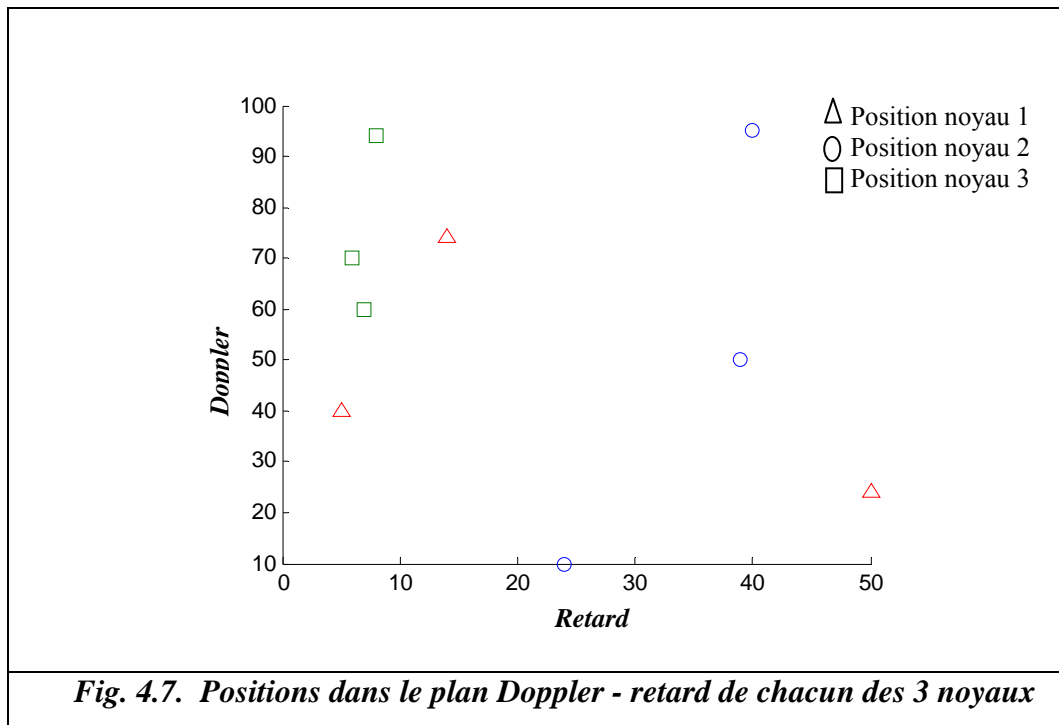
La dimension du plan de l'ambiguïté est alors de  $(200 \times 200 = 40000)$  points. En tenant compte de la symétrie par rapport à l'origine, on ne retient que le quart de ce plan, ce qui correspond à  $N = 10000$ . Nous avons conçu 3 noyaux, à savoir:

- Noyau défaut stator.
- Noyau défaut rotor.
- Noyau défaut roulements.

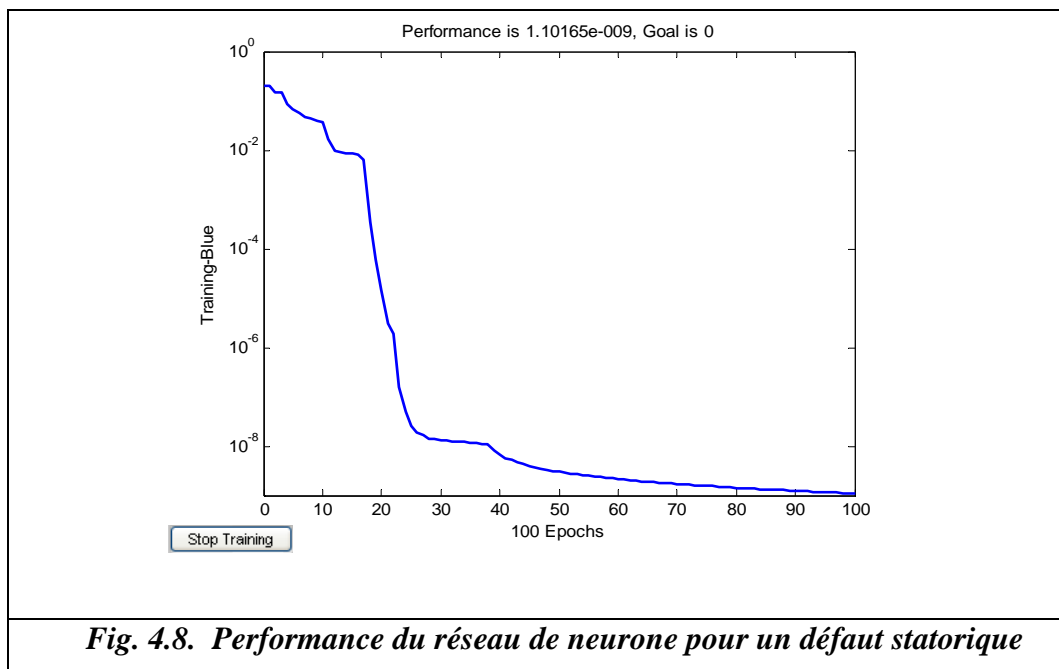


Les positions des points de Fisher sont représentées dans le meme plan Doppler - retard des 3 noyaux calculés précédemment Fig. 4.7. Nous présentons 3 points par noyau de fort contraste. Ces emplacements sont rangés dans des vecteurs de forme ( $FV_1, \dots, FV_N$ ).

L'apprentissage du réseau est effectué par utilisation de 20 vecteurs de courant statorique dont 10 vecteurs correspondent à une charge de 0% et 10 vecteurs à une charge de 100%.



**Fig. 4.7. Positions dans le plan Doppler - retard de chacun des 3 noyaux**

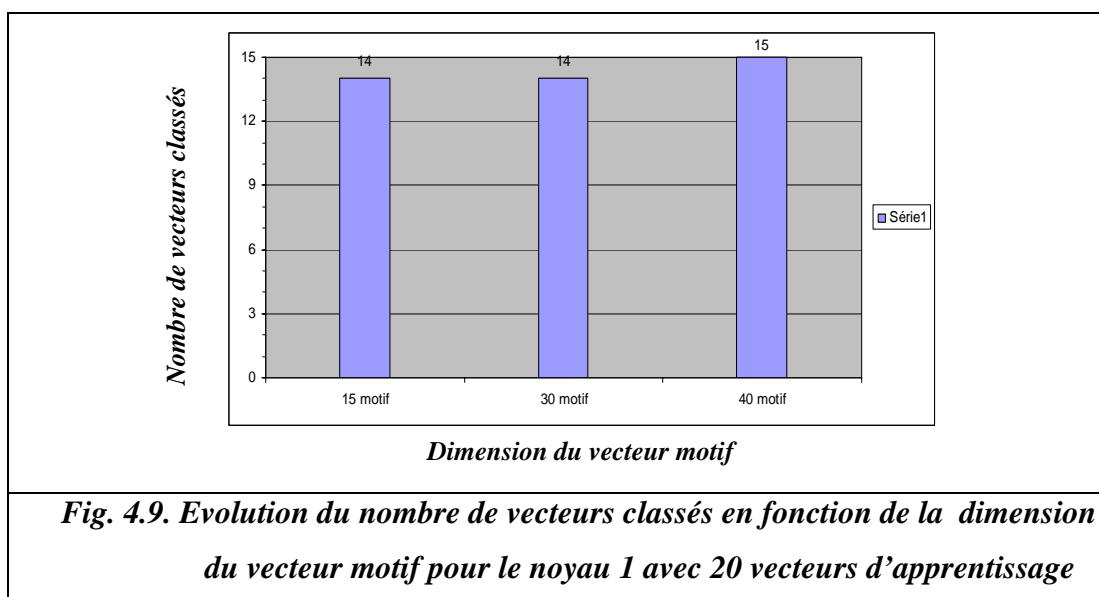


**Fig. 4.8. Performance du réseau de neurone pour un défaut statorique**

Nous avons testé le réseau de neurones conçu par un ensemble de signaux de courants de charge qui varie de 25%, 50% et 75% de la charge nominale. La figure 4.8 est un exemple de convergence de l'erreur quadratique moyenne pour un défaut statorique étalé sur 100 itérations. Les résultats de classification pour les 3 classificateurs sont présentés dans le tableau 4.2.

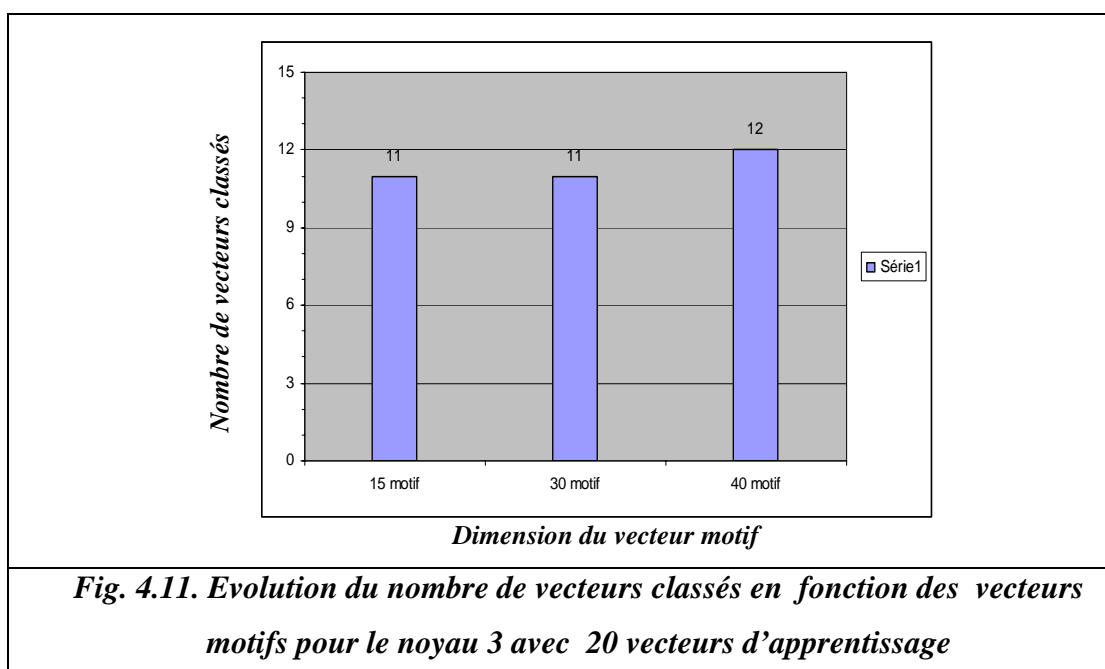
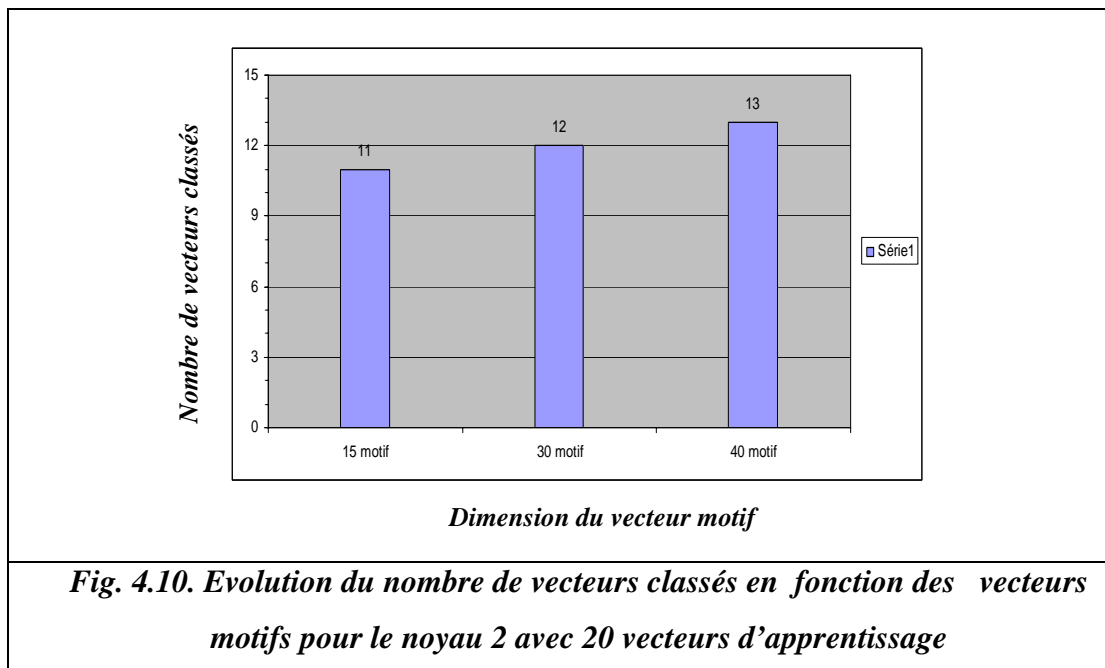
Tab. 4.2 .Erreur de classification par rapport aux nombres de vecteurs tests des 3 noyaux						
	Dimension du vecteur motif / nombre de vecteurs d'apprentissage					
	15/20	30/20	40/20	15/35	30/35	40/35
	Erreur de classification / nombre total des vecteurs tests					
kernel1 (noyau1)	1/15	1/15	0/15	0/15	0/15	0/15
kernel2 (noyau2)	4/15	3/15	1/15	2/15	1/15	1/15
kernel3 (noyau 3)	4/15	4/15	3/15	3/15	3/15	2/15

L'erreur de classification est acceptable. Elle est, principalement due à la taille limitée de l'ensemble d'apprentissage. Ces résultats confirment que l'approche proposée est capable de détecter et de diagnostiquer les défauts, indépendamment, du niveau de charge et du type de défauts. Afin d'améliorer l'erreur d'apprentissage, nous avons testé notre réseau avec un ensemble de 15 vecteurs (Fig. 4.9 - 4.14).

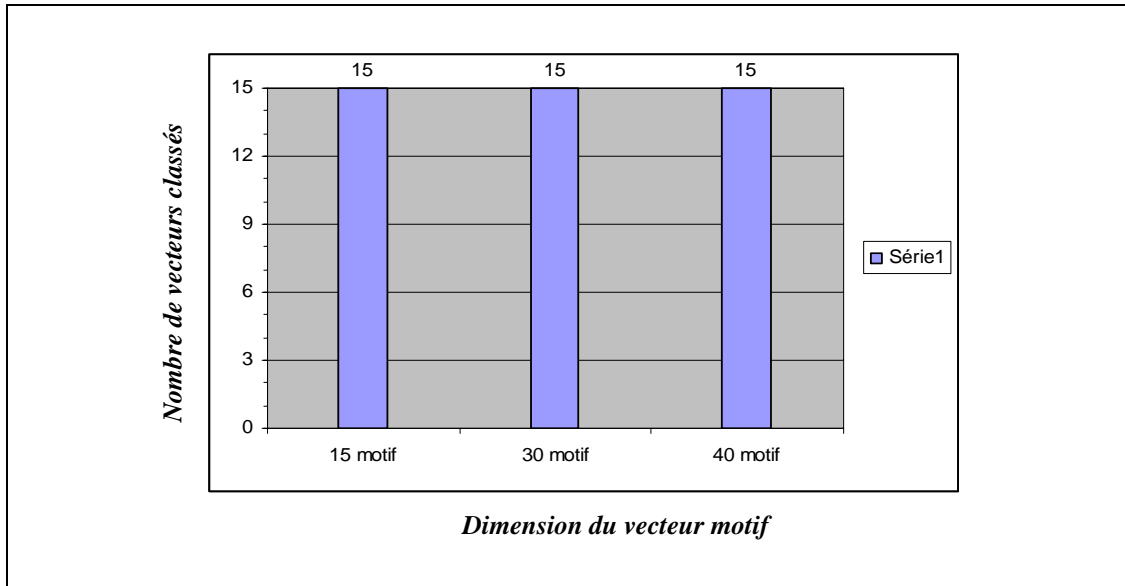


La figure 4.9 montre que pour les vecteurs motifs de dimensions 15 et 30, 14 sur 15 vecteurs tests ont été classés par le noyau 1 (discrimination de la classe du défaut statorique)

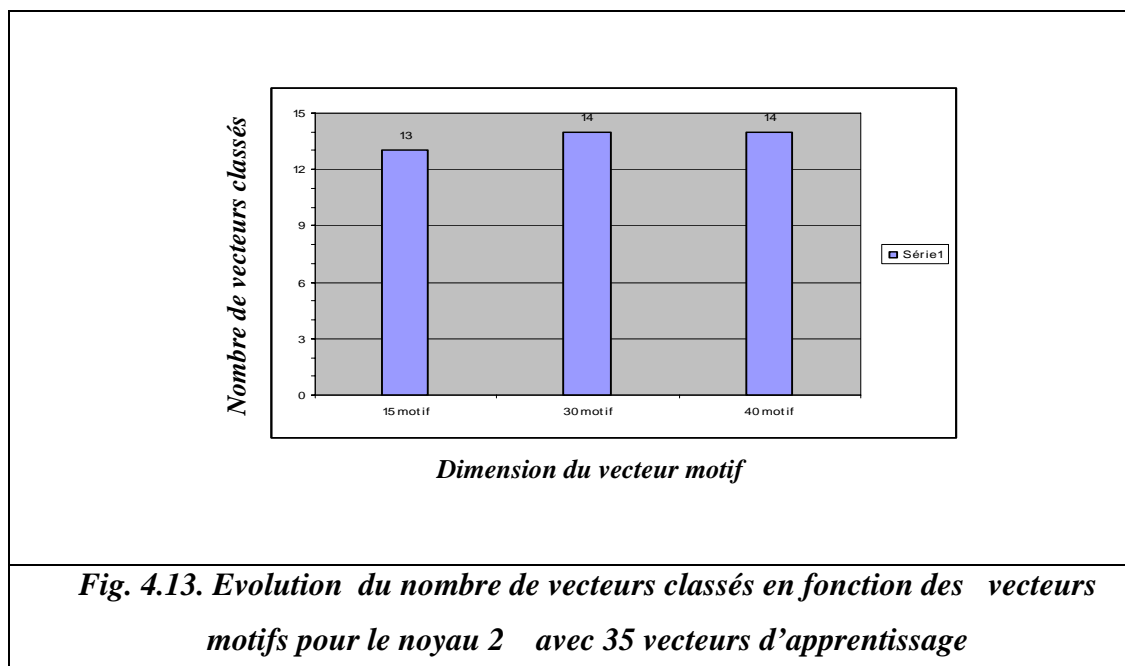
et pour le vecteur motif de dimension 40, la totalité des 15 vecteurs tests ont été classés. Cependant, le noyau 2 représentant la discrimination du défaut rotorique au reste des classes (défaut de roulement et sain) montre le classement de 11 sur 15 vecteurs tests pour le vecteur motif de dimension 15, 12 sur 15 pour le vecteur motif de dimension 30 et 13 sur 15 pour le vecteur motif de dimension 40 (Fig. 4.10). Le noyau 3 représentant la discrimination de la classe du défaut roulement par rapport à la classe du régime sain permet la classification de 11 sur 15 vecteurs tests pour le vecteur motif de dimension 15 et 30, respectivement, 12 sur 15 vecteurs tests pour le vecteur motif de dimension 40 (Fig. 4.11).



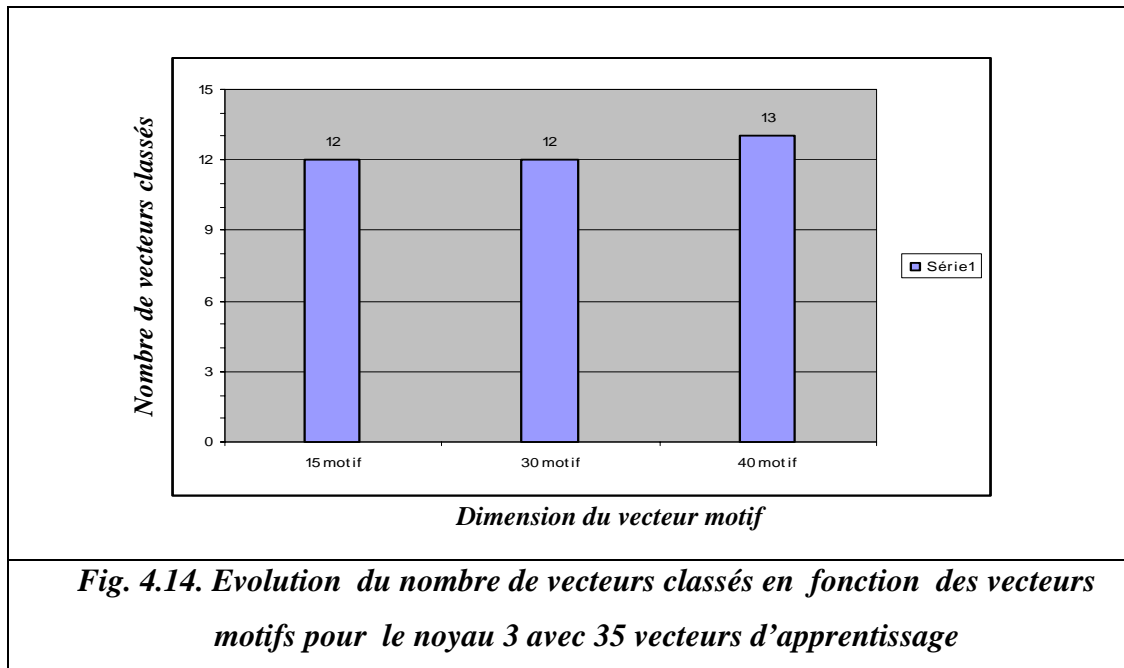
Afin de minimiser l'erreur de classification, nous avons utilisé d'autres ensembles de vecteurs d'apprentissage constitués de 35 vecteurs (10 vecteurs de courants statoriques à 0% de charge, 5 vecteurs pour 25%, 5 vecteurs pour 50%, 5 pour 75% et 10 vecteurs pour 100% de charge). Les résultats obtenus montrent une nette amélioration dans le processus de classification indiqué par les figures 4.12- 4.14.



**Fig. 4.12. Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour le noyau 1 avec 35 vecteurs d'apprentissage**



**Fig. 4.13. Evolution du nombre de vecteurs classés en fonction des vecteurs motifs pour le noyau 2 avec 35 vecteurs d'apprentissage**



## 4.8. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de classification de défauts de la machine asynchrone basée sur la RTF et les réseaux de neurones. L'extraction des vecteurs formes est réalisée dans le plan ambiguïté Doppler-retard où chaque type de défaut a été caractérisé par un noyau spécifique optimisé. L'affectation des signaux a été réalisée par les réseaux de neurones. Le faible taux d'erreur de classification obtenu, montre son intérêt pour la classification. Les résultats obtenus sur des données expérimentales confirment que la méthode de classification proposée est capable de détecter et de diagnostiquer les défauts avec précision, indépendamment, du niveau de charge et du type de défauts.

## **CHAPITRE V**

### **CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES**

### 5.1. Conclusions

Ce travail a porté sur les techniques de surveillance et de diagnostic, sans modèle, des défauts de la machine asynchrone.

Après avoir dressé un état de l'art sur les défauts, causes, effets et statistiques, nous avons scindé les différentes méthodes de diagnostic de ces défauts en 2 approches : Signal et système.

Concernant l'approche signal, la détection des défauts en ligne à partir du courant statorique présente un avantage pratique très intéressant. Plusieurs techniques ont été abordées pour répondre aux contraintes de fiabilité du diagnostic et de rapidité du traitement.

Nous avons, dans un premier temps, présenté les techniques de la phase du spectre. Celle-ci permet de mettre en évidence les composantes de défauts à basses fréquences, quoiqu'elle souffre d'incertitude dans le cas où le signal est pollué d'harmoniques. Cet handicap peut se résoudre par le spectre analytique qui présente, en plus, les mêmes avantages que le spectre de phase.

La fréquence instantanée a l'avantage de surpasser le problème de niveau de charge qui d'ordinaire influe sur l'amplitude des signaux. La fréquence instantanée présente l'inconvénient de la superposition de toutes les fréquences que constitue le signal du courant statorique. Ceci ne facilite pas la lisibilité et l'interprétation des résultats. La puissance instantanée fait apparaître des composants de défauts plus claires que celles du spectre du courant statorique, donc plus faciles à la détection. Par conséquent, elle permet une nette amélioration du diagnostic de défaut. Le seul inconvénient est la chaîne d'acquisition qui nécessite la mesure à la fois du courant et de la tension composée. La technique de la démodulation analogique ou numérique, au-delà de son aspect pratique et économique, particulièrement moins coûteuse et moins encombrante, est plus intéressante par rapport aux autres techniques.

L'approche signal quoiqu'intéressante, nécessite le concours de l'expert pour la prise de décision. Afin de prendre en charge la prise de décision, nous avons proposé une approche

système. Elle consiste en une classification automatique des défauts. Elle a été réalisée à partir de la représentation temps-fréquence dite "dépendante de la classe du signal".

Nous avons montré que les RTF classiques ont des noyaux paramétriques et à priori prédéfinis donc inappropriés à la classification, d'où l'orientation vers le plan d'ambiguïté Doppler-retard où toutes les RTF peuvent être dérivées par un choix approprié d'un noyau. L'extraction des vecteurs formes est réalisée dans le plan ambiguïté Doppler-retard où chaque type de défauts a été caractérisé par un noyau spécifique optimisé. L'affectation des signaux a été réalisée par les réseaux de neurones. Le faible taux d'erreur de classification obtenu, montre son intérêt pour la classification. Les résultats obtenus sur des données expérimentales confirment que la méthode de classification proposée est capable de détecter et de diagnostiquer les défauts avec précision, indépendamment du niveau de charge et du type de défauts.

## 5.2. Perspectives

L'approche système proposée à savoir le temps-fréquence jumelée avec les réseaux de neurones nécessite un apprentissage supervisé. L'approche sera encore plus intéressante si on opte pour un apprentissage non supervisé capable d'être appliqué à n'importe quel type de machine. Dans cette optique s'orientent les perspectives de ce travail de recherche à savoir :

- L'extension du diagnostic à une large gamme de puissance et à différent type de machines que ce soit à courant continu ou à courant alternatif.
- L'utilisation des modèles de Markov cachés pour la phase de l'affectation de nouveaux signaux car ces modèles sont plus appropriés et plus efficaces.
- Utiliser les 2 méthodes (RNA & LF) dans la surveillance ou le diagnostic des processus industriels.
- Hybridation entre ces 2 méthodes même avec l'algorithme génétique (AG) pour le diagnostic et l'optimisation du temps de calcul.

L'adjonction de la fonction pronostic à l'opération de diagnostic car les recherches actuelles dans ce domaine tend à jumeler ces 2 fonctions (diagnostic, pronostic) en même temps.

## **BIBLIOGRAPHIE**

## Bibliographie

- [Ade 02] Abed A, « Contribution à l'étude et au diagnostic de la machine asynchrone », Thèse de Doctorat, Université de Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2002.
- [All 88] "Présentation des avaries. Machines électriques tournantes" Cahier des Préventions. CP2, Allianz, 1988.
- [Bac 02] Bachir S, « Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique », Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, France, 2002.
- [Bag 99] Baghli R, « Contribution au diagnostic à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones, et des algorithmes génétiques », Thèse de Doctorat, Université de Henri Poincaré-Nancy I, France, 1999.
- [Ben 98a] Bentounsi A, Nicolas A, «Transient and steady-state analysis of induction motors with cage faults», IMACS, Multi Conference, CESA'98, April 1-4, pp.3511-3514, Tunisia, 1998.
- [Ben 98b] Bentounsi A, Nicolas A, «On line diagnosis of defaults on squirrel cage motors using FEM, IEEE Transactions on magnetics, Vol. 34(5): 3511-3514, Septembre 1998.
- [Boa 90] Boashash B. and O'Shea P, "A Methodology for detection and classification of some underwater acoustic signals using time-frequency analysis techniques".IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38(11): 2872 - 2883, Novembre 1990.
- [Bon 93] Bonnett A. H. "Cause and analysis of anti-friction bearing failures in A.C induction motors" IEEE Transactions on Industry Application, pp 14 - 23, Sept/Oct 1993.
- [Bon 92] Bonnett A. H. and Soukup G. C. "Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors". IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 28(4): 921-937. 1992.
- [Bon 99] Benbouzid M. E. H., Vieira M, and Theys C, "Induction motor's faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques" IEEE Transaction on Power Electronics, Vol. 14(1): 14 – 22. 1999
- [Bou 96] Bourbao E, "Adapter votre analyse temps – fréquence à chaque signal " Mesures n° 685, pp. 79, Mai 1996.
- [Cal 99] Calis H. and Unsworth P. J., "Fault diagnosis in induction motors by current signal analysis" IEEE SDEMPED 1999, Symposium on diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, pp.237-241, Gijon, Espagne, 1999.

- [Cap 92] Capdessus B., « Aide au diagnostic des machines tournantes par traitement du signal ».Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1992.
- [Cas 03a] Casimir R «Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes», Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2003.
- [Cas 03b] Casimir R., Boutleux E., Clerc G., and Chappuis F., «Broken bars detection in an induction motor by pattern recognition», power tech conference, june23-26, Bologna, Italy, 2003.
- [Cla 80] Claasen T. A. C., Mecklenbräuker W. F. G., “The Wigner distribution: A tool for time-frequency signal analysis Part III: Relations with other time-frequency signal transformations,” Philips J. Res., Vol. 35 (6), pp. 372–389, 1980.
- [Coh 95] Cohen L,” Time-Frequency Analysis”. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1995, USA.
- [Cor 77] Cornell E.P., Lipo T. A., « Modeling and design of controlled current induction motor drive systems», IEEE Transactions on Industry applications, Vol. Ia-1 3 (4), pp 321-330, 1977.
- [Cru 00] Cruz S. M., Cardoso A. J., "Rotor cage fault diagnosis in three phase induction motors by extended Park's vector approach" Electrical Machines and Power Systems, Vol. 28(4), pp. 289-299, France,2000.
- [Cru 99] Cruz S. M. A., Cardoso A. J. M., “Rotor cage fault diagnosis in three-phase induction motors by total instantaneous power spectral analysis”, IAS Annual Meeting Conference, Vol. 3 : 1929–1934, 1999.
- [Dav 98] Davy M. and Doncarli C., “Optimal kernels of time-frequency representations for signal classification”, Proc. IEEE-SP Int. Symp. Time-Freq. Time-Scale Anal., pp. 581–584, 1998.
- [Der 00] Derrhi M., « Modélisation de la machine asynchrone par réseaux de perméances : Validation par le diagnostic », Thèse de Doctorat, Université de Picardie Jules Verne, France, 2000.
- [Dev 01] Devanneaux V., Kabbaj H., Dagues B. et Faucher J., "An accurate model of squirrel cage induction machines under static, dynamic or mixed eccentricity" Proc. IEEE SDEMPED 2001 – Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, pp.121-126, Grado, Italie ,1-3 Septembre 2001
- [Dia 05] Diallo D., Benbouzid M. E. H., Hamad D., Pierre X.,” Fault detection and diagnosis in induction machine drive : A pattern recognition approach based on Concordia stator mean current vector”, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 20, (3), pp. 512-519. 2005
- [Did 04] Didier G., « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances » Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2004.

- [Dub 90] Dubuisson B, « Diagnostic et reconnaissance des formes. Traité des nouvelles technologies ». Série Diagnostic et Maintenance, Hermès, Paris, France, 1990.
- [Dud 01] Duda R., Hart P., Stork D., “Pattern classification”, Willey Interscience, Second Edition, USA, 2001.
- [Dud 73] Duda R. O. and Hart P. E., “Pattern classification and scene analysis”, Wiley, New York, USA, 1973.
- [Elk 92] Elkasabgy N. M., Eastham. A. R. and Dawson. G. E., "Detection of broken bars in the cage rotor on an induction machine" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 28 (1), Part 1, pp. 165-171, 1992.
- [Fil 95] Filippetti F., Fanceschini G. and tassoni C., "Neural networks aided on-line diagnostics of induction motor rotor faults" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, (4), pp. 892-899, 1995.
- [Fil 98] Filippetti F., Fanceschini G. and tassoni C., "AI techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple effect" IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 34(1), pp. 98-108, 1998
- [Fil 00] Filippetti F., Fanceschini G. and tassoni C., "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques" IEEE Transactions on industrial electronics, Vol. 47(5), pp. 994-1004, 2000.
- [Fix 51] Fix E, Hodges J L., “Discriminatory analysis. Non-parametric discrimination”, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, TX, 4 Technical Reports 4, 1951.
- [Fla 88] Flandrin P.,”A Time-frequency formulation of optimal detection”. IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.36, (9), pp. 1377 - 1384, Septembre 1988.
- [Fla 93] Flandrin P.,”Temps-Fréquence”. Editions Hermes, Série Traitement du Signal, Paris, France, 1993.
- [Fu 74] Fu K. S., "Syntactic methods in pattern recognition" Academic Press, Inc, New York, USA, 1974.
- [Gen 07] Gentil S., Celse B., Charbonnier S., Cocquempot V., Hamelin F., Leseq S., Maquin D., Montmain J., Ragot J. and Sauter D., "Supervision des procédés complexes", Lavoisier, France, 2007.
- [Gil 99] Gillespie B. W. and Atlas L., “Optimization of time and frequency resolution for radar transmitter identification,” in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 3, pp. 1341–1344, 1999.
- [Gus 92] Gustafson D., Kessel W., “Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix”. IEEE Fuzzy Models for Pattern Recognition, 1992 reprinted from Proc. IEEE CDC 1979.

- [Hay 97] Haykin S. and Bhattacharya T. K., "Modular learning strategy for signal detection in a nonstationary environment", *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 45, pp. 1619–1637, June 1997.
- [Hei 94] Heitz C., "Optimum time-frequency representations for the classification and detection of signals," *Appl. Signal Process*, Vol. 2, (3), pp. 124–143, 1994.
- [Hem 06] Hemsas K.E., "Développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance", Thèse de Doctorat, Encadrée par Prof. Leulmi S., Université Ferhat Abbas, Sétif, Alegria, 2006.
- [Hen 99] Henry D., « Diagnostic et contrôle de cohérence des systèmes multi variables incertains ». Thèse de Doctorat, Université Bordeaux I, France, 1999.
- [Hil 01] Hilairret M., « Application des outils du traitement du signal à la commande des machines tournantes » Thèse de Doctorat, Université de Nantes, France, 2001.
- [Hla 97] Hlawatsch F., Papandreou-Suppappola A. and Boudreaux-Bartels G. F., "The hyperbolic class of quadratic time-frequency representations. Part II : Subclasses, intersection with the affine and power class, regularity and unitarity", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 45(2): 303 - 315, 1997.
- [Hla 99] Hlawatsch F., Papandreou A. and Boudreaux-Bartels G. F., "The Power classes quadratic time-frequency representations with scale covariance and dispersive time-shift covariance. *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 47(11) : 3067 - 3083, 1999.
- [Ibr 09] Ibrahim A., « Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée » Thèse de Doctorat Ecole Doctorale Sciences, Ingénierie, Santé, France, 2009.
- [Jac 97] Jaco A. Ah, « Modélisation des moteurs asynchrones triphasés en régime transitoire avec saturation et harmoniques d'espace. Application au diagnostic », Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard – Lyon 1, France, 1997.
- [Ker 84] Kerszenbaum L. and Landy C. F., "The existence of large interbar currents in the three phase squirrel cage motors with rotor-bar and end-ring faults" *IEEE Transactions on Power Apparatus Systems*, Vol. 103(7), pp.1854-1862, 1984.
- [Leb 06] Lebaroud A., « Modélisation et techniques orientées vers le diagnostic de la machine asynchrone associée à des sources variables », Thèse de Doctorat, Université de Constantine, Alegria, 2006.
- [Lem 95] Lemoine O., « Détection de signaux non stationnaires par représentation temps-fréquence : Une classe générale de détecteurs » 15<sup>ème</sup> Colloque Gretsi – Juan-Les-Pins- du 18-21 septembre 1995.
- [Lip 71] Lipo T. A., « The analysis of induction motors with voltage control by symmetrically triggered thyristors » *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 90, (2), 1971.

- [Lip 75] Lipo T. A., Cornell E. P., « State-variable steady-state analysis of a controlled current induction motor drive» IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.11,(6),1975.
- [Lip 84] Lipo T. A., Consoli A., « Modeling and simulation of induction motors with saturable leakage reactances », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 20(1), pp. 180-189, 1984.
- [Lou 06] Loures R., «Surveillance et diagnostic des phases transitoires des systemes hybrides basés sur l'abstraction des dynamiques continues par réseau de pétri temporel flou» Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, France, 2006.
- [Med 09] Medoued A., Lebaroud A. and Boukadoum A., «On-line monitoring and diagnosis of broken rotor bars in induction motor » Proceeding of the 6<sup>th</sup> International Conference on Electrical and Electronics Engineering ELECO'09, pp. 405-409. Bursa, Turkey, Nov 2009.
- [Med10a] Medoued A. , Lebaroud A. and Boukadoum A., «On-line faults signature tool for induction motor diagnosis” *Journal of Electrical Engineering &Technology*, Vol. 5(1), pp 140-145, Korea, March 2010.
- [Med10b] Medoued A., Lebaroud A. and Boukadoum A., “Monitoring techniques of induction motors faults”, Cancaya 2010, 3th International Conference on Nonlinear Sciences and Complexity, NSC10, 28-31 July 2010, Cankaya, Ankara , Turkey,2010.
- [Met 08] Metatla A., Bahi T., Hadjadj I. and Medoued A., “Failure detection of eccentricity in asynchronous machine”. International Conference of System and Computer, 25-27 November 2008, Cairo. Egypt, 2008.
- [Mok 07] Mokhtari A., «Diagnostic des systèmes hybrides : Développement d'une méthode associant la détection par classification et la simulation dynamique» Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, France, 2007.
- [Naï 00] Naït-Saïd M. S., Benbouzid M. E. H. and Benchaid A., "Detection of broken bars induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation" IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.15, (1), pp. 66-70, Mars 2000.
- [Nej 00] Nejari H. and Benbouzid M. E. H., " Monitoring and diagnosis of induction motors electrical faults using a current Park's vector pattern learning approach ", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36 , (3) , p.730-735. May/June 2000.
- [O'Do85] O'Donnell P., "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations, Part 1", IEEE Transaction on Industry Applications, Vol. 21(4), pp. 853 – 864, July/August 1985.

- [Ond 06] Ondel O., «Diagnostic par reconnaissance des formes : Application a un ensemble convertisseur – machine asynchrone» Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2006.
- [Rai 00] Raison B, "Détection et localisation de défaillances sur un entraînement électrique" Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Septembre, France, 2000.
- [Raz 03] Razik H., « Notes de cours sur le diagnostic de la machine asynchrone », Groupe de Recherches en Electrotechnique et Electronique, Université de Henri Poincaré Nancy, France, 2003.
- [Rit 04] Ritchie E., Deng X. and Jokinen T., " Dynamic model of 3-phase squirrel cage induction motors with rotor faults ", ICEM '94, B6(2), pp. 694-698, France, 2004.
- [Row 83] Rowan T. M. and Lipo T. A., «A Quantitative analysis of induction motor performance improvement by SCR voltage control», IEEE Transactions on industry applications, Vol. 19(4), pp. 545-555, 1983.
- [Sch 95] Schoen R. R., Lin B. K., Habetler T.G., Schlag J.H. and Farag S., " An unsupervised on-line system for induction motor fault detection using stator current monitoring ", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31(6), p. 1280-1286, November-December 1995.
- [Sch 99] Schaeffer E., "Diagnostic des machines asynchrones : Modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection des défauts", Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Nantes, France, 1999.
- [Sob 98] Sobczyk T. J., Izvorski A., "Recognition of rotor eccentricity of induction motor based on the Fourier spectra of phase currents" Proc. ICEM'98, pp. 408 – 413, Vol. 1, 2 - 4 September 1998, Istanbul, Turkey, 1998.
- [Tho 95] Thorsen O. V. and Dalva M., "A survey of fault on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31(5), pp. 1186-1196, September 1995.
- [Tol 91] Toliyat H. A., Lipo T. A. and White J. C., "Analysis of a concentrated winding induction machine for adjustable speed drive application. Part 1: Motor analysis", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 6(4), pp. 679-683, 1991.
- [Tol 94] Toliyat H. A., Lipo T. A., "Analysis of a concentrated winding induction machine for adjustable speed drive applications. Part 2 : Experimental results", IEEE Transaction on Energy Conversion, Vol. 9(4), pp. 695-700, December 1994.
- [Tol 95] Toliyat H. A. and Lipo T. A., "Transient analysis of cage induction machines under stator, rotor bar and end-ring Faults," IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 10(2), pp. 241-247, 1995.

- [Trz 00] Trzynadlowski A. M. and Ritchie E., "Comparative investigation of diagnostic media for induction motors: A case of rotor cage faults". IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 47(5), pp. 1092–1099, October, 2000.
- [Van 01] Van Trees H. L., "Detection, estimation, and modulation theory: Part I". John Wiley & Sons, USA, 2001.
- [Wan 04] Wang M, Rowe G. I. and Mamishev A. V., "Classification of power quality events using optimal time-frequency representations, Part 2: Application," IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 19, pp. 1496–1503, 2004.
- [Wig32] Wigner E. P., "On the quantum correction for thermodynamic equilibrium", Physical Review, Vol. 40, pp. 749 -759, 1932.
- [Zha 90] Zhao Y., Atlas L. E. and Marks R. J., "The use of cone-shaped kernels for generalized time-frequency representations of non-stationary signals", IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38(7), pp. 1084 - 1091, 1990.