

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Année : 2016

Faculté: Sciences de l'ingénierat
Département: Electronique

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de : MASTER

Intitulé

*Détection et Classification de Défauts de Roulements
d'une Machine Asynchrone par Transformée de
Huang-Hilbert et SVM*

Domaine : Sciences et Technologie
Filière : Automatique

Spécialité:
Robotique et Informatique industrielle

Par : DRIDI Wafa

DEVANT Le JURY

Président :	ABBASSI, H.A.	Pr.	UBMA
Directeur de Mémoire:	ARBAOUI, F.	MCA	UBMA
Examineurs :	KERMICHE, S.	MCA	UBMA

Dédicaces

Louange à DIEU. Il n'est point d'autre dieu que lui. Nul

Autre n'est digne d'adoration.

Si je vis c'est pour elle, je L'aime car elle est l'être le plus cher sur la terre

Ma mère

A la mémoire de l'autre être le plus cher sur la terre

Mon père

A mon cher frère, A mes sœurs

A ma nièce Tasnime

A tous mes amis et tous les étudiants de ma promotion.

Remerciements

Avant tout, je remercie DIEU le Tout puissant pour m'avoir donnée le courage, la volonté, la patience et la santé durant toutes ces années d'étude et que grâce à lui ce travail a pu être réalisé.

Je tiens à exprimer mon remerciement et ma gratitude à mon encadreur Monsieur F. Arbaoui pour les efforts fournis, les conseils prodigués, sa patience et sa persévérance dans le suivi.

Mes remerciements vont aussi au département d'Electronique de l'université d'Annaba et à tous les enseignants qui m'ont enseignée durant les années du cursus.

Je remercie également le président ainsi que les membres de jury qui ont bien voulu accepter de juger ce travail.

Enfin je remercie toutes les personnes qui m'ont aidée, de près ou de loin, pour la rédaction de ce travail.

DRIDI Wafa

Résumé

Les méthodes de diagnostic des défauts de la machine tournante, basées sur l'analyse acoustique ou même vibratoires évoluent dans le contexte de l'optimisation économique permettant d'éviter des arrêts de production non programmés par une gestion en temps réel de l'état de la machine. Ainsi, différentes méthodes de détection permettent l'analyse statistique des signaux avec indicateurs scalaires qui met en évidence une variation globale du bruit comme celle qui s'appuie sur la transformée de Huang-Hilbert. Cet étude a pour objet de déterminer comment est-t-il possible de prévoir de manière précoce l'apparition du défaut précédant la panne par décomposition empirique modale d'un signal acoustique puis par transformation de Hilbert des différentes fonctions intrinsèques pertinentes en vue de classification des modes défaillant par la méthode des séparateurs à vaste marges (SVM).

Mot clés: *Analyse acoustique, défaut, détection, localisation, machine tournante, analyse statistique, analyse fréquentielle, classification.*

موجز العمل

إن طرق تشخيص عيوب الآلة الكهربائية الدوارة , استنادا إلى التحليل الصوتي أو حتى الاهتزازي تسير في سياق تحسين الاقتصاد لتجنب التوقف الغير مبرمج للإنتاج, وذلك بالمراقبة المستمرة (في الوقت الحقيقي) للآلة. إن محولة "Hilbert" تنتمي إلى الطرق المختلفة للتحليل الإحصائي للإشارات التي لها مؤشرات عديدة تبرز التغيير الشامل للضجيج الصادر من الآلة. الهدف من هذا العمل هو إيجاد إمكانية التوصل إلى التعرف المبكر على عيوب(التي تسبق وقوع العطل) الآلة الكهربائية الدوارة باستعمال خوارزمية أ.م.د. نقوم بعد ذلك بتصنيف وسائل العطل باستعمال شعاع الدعم الآلي.

Abstract

The detection and fault location of the rotating machine based on acoustic and vibratory analysis are mainly concerned with the economic optimization avoid ingun scheduled downtime by managing real-time status of the machine. Thus, different detection methods allow the statistical analysis of signals which shows an overall variation of the noise such as the one based on the Huang-Hilbert transform which can locate more precisely the origin of this level change. This study aims to determine how these methods can predict the fault prior to failure by use of empirical mode decomposition of an acoustic signal and Hilbert transform of the relevant intrinsic mode functions in order to classify different failure modes using support vector machine method (SVM).

Key words: *acoustic analysis, defect detection, location, rotating machine, statistical analysis, , classification.*

Liste des Figures & Tables

<i>Liste des figures</i>		<i>Page</i>
1.1	Vue éclatée d'un moteur asynchrone	2
1.2	stator et rotor d'une machine asynchrone	3
1.3	Statistique des défauts de la machine asynchrone	5
1.4	Écaillage d'une bague extérieure d'un roulement à rouleaux cylindriques	7
1.5	Défauts d'excentricité statique et dynamique	8
1.6	Une rupture de la flasque du cône d'hélice	8
1.7	Défauts statoriques	10
1.8	Défaut de rupture de barres et d'anneau de court-circuit	11
2.1	Composition d'un système industrielle	14
2.2	Classification de défauts	17
2.3	Les différentes méthodes de diagnostic	18
2.4	Principe de l'estimation d'état	22
2.5	Génération des résidus	23
2.6	Principe des techniques d'identification	23
2.7	Classification des méthodes de diagnostic de défauts basées sur le modèle	
2.8	Méthodes de diagnostic à base de données	
3.1	Exemple de signaux mono et multi-composantes : évolution théorique des FI au cours du temps	28
3.2	Principe d'estimation de la FI et de AI via le signal analytique $Z_x(t)$ et $x(t)$	25
3.3	Principe de l'EMD : « oscillation rapide »(a) + « oscillation lente » (tendance) (b)	37
3.4	Organigramme du Pseudo-code de l'EMD.	40
3.5	Principe de tamisage pour l'estimation de la 1 ^{ère} IMF du signal test	41
3.6	Signal temporel test	42
3.7	Estimation des IMF du signal test	42
4.1	Structure d'un roulement a billes	40
4.2	Caractéristiques géométriques d'un roulement.	41
4.3	Banc d'essai "SpectraQuest"	43
4.4	Organigramme de la méthode de détection des défauts par la DME et SVM	45
4.5	Exemples de signaux représentant les différents modes	46
4.6	DME d'un signal représentant la machine à l'état sain	48

4.7	Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies	48
4.8	DME d'un signal représentant la machine avec un défaut bague interne	50
4.9	Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies	52
4.10	DME d'un signal représentant la machine avec un défaut bague externe	54
4.11	Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies	54
4.12	DME d'un signal représentant la machine avec un défaut de billes	56
4.13	Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies	56
4.14	Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas sain	58
4.15	Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas du défaut bague interne	58
4.16	Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas du défaut bague externe	59
4.17	Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas du défaut de billes	59
4.18	L'hyperplan séparateur pour des données bidimensionnelles (cas des données linéairement séparables)	
4.19	Amplitudes Séparation linéaire avec des erreurs	72

<i>Liste des tableaux</i>	<i>Page</i>
1.1 Les différents défauts de la machine asynchrone	6
3.1 Table des transformations usuelles de Hilbert dans le domaine continu	34
3.2 Pseudo-code de l'EMD	32
4.1 Modes de fonctionnement servant à constituer l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble test	45
4.2 Attributs statistiques	60
4.3 Taux de bonne classification par SVM	
4.4 Taux de bonne classification par SVM pour 05 situations différentes	

Table des matières

Chapitre 1 : *Machine asynchrone, type, structure et défaillances*

1.1 Moteur asynchrone.....2

1.1.1 Introduction..... 2

 1.1.1.1 Le stator.....2

 1.1.1.2 Le rotor3

 1.1.1.3 Les paliers.....3

1.2 Les différents types de moteurs asynchrones.....4

1.3 Les défaillances des machines asynchrones5

 1.3.1 Introduction5

 1.3.2 Les défaillances mécaniques.....7

 1.3.2.1 Défauts de roulements.....7

 1.3.2.2 Défauts d'excentricité.....7

 1.3.2.3 Défaillances du flasque.....8

 1.3.2.3 Défaillances de l'arbre.....8

1.4 Défaillances électriques.....9

 1.4.1 Au niveau du stator.....9

 1.4.2 Au niveau du rotor.....10

Bibliographie..... 12

Chapitre 2 : Méthodes de diagnostic pour machines asynchrone

2.1. Notion diagnostic d'un système.....	13
2.1.1. Généralités	13
2.1.2. Procédure de diagnostic.....	13
2.1.3. Types de défauts.....	14
2.1.3.1. Défauts actionneurs.....	14
2.1.3.2. Défauts procédés	15
2.1.3.3. Défauts capteurs.....	15
2.2. Quelques Définitions.....	15
2.3. Caractérisation de défauts	16
2.4. Les méthodes de diagnostic des machines électriques.....	17
2.4.1. Etat de l'art des méthodes de diagnostic.....	17
2.4.1.1. Les différents types de maintenance.....	17
2.4.1.2. Les différents types de diagnostic.....	18
2.4.2. Le diagnostic appliqué aux machines électriques.....	20
2.4.3. Méthode de diagnostic avec modèle analytique.....	21
2.4.3.1. Techniques d'estimation d'état.....	22
2.4.3.2. Techniques de génération de résidus.....	22
2.4.3.3. Techniques d'identification.....	23
2.4.3.4. Méthode de diagnostic sans modèle analytique	24
2.4.3.5. Méthode par traitement de signal.....	24
2.4.3.5. Méthode par intelligence artificielle.....	24
2.4.4. Méthodes basées sur les données.....	26
2.4.4.1. Etapes de mise en œuvre des méthodes basées sur les données.....	27
Bibliographie.....	29

Chapitre 3 : La Transformée de Huang-Hilbert

3.1. Représentation temps fréquence d'un signal	31
3.1.1. Définitions	31
3.1.2. Signal multi-composantes et mono-composante.....	31
3.1.3. Signal mono-composante et fréquence instantanée.....	32
3.1.4. Fréquence instantanée, signal mono-composante et largeur de bande.....	33
3.2. Transformée de Hilbert.....	34
3.2.1. Introduction.....	34
3.2.2. Signal analytique.....	36
3.3. Décomposition modale empirique (EMD).....	39
3.3.1. Principe de la décomposition.....	40
3.3.2. Processus de tamisage : principe algorithmique.....	42
3.3.3. Critère d'arrêt du processus de tamisage.....	47
Bibliographie.....	48

Chapitre 4 : Application de la transformée de Hilbert Huang pour le diagnostic de la machine asynchrone

4.1. Défaillances mécaniques type roulement d'une machine asynchrone	50
4.1.1. Avant propos.....	50
4.1.2. Cause des défauts de roulement.....	50
4.1.3. Fréquences caractéristiques.....	50
4.2. Description du banc d'essai et du protocole expérimental.....	52
4.3. Application de la THH sur les signaux de défauts du moteur asynchrone	54
4.3.1. Les signaux des différents modes de fonctionnement du moteur asynchrone.....	57
4.3.2. Application de L'EMD sur les signaux	58
* Cas d'une machine à l'état sain.....	59
*Cas d'une machine avec un défaut bague interne.....	60
*Cas d'une machine avec un défaut bague externe.....	62
*Cas d'une machine avec un défaut de billes.....	63
4.3.3. Sélection des IMF les plus pertinentes.....	65
4.3.4. Application de la transformé de Hilbert sur les IMFs sélectionnées.....	66
4.3.5. Extraction des attributs.....	68
4.3.6. Classification des signaux.....	69
4.3.6.1. Méthode de la classification SVM.....	70
4.3.7. Méthodologie de simulation.....	73
4.3.8 Résultats de classification.....	74
4.4. Conclusion.....	75
Bibliographie.....	76
Conclusion générale.....	78

Introduction générale

Le traitement du signal est une discipline qui développe et étudie les techniques de traitement, d'analyse et d'interprétation des signaux et qui fait appel aux résultats des probabilités, des statistiques ainsi qu'à de nombreux autres domaines des mathématiques appliquées.

Les signaux à traiter peuvent provenir de sources très diverses, mais la plupart sont des signaux électriques ou devenues électriques à l'aide de capteurs et transducteurs (microphones, capteurs thermiques, optiques, de pression, de vitesse, accélération, position, etc.).

Habituellement, les signaux issus des phénomènes physiques sont de nature non stationnaire et non linéaires, voire également sous formes de plusieurs composantes fréquentielles (signaux multi composantes), comme par exemple, les signaux de parole, de radar ou de sonar, biomédicaux, acoustiques. Dans de telles situations, la représentation temporelle classique du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples, tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes.

Partant des propriétés de ces signaux et des limitations de la représentation temporelle et de la transformée de Fourier (TF), il n'existe pas de méthode pouvant traiter ces signaux non stationnaires et non linéaires en même temps.

Partant de ces limitations, Huang et al ont récemment proposé une méthode abordant sous un autre angle la problématique d'analyse des signaux non stationnaires et non linéaire: la décomposition modale empirique (EMD pour empirical mode decomposition). Dans cette technique la base de décomposition de l'EMD est intrinsèque au signal. L'extraction des composantes oscillantes appelées modes empiriques (IMF pour Intrinsic Mode Functions) est non-linéaire, mais leur recombinaison est linéaire. L'EMD seule n'est pas une analyse temps-fréquence, mais sa combinaison avec la transformée d'Hilbert (TH) ou une autre méthode d'estimation de la fréquence instantanée (FI) permet d'obtenir une représentation temps-fréquence (RTF). Ainsi, l'EMD couplée avec la TH est une description temps-fréquence appelée Transformation de Huang-Hilbert (THH).

Au cours de nombreux travaux de diagnostic machine asynchrone, ces dernières années, le contrôle de l'état et des dommages des moteurs à induction a reçu une attention considérable. Parmi les défauts de moteur les plus couramment observés on peut citer les défauts de roulements qui peuvent causer des dommages graves au moteur s'ils ne sont pas détectés à temps. Différentes techniques ont été développées pour le diagnostic de ces défauts, à savoir : les signaux de vibrations, la vitesse du rotor, le flux

axial du moteur et l'analyse des flux radial, surveillance des courants du vecteur Parc, et l'analyse du courant statorique. L'analyse des signatures du courant moteur (MCSA) est la méthode la plus largement utilisée, en raison de son faible coût.

Les techniques d'analyse temps-fréquence présentant des limitations, une nouvelle approche pour l'analyse de la signature des défauts de roulements est introduite dans le présent travail c'est une méthode de représentation temps-fréquence nommée *transformée de Huang-Hilbert*. Le but de ce mémoire est d'étudier cette transformée et de l'appliquer à la détection des défauts dans des systèmes en association avec les techniques de reconnaissance des formes. En effet, cette méthode est appliquée comme première étape dans le cadre du diagnostic des machines asynchrones triphasée à cage. Une méthode de classification supervisée appelée SVM :

(Support Vector Machine) est ensuite utilisée dans le but de la classification des défauts. Les types de défauts analysés dans notre travail sont : défaut bague interne, défaut bague externe et défaut de billes d'un moteur asynchrone.

Le mémoire comporte quatre chapitres. Le premier est consacré à la présentation des machines pour systèmes éoliens et leurs défauts. Le deuxième chapitre, introduit les méthodes de diagnostic pour machines alors que le chapitre suivant donne en détails la méthode de Hilbert pour le calcul de l'amplitude et la fréquence instantanée, ainsi que la méthode de décomposition empirique pour le calcul des IMFs.

Dans le dernier chapitre, nous esquissons en détail l'application de la transformée de Hilbert Huang par le diagnostic des défauts de roulements de la machine asynchrone, ainsi que la caractérisation des signaux de la machine asynchrone par la transformée de Hilbert Huang et leurs classifications par la méthode SVM en vue de reconnaître les différents modes de fonctionnement de la machine (sain et avec défauts).

Chapitre 1

Machine asynchrone : types, structure et défaillances

1.1 Moteur asynchrone [1]

1.1.1 Introduction

Le moteur asynchrone est de beaucoup le moteur le plus utilisé dans l'ensemble des applications industrielles, du fait de sa facilité de mise en œuvre, de son faible encombrement, de son bon rendement et de son excellente fiabilité.

Constitution des machines asynchrones

Les machines asynchrones peuvent se décomposer, du point de vue mécanique, en trois parties distinctes :

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

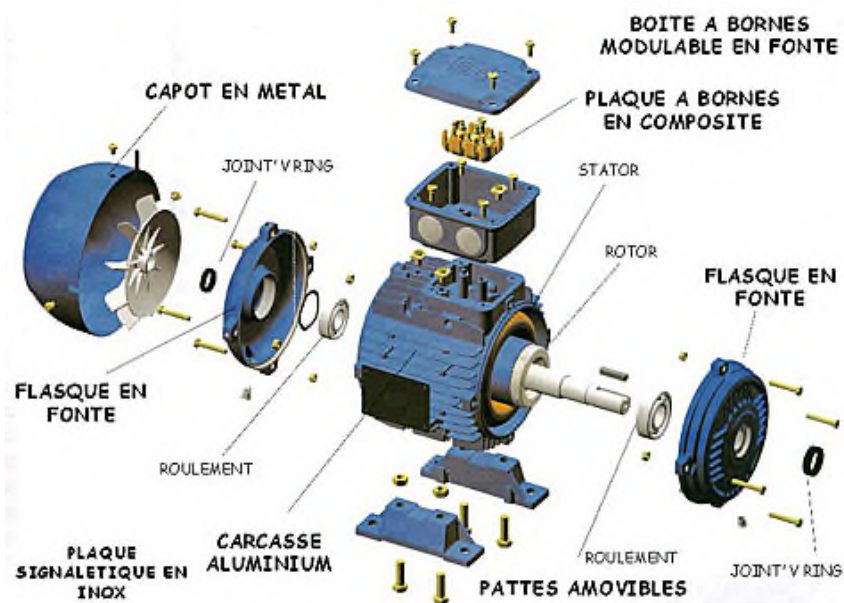


Figure 1.1. Vue éclatée d'un moteur asynchrone

1.1.1.1 Le stator

Le stator de la machine asynchrone est constitué de tôles d'acier dans lesquelles sont placés les bobinages statoriques. Ces tôles sont habituellement recouvertes de vernis pour limiter l'effet des courants de Foucault. Les enroulements statoriques sont placés dans les encoches prévues à cet effet et qui peuvent être insérées de manière imbriquée, ondulée ou encore concentrique.

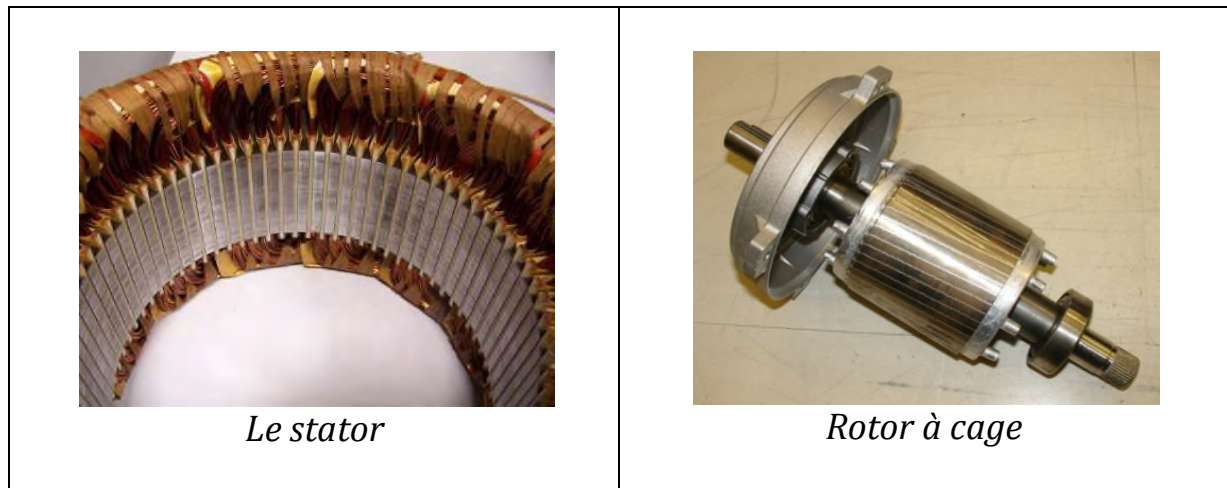


Figure 1.2 stator et rotor d'une machine asynchrone

1.1.1.2 Le rotor

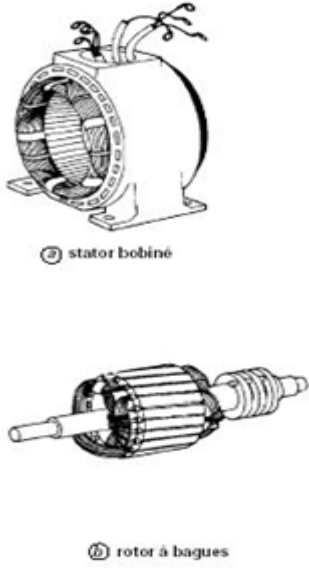
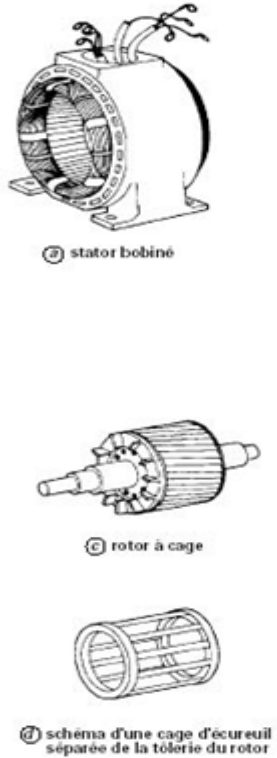
Les rotors de machines asynchrones peuvent être de deux types : *bobinés* ou à *cage d'écureuil*.

- Les rotors bobinés sont construits de la même manière que le bobinage statorique. Les phases rotoriques sont alors disponibles grâce à un système de bagues-balais positionné sur l'arbre de la machine.
- Concernant les rotors à cage d'écureuil, les enroulements sont constitués de barres de cuivre pour les moteurs de grande puissance ou d'aluminium pour les plus faibles puissances. Ces barres sont court-circuitées à chaque extrémité par deux anneaux de court-circuit, fabriqués en cuivre ou en aluminium

1.1.1.3 Les paliers

Les paliers sont constitués de roulements à billes et d'asques. Les roulements à billes sont insérés à chaud sur l'arbre, permettant ainsi d'assurer le guidage en rotation de l'arbre. Les asques, moulés en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage. L'ensemble ainsi établi constitue alors la machine asynchrone.

1.2 Les différents types de moteurs asynchrones [1]

Type de moteur asynchrone		
<p>Rotor bobiné</p>	 <p>Ⓐ stator bobiné</p> <p>Ⓑ rotor à bagues</p>	<p>Le rotor comporte un enroulement bobiné à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôle empilés sur l'arbre de la machine.. Les extrémités des enroulements rotoriques sont sorties et reliées à des bagues montées sur l'arbre, sur lesquelles frottent des balais en carbone. Ce type de moteur est utilisé essentiellement dans des applications où les démarrages sont difficiles et/ou nombreux</p>
<p>Rotor à cage</p>	 <p>Ⓐ stator bobiné</p> <p>Ⓑ rotor à cage</p> <p>Ⓒ schéma d'une cage d'écureuil séparée de la tôleerie du rotor</p>	<p>Le circuit du rotor est constitué de barres conductrices régulièrement réparties entre deux couronnes métalliques formant les extrémités, le tout rappelant la forme d'une cage d'écureuil.. Les barres sont faites en cuivre, en bronze ou en aluminium, suivant les caractéristiques mécaniques et électriques recherchées par le constructeur.</p>

1.3 Les défaillances des moteurs asynchrones [2], [3]

1.3.1 Introduction

Bien que la machine asynchrone soit réputée robuste, elle peut parfois présenter différents types de défauts. Ces défauts se déclarent dans les différentes Parties de la machine en commençant par la connexion des phases statoriques et en naissant par l'accouplement mécanique du rotor à la charge. Ces défaillances peuvent être prévisibles ou intempestives, mécaniques, électriques ou magnétiques, et leurs causes sont très variées. Une étude statistique menée par sur les machines asynchrones à cage d'écureuil, exploitées dans le domaine de l'industrie pétrochimique, nous révèle que susceptibles d'affecter ces machines de grande puissance.

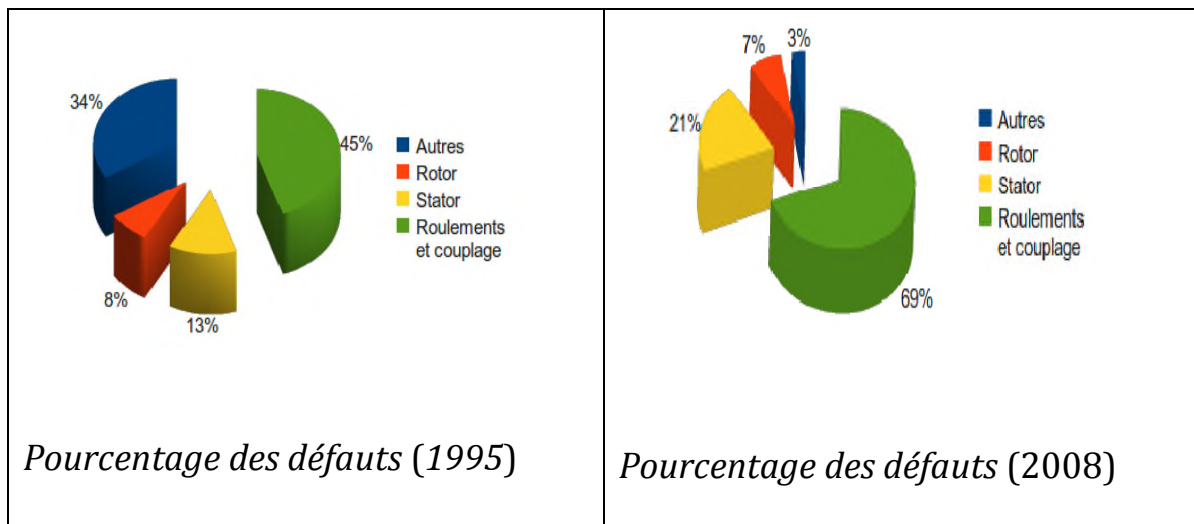


Figure 1.3 Statistique des défauts de la machine asynchrone [2]

En comparant ces résultats à ceux issus de publications plus anciennes, nous remarquons que, ces dernières décennies, la répartition du pourcentage de ces défauts a changé, du fait des conditions de Fabrication des moteurs. Les défauts dans le stator et le rotor sont de moins en moins fréquents, la principale source de défaillances est constituée actuellement par les roulements.

Ces statistiques ne sont pas pour autant valables pour toutes les circonstances, il est à noter que ces défauts sont très sensibles aux conditions d'exploitation de ces machines et que leurs origines peuvent être très variées. Recensons, par exemple, les origines :

Le tableau suivant présente un résumé des causes provoquant des défauts statoriques et rotoriques.

	Défauts	Causes
Défauts Statorique	Vibration du support	Un déséquilibre magnétique, mouvement des enroulements, un déséquilibre de l'alimentation, surcharge, mauvaise installation, un contact avec le rotor.
	Un défaut entre le stator et la carcasse	Ecrasement des spires par la carcasse, le cycle thermique, une abrasion de l'isolant, présence de points anguleux dans les encoches, un choc.
	Défaut d'isolation	endommagement de l'isolant lors de l'insertion des enroulements, démarrage fréquent, condition de température ou d'humidité extrême.
	Court-circuit inter spires	Température excessive, humidité, vibration, surtension.
	Court-circuit inter phases	Défaut d'installation, haute température, alimentation déséquilibrée, contrainte d'écrasement au niveau des enroulements.
	Déplacement des conducteurs	choc du a un défaut, démarrage fréquent, vibration des têtes de bobines.
	Défaillance des connecteurs	Ecrasement des conducteurs, vibration excessive.
Défauts Rotoriques	Défaut de roulements	Mauvaise installation, déséquilibre magnétique, perte de lubrifiant, haute température, manque de propreté, charge déséquilibrée.
	Rupture de barres	Déséquilibre magnétique, régime transitoire a longue durée, fatigue thermique.
	Défaut du circuit magnétique	Défaut de fabrication, fatigue thermique, surcharge.
	Désalignement des roulements	Défaut de couplage, surcharge, mauvaise installation, jeu au niveau des paliers.
	Désalignement du rotor	Mauvaise installation, déséquilibre magnétique, défaut de roulements.
	Roulements mal lubrifiés	Température excessive, mauvaise qualité de lubrifiant.
	Déséquilibre mécanique	Mouvement des anneaux de court-circuit, problème d'alignement.

Tableau 1.1. *les différents défauts de la machine [3]*

1.3.2 Défaillances mécaniques

Plus de 40% de défauts de moteurs asynchrones sont des défauts mécaniques. Ces défauts peuvent être des défauts de roulements, des défauts d'excentricité. .

1.3.2.1 Défauts de roulements

La raison principale des défaillances des machines concerne les défauts des roulements à billes qui ont de nombreuses causes telles que la contamination du lubrifiant, une charge excessive. Les défauts de roulements entraînent de manière générale plusieurs effets mécaniques dans les machines tels qu'une augmentation du niveau sonore et l'apparition de vibrations. Il a été montré également que les défauts de roulements induisent des variations dans le couple de charge de la machine asynchrone.



Figure 1.4 Écaillage d'une bague extérieure d'un roulement à rouleaux cylindriques

1.3.2.2 Défauts d'excentricité

Les conséquences des défauts mécaniques se manifestent généralement au niveau de l'entrefer : par des défauts d'excentricité statique, dynamique (figure 1.5) ou 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, dont la cause la plus fréquente est un défaut de centrage des asques.
- Le défaut d'excentricité dynamique peut être causé par une déformation du cylindre rotatif, une déformation du cylindre statorique ou la détérioration des roulements à billes.

- L'excentricité mixte, la plus fréquente, est la combinaison d'une excentricité statique et d'une excentricité dynamique.

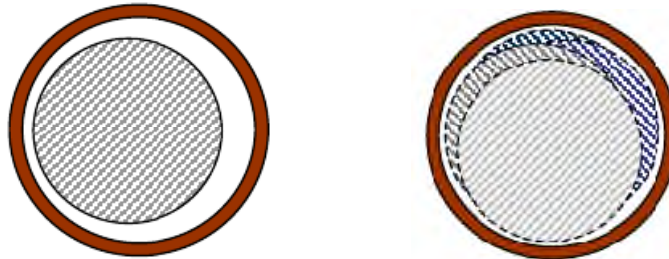


Figure 1.5 *Défauts d'excentricité statique et dynamique [3]*

1.3.2.3 Défaillances du flasque

Les défauts créés par les flasques de la machine asynchrone sont le plus généralement causés à l'étape de fabrication. En effet, un mauvais positionnement des flasques provoque un désalignement des roulements à billes, ce qui induit une excentricité au niveau de l'arbre de la machine. Il est possible de détecter ce type de défaillance par une analyse vibratoire ou une analyse harmonique des courants absorbés par la machine.



Figure 1.6 *Une rupture de la flasque du cône d'hélice*

1.3.2.4 Défaillances de l'arbre

L'arbre de la machine peut laisser paraître une fissure due à l'utilisation d'un mauvais matériau lors de sa construction. A court ou long terme, cette

fissure peut mener à une fracture nette de l'arbre provoquant ainsi arrêt irrémédiable de la machine asynchrone. Les milieux corrosifs peuvent aussi affaiblir la robustesse de l'arbre de la machine. Par exemple, l'humidité peut provoquer des microfissures et conduire à une destruction complétée de la machine. Une excentricité statique, dynamique ou mixte peut induire des efforts considérables sur l'arbre moteur, amenant ainsi une fatigue supplémentaire. Une analyse vibratoire, une analyse par ultrason, une analyse fréquentielle des courants absorbés ou simplement une analyse visuelle de ma machine permet de détecter ce type de défaillance.

1.4 Défaillances électriques [2], [3]

Les défaillances électriques, au niveau du stator ou au niveau du rotor, peuvent avoir plusieurs formes et plusieurs causes. A titre d'exemple : le déséquilibre des tensions d'alimentation de la machine ou encore les démarrages fréquents provoquent un échauffement excessif des bobinages statoriques conduisant à terme à une destruction locale de l'isolant. De même, les efforts électrodynamiques que subissent les conducteurs des phases, se traduisent par des vibrations mécaniques ayant pour effet de détériorer l'isolant. Sur le plan électrique, les fronts de tension générés par les convertisseurs statiques accentuent le phénomène et réduisent, par conséquent, la durée de vie de l'isolant des Conducteurs. Quant aux origines environnementales, nous pouvons citer l'humidité, les produits corrosifs ou abrasifs, . . .

1.4.1 Au niveau du stator

Les défauts statoriques se manifestent sous la forme d'un court-circuit inter spires, d'un court-circuit entre deux phases ou d'un court-circuit entre une phase et la carcasse. Il est schématisé par la connexion franche entre deux points de phases différentes se côtoient. Le court-circuit entre spires de la même phase peuvent apparaître soit au niveau des têtes de bobines soit dans les encoches, ce qui entraîne une diminution du nombre de spires effectives de l'enroulement. Un court-circuit entre phases provoquerait un arrêt net de la machine. Cependant, un court-circuit entre une phase et le neutre (via la carcasse) ou entre spires d'une même phase n'a pas un effet aussi radical. Il conduit à un déséquilibre de phases, ce qui a une répercussion directe sur le couple. Ce type de défaut perturbe aussi sensiblement les commandes développées sur la base du modèle de Park (hypothèse d'un modèle équilibré)

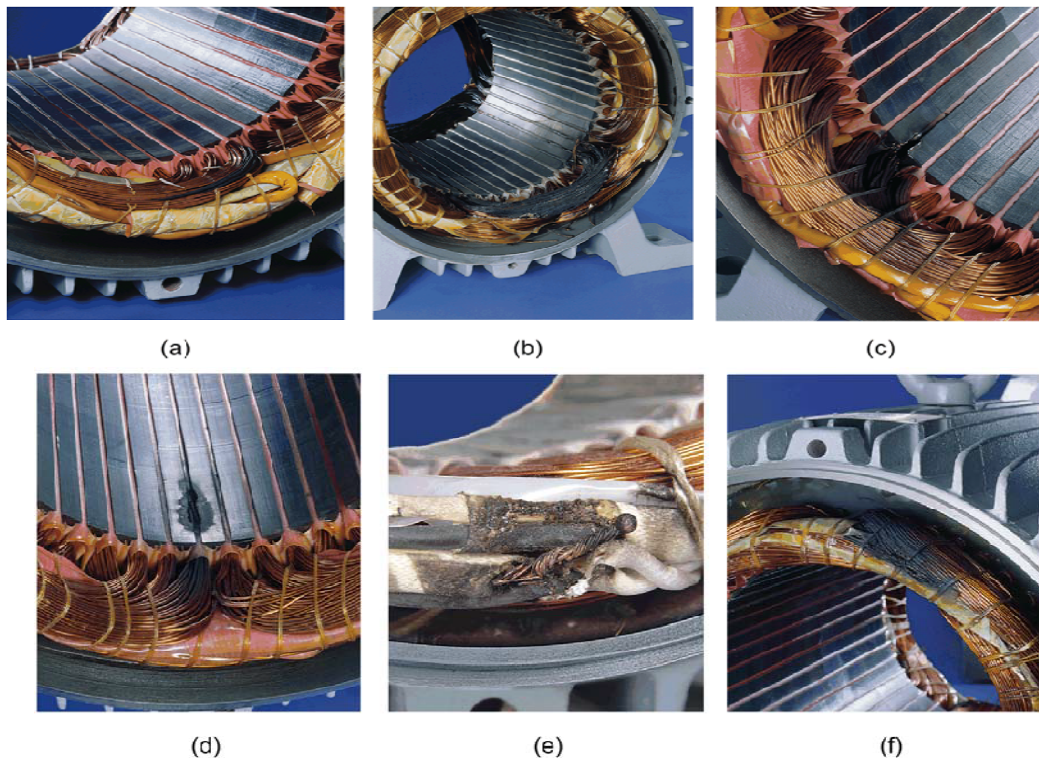


Figure 1.7 *Défauts statoriques*

- (a) Des court-circuités entre les spires de tour entre d'une même phase
- (b) Enroulement court-circuité
- (c) Les court-circuités entre l'enroulement et le noyau de stator à l'extrémité de la fente de stator
- (d) Les court-circuités entre l'enroulement et le noyau de stator au milieu de la fente de stator.
- (e) Court-circuit au niveau des pistes.
- (f) Court-circuit entre phases

1.4.2 Au niveau du rotor

Un rotor bobine peut être affecté par les mêmes défauts que le stator. Pour un rotor à cage les défauts se résument à la rupture de barres ou à la rupture d'anneaux de court-circuit (figure 1.8).

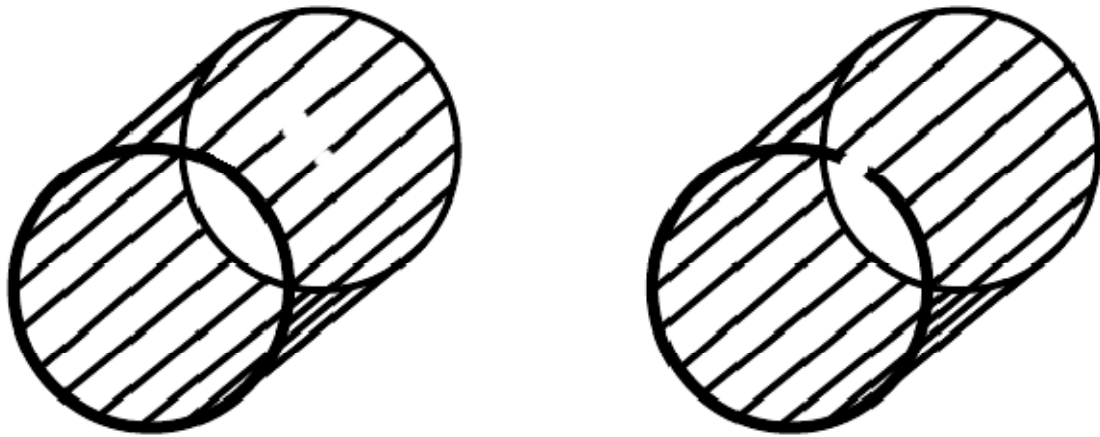


Figure 1.8 *Défaut de rupture de barres et d'anneau de court-circuit*

Ces ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents, . . .), à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures). Ce défaut fait apparaître des oscillations sur les courants et le couple électromagnétique d'autant plus apparentes que l'inertie est très grande (vitesse constante). Lorsque l'inertie de l'entraînement est plus faible, des oscillations apparaissent sur la vitesse mécanique et sur l'amplitude des courants statoriques. La cassure de portion d'anneau est un défaut qui apparait aussi fréquemment que la cassure de barres. En fait les cassures sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux, d'autant que les 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 ou une surcharge de couple et donc des courants peuvent entraîner leur cassure. Un défaut de rupture de barres n'induit pas à un arrêt de la machine, du fait que le courant qui traversait la barre cassée se répartit sur les barres adjacentes. Ces barres sont alors surchargées, ce qui peut conduire à leur rupture, et ainsi de suite jusqu'à la rupture d'un nombre suffisamment important de barres pour provoquer l'arrêt de la machine. Devant la multitude des défauts envisageables et les conséquences de leurs apparitions, les techniques de surveillance se sont rapidement imposées

auprès des utilisateurs des machines électriques. Elles commencent également à intéresser les concepteurs.

Bibliographie

- [1] Poloujadoff, M. : *Machines asynchrones - régimes quelconques*. Encyclopédie de Techniques de l'ingénieur, vol. D 3 485 ; pp. 1-22, 2000.
- [2] Daher, Z., Guillet, G., Elbadaoui, M. : *Modélisation et diagnostic de défauts de machines électriques*. Rapport Master, INSA de Lyon, LASPI, IUT de Roanne ; 2007.
- [3] Gaëtan, D. : *Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances*. Thèse de doctorat Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2004.

Chapitre 2

Méthodes de diagnostic pour machines asynchrone

2.1 Notion diagnostic d'un système [1]

Le diagnostic d'un système est l'identification du mode de fonctionnement à chaque instant par ses manifestations extérieures. Il consiste à identifier la cause probable de la défaillance ou l'évolution d'un ou de plusieurs paramètres significatifs de dégradations à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'information.

2.1.1 Généralités

Les systèmes industriels modernes sont de plus en plus complexes et de plus en plus sophistiqués. En effet, la fiabilité, la disponibilité et la sûreté de fonctionnement sont devenues très importantes.

Le diagnostic des systèmes est apparu dans le but d'améliorer les points précédents et est devenu un sujet d'importance stratégique. Toutes branches confondues, les procédés industriels sont couplés à un ordinateur numérique qui ne se contente pas de faire que l'acquisition des données mais aussi se charge de la mise en œuvre de l'automatisation. L'objectif du diagnostic est d'augmenter la performance du système, de garantir la qualité de production, et de diminuer les coûts de fabrication ainsi que l'amélioration de la sécurité de l'installation et des hommes qui y travaillent.

2.1.2 Procédure de diagnostic

Dans la procédure de diagnostic, on distingue deux étapes principales : *la détection* et *la localisation* des défauts et en plus *l'identification* dans certaines méthodes.

En pratique, dans un équipement industriel, lorsqu'un défaut apparaît le système de diagnostic détecte l'anomalie puis identifie la cause pour qu'il puisse être isolé. L'organisation de la procédure de diagnostic de défaut d'un système est la suivante :

- Extraction des informations nécessaires,
- Elaboration des signatures associées aux symptômes des défauts,
- Détection de dysfonctionnements,
- Mise en œuvre de la méthode de diagnostic,
- Interprétation des données,
- Prise de décision en fonction des conséquences et de l'importance des défauts.

2.1.3 Types de défauts

Une modification suffisamment importante et permanente des caractéristiques physiques d'un système ou d'un composant peut être la conséquence de défauts et un défaut est une cause probable d'erreur pour un fonctionnement donné. Le système défaillant est incapable d'accomplir correctement sa ou ses fonction(s) avec les performances requises et les défauts apparaissent dans différents endroits du système.

Les défauts sont classés en fonction de leur localisation définissant alors les différents types de défauts :

- les défauts actionneurs,
- les défauts procédés,
- les défauts capteurs.

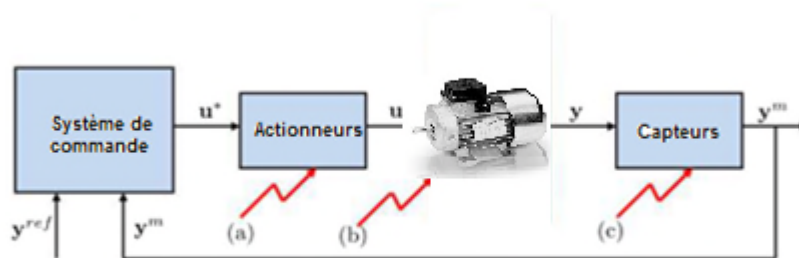


Figure 2.1: Composition d'un système industrielle
(a) actionneurs (b) installations/processus (c) capteurs

Pour reconnaître la présence de l'un des trois types de défaut, il faut des connaissances approfondies de l'installation dont la connaissance de son comportement sain et de son comportement défaillant.

2.1.3.1 Défauts actionneurs

Les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative et détériorent le signal d'entrée du système. Ils représentent la perte totale ou partielle d'un actionneur agissant sur le système. Les défauts actionneurs partiels sont des actionneurs réagissant de manière similaire en régime normal mais en partie seulement, c'est-à-dire avec une dégradation de fonctionnement par rapport au fonctionnement sain.

2.1.3.2 Défauts procédés

Ce type de défaut provient du système lui-même, souvent les défauts n'appartiennent pas à un défaut capteur ou actionneur. Un défaut procédé résulte de la casse d'un composant du système et réduit les capacités de celui-ci à effectuer une tâche. En pratique, ceci revient à considérer une modification des caractéristiques du système proprement dit.

2.1.3.3 Défauts capteurs

Le défaut capteur engendre une mauvaise image de l'état physique du système. Il existe deux types de défauts capteurs qui sont le défaut capteur partiel et le défaut capteur total. Un défaut capteur partiel produit un signal avec plus ou moins d'adéquation avec la valeur vraie de la variable à mesurer. Ce défaut peut se traduire par une réduction de la valeur affichée par rapport à la valeur vraie. Et le défaut capteur total produit une valeur qui n'est pas en rapport avec la grandeur à mesurer.

2.2 Quelques Définitions

- **Le diagnostic** : désigne, dans le domaine des sciences de l'ingénieur, l'analyse des mauvais fonctionnements, défauts ou défaillances d'un système afin d'en déterminer la nature et la cause.
- **La surveillance** : La surveillance est une tâche continue et en temps réel pour déterminer l'état d'un système. Elle se fait grâce à un enregistrement des informations pouvant indiquer la survenue d'éventuelles anomalies dans le comportement du système.
- **La supervision** : La supervision est généralement définie comme l'exécution d'une opération ou d'un travail accompli par d'autres agents (hommes ou machines), sans rentrer dans les détails de cette exécution. La Supervision du fonctionnement d'installation industrielle est devenue le rôle principal des opérateurs humains, les systèmes automatiques assurant localement le contrôle et la commande.
- **Signatures** : Contiennent les informations jugées pertinentes par les experts des matériels pour la détection d'une défaillance. La complexité des signatures dépend de la nature des systèmes à diagnostiquer et varie en fonction de l'anomalie recherchée : défaillance ou dégradation
- **Anomalie** : Particularité non conforme à la loi naturelle ou à la logique.

- **Dégradation** : C'est une perte de performances d'une des fonctions assurées par un équipement.
- **Faute** : Action, volontaire ou non, dont le résultat est la non prise en compte correcte d'une directive, d'une contrainte exprimée par le cahier des charges.
- **Panne** : C'est l'inaptitude d'une entité à assurer une fonction requise.
- **Perturbation** : Ecart entre le comportement d'un système physique et une référence dont l'origine n'est pas considéré comme une anomalie. De plus, perturbation et défauts sont de même nature, la différence entre les deux tient au caractère normal ou anormal du comportement des systèmes physiques.
- **Défauts** : De manière générale, un système industriel est composé de trois parties les actionneurs, le processus (installation) et les capteurs.

Un défaut peut être défini comme une modification suffisamment importante et permanente des caractéristiques physiques d'un système ou d'un composant. Un système défaillant (qui subit un défaut) est incapable d'accomplir correctement sa ou ses fonctions avec les performances requises Les défauts peuvent survenir sur chacune de ces trois parties.

2.3 Caractérisation de défauts

Les défauts peuvent être caractérisés selon leur comportement. Ainsi, ils peuvent être brusques, intermittents ou graduels, additifs ou multiplicatifs.

- **Défaut brusque** : Ce type de défaut apparaît à un instant (t) et est d'une amplitude constante non nulle. Un défaut de ce type représente des pannes brutales.
- **Défaut intermittent** : Un défaut intermittent est un cas particulier de défaut brusque. Il s'agit d'un défaut imprévisible. Par conséquent, le caractère aléatoire de ce défaut le rend difficile à détecter.
- **Défaut à dérive lente** : Ce type de défaut caractérise généralement des défauts d'usure contrairement aux autres défauts l'amplitude de celui-ci

ne reste pas constante. Elle augmente proportionnellement avec le temps. Ce type de défaut caractérise généralement des défauts d'usure.

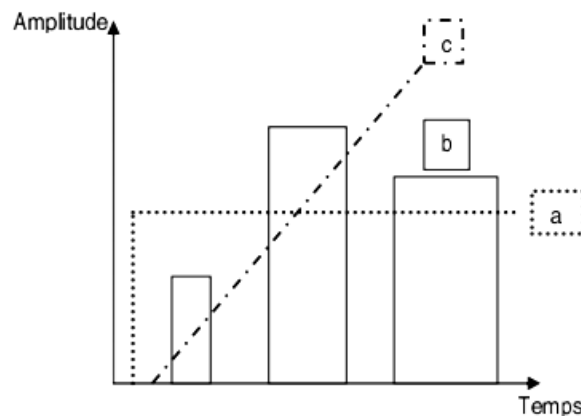


Figure 2.2: Classification de défauts

(a) défaut brusque (b) défaut intermittent (c) défaut à dérive lente ou graduel

2.4 Les méthodes de diagnostic des machines électriques [3]

Les dispositifs électromécaniques et les machines électriques en particulier jouent de nos jours un rôle important dans toutes les applications industrielles. Assurer la disponibilité et la sûreté de fonctionnement de celles-ci est une tâche fondamentale. Il est donc nécessaire de développer des systèmes permettant de détecter (surveillance) et d'évaluer (diagnostic) l'état de santé de ces dispositifs.

2.4.1 Etat de l'art des méthodes de diagnostic

2.4.1.1 Les différents types de maintenance

Les différents types de maintenance utilisés dans les applications industrielles dépendent principalement du niveau de criticité du système considéré. Plus la criticité est importante, plus les moyens et donc le coût associé seront élevés. On distingue [4] :

- La maintenance prédictive. Celle-ci consiste à changer les systèmes à date fixe prédéterminée. Le coût associé est important.
- La maintenance corrective. L'évaluation du système est réalisée fréquemment grâce à une instrumentation supplémentaire. Notons que plus cette évaluation est fréquente plus les coûts d'immobilisation du système seront réduites. C'est dans le cadre de la maintenance corrective

que l'utilisation de méthodes de diagnostic devient fondamentale. En effet, plus le diagnostic sera précis, plus l'intervention sera courte.

- La maintenance prédictive. L'intervention est effectuée avant l'apparition des défauts.

Actuellement, pour des raisons financières, les industriels s'orientent de plus en plus vers la maintenance prédictive.

2.4.1.2 Les différents types de diagnostic

Les méthodes de diagnostic sont nombreuses mais on peut les classer en trois grandes familles (Figure)

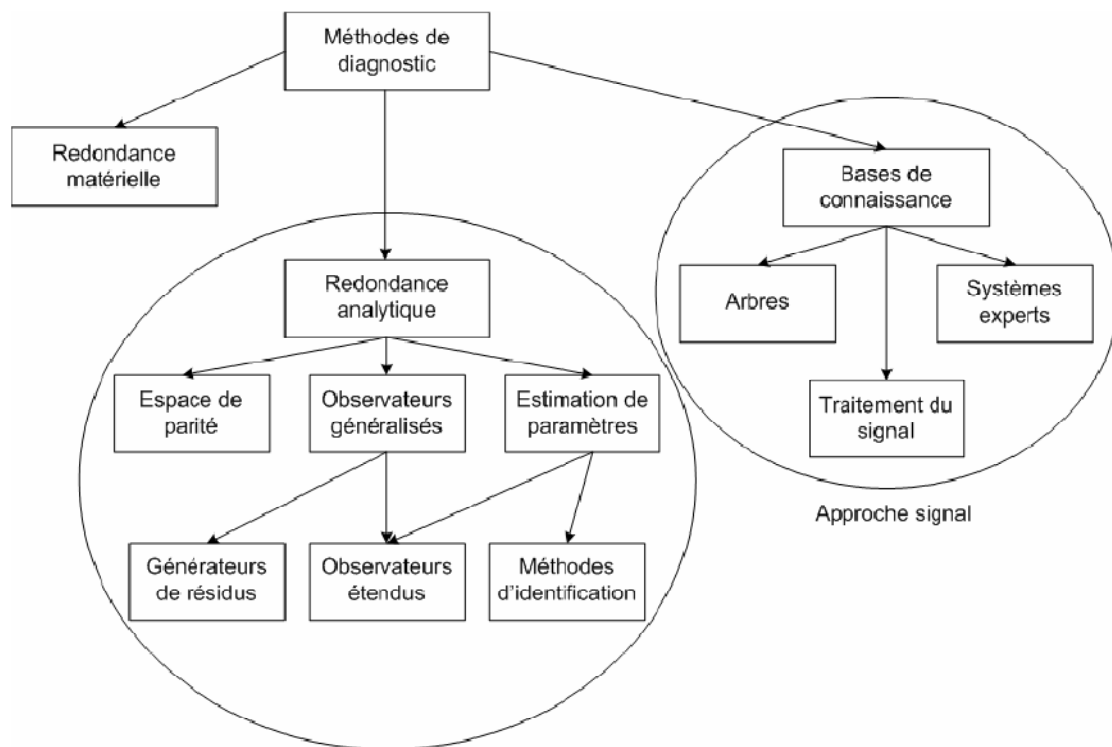


Figure 2.3 : Les différentes méthodes de diagnostic [3]

- La méthode de redondance matérielle. Cette méthode est associée aux systèmes très critique où la moindre panne est inenvisageable (centrales nucléaires, aérospatiale, transport aérien,...). Il s'agit de multiplier les systèmes pour que, dans le cas d'une défaillance de l'un, un autre prenne immédiatement le relais. Si l'un des systèmes à un comportement trop éloigné des autres, il est exclu de l'ensemble. Cette approche est pertinente, par exemple, pour des mesures

effectuées par un réseau de capteurs. Ce type d'approche est évidemment très cher à mettre en œuvre.

- La méthode de redondance analytique. Celle-ci repose sur un modèle mathématique du système. Ce modèle comporte souvent quelques paramètres. Lors du fonctionnement, les paramètres sont estimés et comparés aux grandeurs théoriques, le différentiel étant la signature du défaut. Si ce différentiel dépasse un certain seuil, la présence du défaut est signalé à l'utilisateur. Cette approche est particulièrement utilisée par les automaticiens.
- La méthode heuristique ou s'appuyant sur une base de connaissance. Elle ne nécessite pas forcément de modèle précis du système mais repose plutôt sur une reconnaissance de signatures déjà observées. Les signatures de défauts, obtenus par modélisation ou par mesure sur maquette, sont généralement classées dans une base de données. L'analyse est réalisée par une interprétation du type signal, par système expert ou par réseaux de neurones [4].

En fait, toutes ces approches sont complémentaires les unes des autres dans la surveillance des systèmes complexes (avec contrôle, commande et vitesse variable) [3]. Comme nous l'avons déjà évoqué, l'approche de redondance analytique est plutôt utilisée par les automaticiens, alors que les communautés du génie électrique et du traitement du signal préfèrent s'intéresser aux méthodes heuristiques.

L'approche par système expert est plutôt dédiée à la surveillance de l'état de vieillissement. Elle est basée sur l'expertise (récupération de critères et d'indicateurs) et l'analyse est réalisée par traitement des données hors ligne pour ensuite conduire à la prise de décision. Cette approche a actuellement un coût important, elle est longue à mettre en œuvre, et les difficultés auxquelles il faut faire face sont nombreuses. La surveillance en temps réel avec l'aide d'un système de détection et de localisation de défauts est donc généralement privilégiée pour garantir une maintenance efficace.

Pour des raisons de simplicité et d'efficacité, l'approche signal est très utilisée actuellement en diagnostic. Cette approche repose sur la connaissance du comportement du système sain et des défauts, elle est ensuite comparée avec les signaux mesurés. Parmi les approches existantes, les approches basées sur l'analyse de la signature spectrale sont les plus couramment rencontrées pour détecter la présence d'une anomalie. Le principal défaut de l'analyse spectrale

est qu'elle est très sensible à la qualité de la mesure. Il faut également citer les méthodes temps fréquence qui peuvent être, dans certaine configurations, plus riches que l'analyse spectrale.

2.4.2 Le diagnostic appliqué aux machines électriques

Dans le domaine des machines électriques, le diagnostic de défauts est aussi ancien que les machines elles-mêmes. Chaque famille de machines possédant des caractéristiques différentes, les méthodes de diagnostic qui leur sont associées sont également différentes. De même, la puissance et le coût des machines à surveiller jouent un rôle important dans la méthode de diagnostic choisie.

Les machines asynchrones sont des machines fréquemment utilisées dans le milieu industriel. Leur robustesse et leur simplicité de construction dans des gammes de puissance très étendues en font actuellement les machines électriques les plus utilisées. Pour les machines de faibles puissances (et donc de faible coût), qui sont fortement utilisées dans les industries manufacturières, le diagnostic se limite souvent à une simple surveillance. Il est même souvent absent, seul un système de protection étant présent. L'industrie tente donc de proposer des méthodes de diagnostic simples et à faible coût pour la maintenance et l'augmentation de disponibilité des machines asynchrones de faible puissance [3] [4].

Pour les machines de fortes puissance, est donc de coûts élevés, il est nécessaire de mettre en œuvre des systèmes de surveillance beaucoup plus sophistiqués.

Pour la détection d'un dysfonctionnement de machine électrique, il est nécessaire de posséder :

Une bonne connaissance du comportement de la machine, de son état et de son fonctionnement.

Une bonne connaissance des défaillances et de leurs conséquences sur le fonctionnement de la machine.

En fait, les connaissances obtenues par l'expérimentation sont très difficiles à mettre en œuvre. La modélisation permet de s'affranchir de ces difficultés si l'on possède les modèles de machine électrique dédiés au diagnostic. En effet, les méthodes de modélisation jouent actuellement un rôle important dans la caractérisation des défaillances.

Les méthodes de diagnostic heuristiques reposent sur l'analyse de grandeurs de type :

- électriques: à l'heure actuelle, la recherche de défauts est généralement effectuée sur l'analyse de grandeurs électriques que sont la tension ou l'intensité aux bornes des machines. La méthode la plus connue, et certainement la plus utilisée, est la méthode MCSA (Motor Current Signature Analysis) qui repose sur l'analyse fréquentielle des courants de phase. Celle-ci ne nécessite qu'un simple capteur de courant. Elle donne actuellement des résultats très probants pour la détection de défauts comme les barres cassées et les excentricités dans les machines asynchrones à cage [3].
- mécanique : Les méthodes d'analyse des grandeurs électriques peuvent avantageusement être couplées à l'observation des grandeurs mécaniques utiles telles que la vitesse ou le couple. La détection de défauts par l'analyse fréquentielle de la signature des vibrations est une des méthodes les plus performantes pour le diagnostic des machines asynchrones [2] [3], par exemple pour la détection de défaillances de roulement

2.4.3 Méthodes de diagnostic avec modèle analytique

Ces méthodes de détection reposent sur des connaissances à priori du système. Elles supposent la connaissance des modèles et des paramètres représentant le processus physique à étudier. La comparaison des signaux expérimentaux représentant le fonctionnement du système et des signaux générés par les modèles (ou des paramètres estimées) permet la détection ainsi

que l'identification de la défaillance susceptible de se produire. Ces techniques supposent la connaissance de la plage de variation de ces modèles et de ces paramètres selon les conditions de fonctionnement du système. Ces techniques peuvent être classées en trois catégories.

2.4.3.1 Techniques d'estimation d'état

Les modèles analytiques font intervenir un nombre fini de variables internes, appelés aussi variables d'état. Ces variables sont généralement non mesurables pour des raisons d'inaccessibilité, elles peuvent être dépourvues de sens physique ou le coût d'installation de capteurs est trop élevé. Comme l'évolution temporelle du système est caractérisée par l'évolution de ces variables, on a souvent recours à des techniques d'estimation (capteurs logiciels) pour suivre l'évolution de leurs valeurs. La figure 2.3 présente le schéma de principe de l'estimation d'état à partir des grandeurs mesurées (les signaux d'entrée et les signaux de sortie du système).

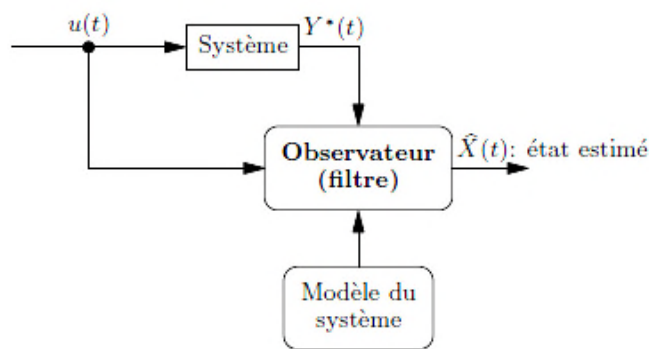


Figure 2.4 : Principe de l'estimation d'état

2.4.3.2 Technique de génération de résidus

Les résidus sont des signaux qui reflètent l'écart entre un modèle et le système à surveiller, comme indique par la figure 2.4 ces résidus dépendent de la technique avec laquelle ils ont été générés. Ces techniques d'extraction des résidus visent à fournir des signaux significatifs et exploitables pour détecter la présence d'une défaillance spécifique. En mode sain, ces résidus doivent s'approcher de zéro et refléter la présence d'un défaut en prenant des valeurs significatives.

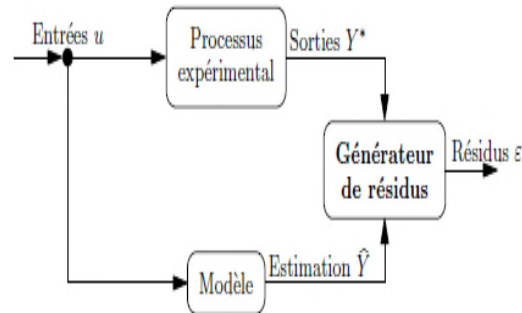


Figure 2.5 : Génération des résidus

2.4.3.3 Techniques d'identification

Les techniques d'identification ont pour objectif de déterminer un modèle dynamique du système à surveiller à partir de mesures expérimentales, d'entrée et de sortie. L'idée fondamentale est que les paramètres caractérisant ce modèle identifiés vont être sensibles aux défauts actant la machine, et vont donc permettre par leurs variations de caractériser ces défauts ; on trouvera dans une formalisation de ce principe.

L'estimation des paramètres du modèle est assurée par un algorithme de minimisation de l'erreur entre la sortie du modèle et celle de la machine, la figure 3.6 traduit cette procédure, appelée aussi méthode du modèle.

Plusieurs techniques d'identification basées sur la minimisation d'un critère quadratique sont utilisables ; on peut les classer selon :

- Techniques à erreur d'équation
- Techniques à erreur de sortie
- Filtre de Kalman étendu

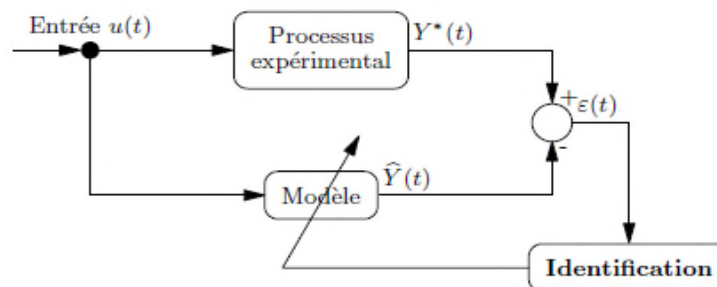


Figure 2.6 : Principe des techniques d'identification

2.4.3.4 Méthodes de diagnostic sans modèle analytique

Ces méthodes ne nécessitent pas forcément de modèle précis du système mais reposent plutôt sur une reconnaissance de signatures. Les signatures de défauts, obtenues par modélisation ou par mesure sur maquette, sont généralement classées dans une base de données. L'analyse est réalisée par une interprétation du type signal ou par système expert.

Les défauts, étudiés par ces méthodes de diagnostic sont :

- Les ruptures de barres ou de portions d'anneaux au rotor,
- L'excentricité statique et dynamique,
- La défaillance des paliers,
- Le court-circuit entre spires au stator.

2.4.3.5 Méthode par traitement de signal

Pour des raisons de simplicité et d'efficacité, l'approche signal est très utilisée actuellement en diagnostic. Cette approche repose sur la connaissance du comportement du système sain, elle est ensuite comparée avec les signaux mesurés. Les méthodes courantes d'analyse des signaux de diagnostic en régime transitoire et en régime permanent sont l'analyse spectrale, le spectrogramme, l'analyse temporelle et la distribution de Wigner-Ville.

Les approches basées sur l'analyse de la signature spectrale sont les plus couramment rencontrées pour détecter la présence d'une anomalie. Le principal défaut de l'analyse spectrale est qu'elle est très sensible à la qualité de la mesure, ainsi qu'à la fréquence d'échantillonnage et au nombre d'échantillons. Les procédures de surveillance de fonctionnement sont généralement orientées vers des défaillances spécifiques intervenant sur l'une des trois parties de la machine : le stator, le rotor ou les paliers.

2.4.3.6 Méthode par intelligence artificielle (IA)

L'intelligence artificielle est de plus en plus utilisée dans le domaine de la supervision et du diagnostic, elle a permis d'augmenter l'efficacité et la fiabilité du diagnostic. Dans le domaine de la supervision des machines électriques, les industriels et les chercheurs ont de plus en plus recours à ce genre de technique pour augmenter l'efficacité du système.

En fait, le terme « Intelligence Artificielle » comprend diverses techniques telles que les systèmes experts, les réseaux de neurones, la logique floue, qui peuvent être utilisées de manière indépendante ou combinées pour améliorer leur efficacité. Ces méthodes sont intéressantes même si elles nécessitent une phase d'apprentissage initial qui est critique pour un fonctionnement optimal. La phase d'apprentissage nécessite un ensemble important d'exemples comme elle peut être trompeuse ou peut produire des résultats limites à un ensemble de systèmes.

a- Les réseaux de neurones artificiels

Imitent la structure neuronale d'un cerveau humain. Ils sont formés par un réseau complexe de blocs arithmétiques simples. Ils peuvent facilement représenter les systèmes non linéaires multi-entrées/multi-sorties. Cette technique a largement été utilisée dans le domaine du diagnostic des machines électriques selon plusieurs démarches et techniques:

- apprentissage à partir de signaux temporels ou fréquentiels issus de simulation ou d'expérimentation.
- diagnostic en temps réel et autonome.
- mise à jour dynamique de la structure du réseau.
- filtrage des transitoires, des perturbations et du bruit.
- détection des défauts dès leur naissance.

b- La logique floue

Traduit la perception humaine des valeurs, elle ne se limite pas à des valeurs "vrai, faux" comme la logique traditionnelle. Elle offre une large fourchette de valeurs intermédiaires. Les systèmes flous sont capables de traiter des variables naturelles via des conditions floues "si-alors". Les systèmes flous adaptatifs exploitent les facultés d'apprentissage des réseaux de neurones ou la robustesse des algorithmes génétiques dans le domaine de l'optimisation des paramètres du système à étudier, afin de prendre en considération les connaissances a priori et l'expertise humaine dans le domaine. Nous pouvons trouver dans la littérature. Plusieurs articles exploitant cette technique dans le domaine du diagnostic et de la surveillance des machines électriques, avec des objectifs variés :

- détection d'un fonctionnement anormal et localisation de la défaillance.
- évaluation des indices de performance.
- construction de bases de données issues de l'expertise humaine, et formulation sous forme de règles conditionnelles " si-alors ".
- conception de systèmes adaptatifs pour le diagnostic.

c- La technique neuro-floue

Est la des deux techniques précédentes qui est très intéressante pour le diagnostic et la surveillance de machines asynchrones. En effet, les réseaux de neurones adaptatifs peuvent générer le système flou correspondant d'une manière autonome. Cette génération des règles est faite à partir des exemples d'apprentissage, en minimisant ainsi l'intervention de l'expert lors de la formulation des règles conditionnelles. L'application de l'IA est d'une grande aide dans l'automatisation de la procédure du diagnostic, elle permet de profiter de l'expertise humaine dans le domaine en question.

2.4.4 Méthodes basées sur les données

Certains chercheurs décomposent les méthodes de diagnostic de défauts en deux grandes catégories, comme proposé par [5] :

1. Schémas basés sur le modèle ;
2. Schémas basés sur les données (sans modèle a priori).

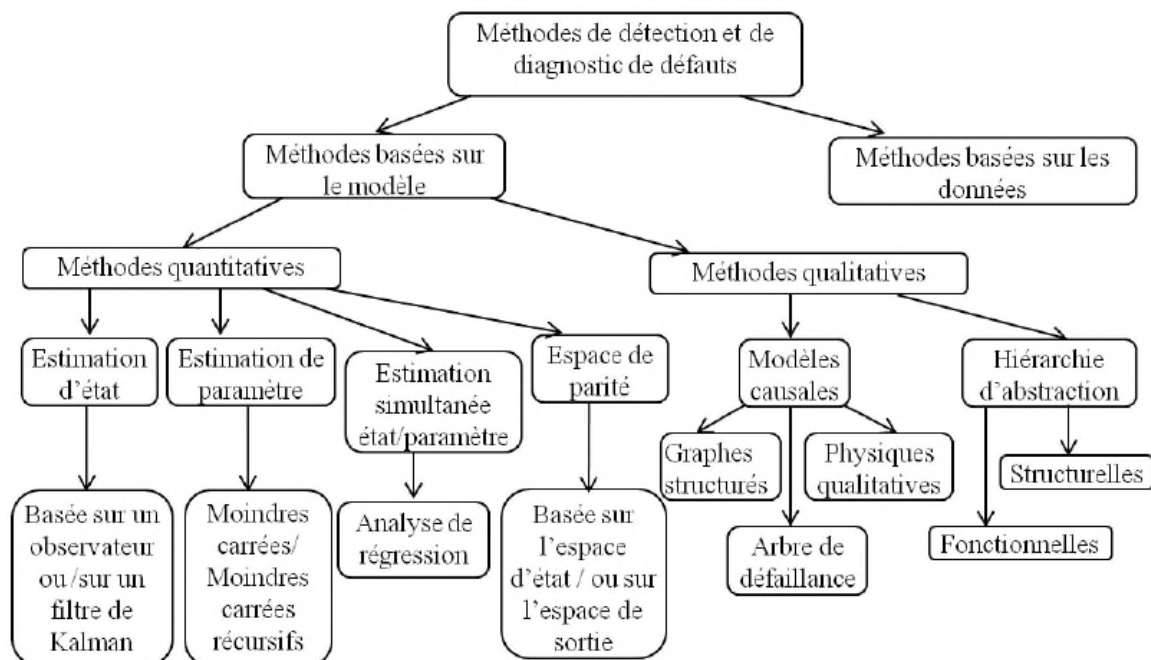


Figure 2.7 : Classification des méthodes de diagnostic de défauts basées sur le modèle

La disponibilité d'une grande quantité des données ainsi que les inconvénients des méthodes basées sur le modèle (comme la nécessité d'avoir un modèle précis), ont encouragé la croissance des méthodes de diagnostic basées sur les données. Ces méthodes font appel à des procédures d'apprentissage et de reconnaissance de forme, à la logique floue ou à l'intelligence artificielle afin de générer les symptômes de défaut qui seront analysés pour fournir la décision de diagnostic de défaut.

Les méthodes basées sur les données sont appropriées pratiquement pour n'importe quel type de problème pour lequel d'importantes quantités de données mesurées représentatives du fonctionnement du système sont disponibles.

La Figure 2.8 répertorie les différentes méthodes de diagnostic de défauts basées sur les données.

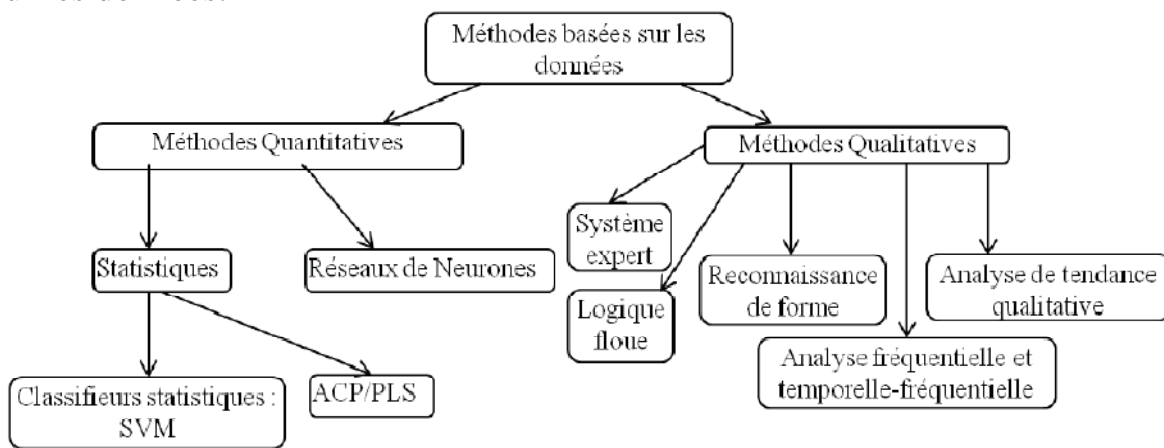


Figure 2.8 : Méthodes de diagnostic à base de données

L'application des méthodes basées sur les données pour le diagnostic de défaut est réalisée en plusieurs étapes : l'acquisition et prétraitement des données, l'extraction des caractéristiques importantes, et la validation du modèle. Selon l'objectif visé (modélisation ou diagnostic), ces étapes sont à adapter.

2.4.4.1 Etapes de mise en œuvre des méthodes basées sur les données

Dans l'objectif de diagnostic, les méthodes statistiques permettent de relier les entrées et sorties du système au type de situation (défectueuse ou normale pour différents défauts). L'application des méthodes basées sur les données pour le diagnostic de défaut est réalisée en plusieurs étapes :

- *Acquisition des données*

Cette étape concerne l'accueil (collection) et la préparation (prétraitement) des données. Ces données peuvent être échantillonnées dans le domaine temporel ou fréquentiel avec un intervalle d'échantillonnage adapté à la dynamique du procédé.

- *Prétraitement des données*

Le prétraitement des données est nécessaire pour réduction du bruit, la suppression des valeurs aberrantes, le traitement des valeurs manquantes et la normalisation des données.

- *Sélection et extraction des variables pertinentes*

L'utilisation de toutes les caractéristiques peut rendre le modèle de classification moins précis et non robuste au bruit et donc diminuer ses performances.

- *Modélisation*

On attend des méthodes basées sur les données utilisées pour le diagnostic de défaut de relier les entrées + sorties au type de situation (défectueuse ou normale pour différents défauts). Un modèle comportemental (ou empirique) est attendu, contrairement aux méthodes basées sur les modèles qui utilisent le modèle fondamental du système.

- *Validation du modèle*

Le critère de choix du modèle dépend de sa capacité d'ajustement sur les données d'apprentissage (estimation) et de test (validation). Un modèle avec un grand aspect de généralisation est capable de représenter le mieux la réalité. Et si deux modèles ont presque les mêmes performances d'ajustement, on choisit celui dont la structure est la plus simple.

Les indices de performances suivants sont utilisés pour le choix du meilleur modèle :

Erreur quadratique moyenne (MSE) « *Mean Squared Error* » :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \hat{z}_i)^2$$

Erreur absolue moyenne (MAE) « *Mean Absolute Error* » :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |z_i - \hat{z}_i|$$

Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) « *Normalized Mean Squared Error* » :

$$NMSE = \frac{1}{\sigma^2} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \hat{z}_i)^2$$

Il faut que $NMSE < 1$.

Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) « *Root Mean Squared Error* »

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \hat{z}_i)^2}$$

La somme relative des erreurs quadratiques (RSSE) « *Relative Sum of Squared Error* » :

$$RSSE = \frac{\sum_{i=1}^N (z_i - \hat{z}_i)^2}{\sum_{i=1}^N z_i^2}$$

Le coefficient de détermination R^2

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (z_i - \hat{z}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2}$$

z_i et \hat{z}_i sont respectivement la sortie et son estimée de l'échantillon i

Bibliographie

- [1] Zwingelstein, G. : *Diagnostic des Défaillances Théorie et Pratique pour les Systèmes Industriels*, Editions Hermès, 1995
- [2] Raison, B. ,Rostaing, G. ,Butscher, O. ,Maroni, C.S. : *Investigations of algorithms for bearing fault detection in induction drives*, 28th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'02), vol.2, Novembre 2002, pp.1696-1701.
- [3] Ondel O., *Diagnostic par reconnaissance des formes : Application à un ensemble convertisseur - machine asynchrone*, Thèse de doctorat de l'École Centrale de Lyon, 2006.
- [4] Dubuisson, B. : *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Hermes, Paris, 1990.
- [5] Zhang, Y., Jiang, J., 2008. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems. *Annual Reviews in Control* 32, 229-252.

Chapitre 3

La Transformée de Huang-Hilbert

3.1 Représentation temps fréquence d'un signal

3.1.1 Définitions

- **Système linéaire et non-linéaire**

Un système non-linéaire est un système pour lequel le principe de superposition ne s'applique pas. Dans un système linéaire, la somme de causes produit une somme correspondante d'effets et il suffit d'étudier séparément les comportements individuels des composantes puis de les additionner pour déduire le comportement du tout.

- **Signal stationnaire et non-stationnaire**

La notion de stationnarité est une propriété relative aux processus aléatoires. Un signal est dit stationnaire si ses propriétés statistiques (moyenne, variance, écart type ...) sont invariantes par translation de l'origine des temps. Les signaux non-stationnaires sont donc caractérisés par une dépendance vis-à-vis du temps. Or, en pratique, la grande majorité des signaux rencontrés sont non-stationnaires.

- **Le principe d'incertitude d'Heisenberg**

Le principe d'incertitude de Heisenberg vient de la mécanique quantique et décrit l'impossibilité, par exemple, de connaître simultanément la position et la vitesse d'une particule. Une représentation temps-fréquence donne une mesure pour une fréquence à un instant donné. Lorsque ces variables sont liées par la TF , on alloue une incertitude pour le temps et pour la fréquence : c'est le principe d'incertitude d'Heisenberg.

3.1.2 Signal multi-composantes et mono-composante

Les notions de mono/multi composantes d'un signal passent par la définition des signaux dits à modulation d'amplitude et modulation de fréquence (AM-FM). Un signal AM-FM multi-composantes $x(t)$ peut être représenté par le modèle suivant :

$$x(t) = \sum_{k=1}^N x_k(t) + n(t) \quad (3.1)$$

Avec $n(t)$ un bruit additif (représentant toutes les composantes indésirables), et N le nombre de composantes. Dans cette représentation, $x_k(t)$ est un signal mono-composante décrit par une Amplitude Instantanée (AI) $a_k(t)$ et une Fréquence Instantanée (FI) $f_{ik}(\tau)$ telle que la forme complexe $z_k(t)$ associée à $x_k(t)$ peut s'écrire :

$$z_k(t) = a_k(t) \cdot e^{j\omega_k(t)} \quad (3.2)$$

$$\omega_k(t) = 2\pi f_{ik}(t) \quad (3.3)$$

Dans ce modèle, si $N = 1$, le signal est dit mono-composante et si $N \geq 2$, le signal est dit multi-composantes.

Dans le cas le plus général, un signal $x(t)$ peut être considéré comme un signal AM-FM multi-composantes ou du moins comme la contribution de plusieurs signaux AM-FM (Fig3.1).

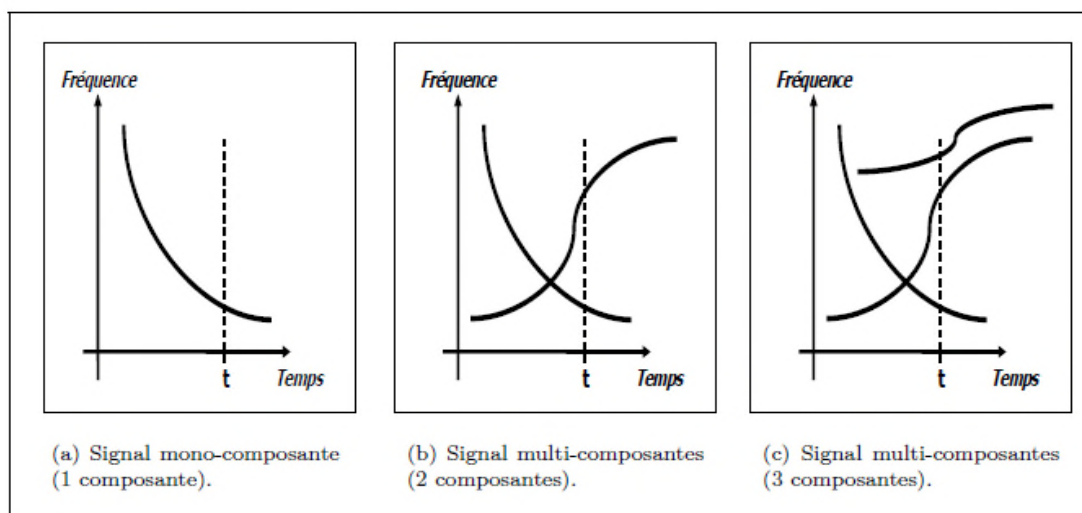


Figure 3.1 : Exemple de signaux mono et multi-composantes : évolution théorique des FI au cours du temps

3.1.3 Signal mono-composante et fréquence instantanée

L'introduction des concepts d'AI et de FI d'un signal paraît assez intuitive notamment en communication où les signaux utilisés sont de type AM-FM.

Cependant, le problème de la définition et de l'estimation de la FI n'est pas si évident.

La raison essentielle provient de la dualité entre le temps et la fréquence, notion illustrée par la relation d'incertitude.

Afin de définir une notion de FI, il est commode de s'appuyer sur un signal $x(t)$ associé à une idée de régime permanent et de stabilité au cours du temps.

Soit un signal strictement sinusoïdal (ou monochromatique) décrit par l'équation :

$$x(t) = a \cos(\omega t + \phi) \quad (3.4)$$

Ce signal est caractérisé par trois paramètres : l'amplitude a , la pulsation ω ou la fréquence f définie par $\omega = 2\pi f$, et la phase à l'origine ϕ .

On pourrait imaginer d'étendre ce point de vue à des situations évolutives en rendant la constante a dépendante du temps et en introduisant dans la fonction cosinus un argument dont la dérivée serait aussi fonction du temps (dans ce cas le signal n'est plus strictement monochromatique) :

$$x(t) = a(t) \cos(\phi(t)) \quad (3.5)$$

où $\phi(t)$ est la phase instantanée du signal $x(t)$.

Il est clair que la connaissance de $a(t)$ et de $\phi(t)$ définit sans ambiguïté le signal $x(t)$.

Malheureusement, cette expression n'est pas unique et, à l'inverse du cas monochromatique, il apparaît une infinité de couples $(a(t), \phi(t))$ capables de décrire le signal $x(t)$. Si l'on souhaite une relation bijective (biunivoque) entre $x(t)$ et le couple $(a(t), \phi(t))$, il faut introduire des conditions particulières permettant d'obtenir un seul et unique couple a à partir de $x(t)$. Bien évidemment, l'AI doit être une grandeur positive et $\phi(t)$ définie modulo 2π . La méthode la plus utilisée en supposant que le signal soit mono-composante, repose sur la Transformée de Hilbert (TH) que nous verrons plus en détail dans les paragraphes suivants.

3.1.4 Fréquence instantanée, signal mono-composante et largeur de bande

La définition de la FI donnée ci-dessus suppose qu'à chaque instant il y a une seule et unique fréquence et par conséquent que le signal est mono-composante.

Malheureusement, il n'y a pas de définition précise pour juger si un signal est mono-composante ou pas. A défaut d'une telle définition, on impose au signal d'être à bande étroite afin que la FI estimée à partir de l'équation (3.5) ait un sens physique ; la largeur de bande d'un signal peut être définie, par exemple, par les moments du spectre du signal. Le nombre de passages par zéro par unité de temps du signal est donné par :

$$N_0 = \frac{1}{\pi} \left(\frac{m_2}{m_0} \right)^{1/2} \quad (3.6)$$

Et celui du nombre d'extrema est donné par :

$$N_1 = \frac{1}{\pi} \left(\frac{m_4}{m_2} \right)^{1/2} \quad (3.7)$$

Avec m_i le moment d'ordre i du spectre. Ainsi le paramètre L_b défini par la relation entre N_0 et N_1 :

$m_i = E[X^n] = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n p_X(x) dx \quad \forall n \in N$, $p_X(x)$ étant la densité de probabilité de la variable aléatoire X .

$$N_1^2 - N_0^2 = \frac{1}{\pi^2} \frac{m_4 m_0 - m_2^2}{m_2 m_0} = \frac{1}{\pi^2} L_b^2 \quad (3.8)$$

Est une mesure standard de la largeur de bande. Pour un signal bande étroite, L_b tend vers zéro et par conséquent le nombre d'extrema doit être égal au nombre de passages par zéro.

3.2 Transformée de Hilbert

3.2.1 Introduction

Tout signal sinusoïdal réel $A \cos(\omega t + \varphi)$ peut être transformé en un signal complexe $A e^{j(\omega t + \varphi)}$ en générant une composante en quadrature de phase : $A \sin(\omega t + \varphi)$, servant de partie imaginaire :

$$A e^{j(\omega t + \varphi)} = A \cos(\omega t + \varphi) + j A \sin(\omega t + \varphi) \quad (3.9)$$

Pour les signaux plus compliqués qui sont exprimables par une somme de plusieurs sinusoïdes, nous pouvons utiliser un filtre qui déphase chaque composante d'un quart de période, cette méthode est appelée la transformée de Hilbert.

Soit $H[x(t)]$ la sortie de l'instant t du filtre quadrature de Hilbert appliqué au signal $x(t)$. Idéalement ce filtre a une magnitude de 1 pour toutes les fréquences et introduit un décalage de $-\frac{\pi}{2}$ pour chaque fréquence positive et $+\frac{\pi}{2}$ pour chaque fréquence négative.

La transformée de Hilbert est définie par :

$$H\{x(t)\} = y(t) = \frac{1}{\pi} VP \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(t')}{t-t'} dt' \quad (3.10)$$

VP est la valeur principale de Cauchy définie par :

$$VP \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t')}{t-t'} dt' = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left[\int_{-\infty}^{t-\epsilon} \frac{x(t')}{t-t'} dt' + \int_{t+\epsilon}^{\infty} \frac{x(t')}{t-t'} dt' \right] \quad (3.11)$$

$y(t)$: est le conjugué de $x(t)$.

$x(t)$ peut être représentée comme étant l'inverse de la transformée de Hilbert de $y(t)$, tel que :

$$x(t) = \{H^{-1}(y(t))\} = -\frac{1}{\pi} VP \int_{-\infty}^{\infty} \frac{y(t')}{t-t'} dt' \quad (3.12)$$

D'après la relation (3.10) nous pouvons observer que la fonction $y(t)$ est déterminée par la convolution de $x(t)$ avec la réponse impulsionnelle du filtre de Hilbert égal à $\frac{1}{\pi t}$:

$$y(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (3.13)$$

Cette relation permet de calculer la densité spectrale de $y(t)$ qui est :

$$Y(j\omega) = TF\{y(t)\} = TF\{x(t)\} \cdot TF\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} \quad (3.14)$$

$$\text{Nous avons : } Y(j\omega) = X(j\omega) \cdot TF\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} \quad (3.15)$$

Le gain complexe du filtre de Hilbert est :

$$TF\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} = -j \operatorname{sgn}(\omega) \quad (3.16)$$

$$\text{Ainsi : } Y(j\omega) = X(j\omega) \cdot [-j \operatorname{sgn}(\omega)] \quad (3.17)$$

$$Y(j\omega) = \begin{cases} -jX(j\omega), & \omega > 0 \\ jX(j\omega), & \omega < 0 \end{cases} \quad (3.18)$$

Comme résultat ; nous pouvons dire que la fonction de la densité spectrale du signal conjugué de $x(t)$ est obtenu par le changement de phase de la densité spectrale de $X(j\omega)$ par $\mp \frac{\pi}{2}$.

$$\text{Le résultat est : } H\{x(t)\} = y(t) = TF^{-1}\{Y(j\omega)\} \quad (3.19)$$

La transformée inverse de Hilbert est défini Sant la relation (3.10), nous donne :

$$x(t) = H^{-1}\{y(t)\} = -H\{y(t)\} \quad (3.20)$$

En prenant en compte la relation 3.18, il en résulte que :

$$x(t) = \begin{cases} TF^{-1}\{jY(j\omega)\}, & \omega > 0 \\ TF^{-1}\{-jY(j\omega)\}, & \omega < 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

Afin d'introduire la méthode de Hilbert permettant l'estimation de la FI et de la AI, il est nécessaire d'associer a un signal réel $x(t)$ un signal analytique.

3.2.2 Signal analytique

Soit un signal $x(t)$ tel que :

$$x(t) = a(t) \cos \theta(t) \quad (3.22)$$

Le signal analytique associé à $x(t)$ est :

$$Z_x(t) = S[x(t)] \quad (3.23)$$

$S(\cdot)$: opération pour avoir le signal analytique.

Il est alors nécessaire d'imposer au signal $Z_x(t)$ les deux conditions ci-dessous.

- Premièrement, comme il s'agit d'une extension au cas général d'une approche qui doit s'appliquer au cas sinusoïdal, on impose la condition :

$$S[\cos(\omega t)] = \exp(j\omega t), \forall \omega > 0 \quad (3.24)$$

- Deuxièmement, l'opération doit être linéaire : si l'AI de $x(t)$ est $a(t)$ alors celle $\alpha x(t)$ doit être $\alpha a(t)$ Par extension, il suffit d'imposer que l'application $S[\cdot]$ soit un filtrage linéaire.

Un signal analytique $Z_x(t)$ est défini par :

$$Z_x(t) = x(t) + iy(t) = x(t) + jH\{x(t)\} = a(t)e^{j\varphi(t)} \quad (3.25)$$

$$\text{et : } Z_x(j\omega) = \text{TF}\{Z_x(t)\} = X(j\omega) + jY(j\omega) \quad (3.26)$$

On note que la partie réelle de $Z_x(t)$ lui-même et que la partie imaginaire est obtenue à partir d'un filtre linéaire de Hilbert noté H en quadrature avec x(t). La fonction $Z_x(t)$ ainsi déterminée a la propriété de filtrer toutes les fréquences négatives de x(t).

Les paramètres a(t) et $\theta(t)$ du signal x(t) peuvent alors être déterminés de manière claire comme le module et l'argument $Z_x(t)$ pour qui la transformée de Fourier est nulle pour les fréquences négatives. Il est à mettre en opposition avec un signal sinusoïdale réel (ex : cos wt) dont le spectre est constitué de ω et $-\omega$.

En se référant à la relation 3.15 on a :

$$\begin{aligned} Z_x(j\omega) &= X(j\omega) + j[-j\text{sgn}\omega]X(j\omega) = \\ X(j\omega)[1 + \text{sgn}\omega] &= 2X(j\omega)U(\omega) \end{aligned} \quad (3.27)$$

Où U(ω) désigne l'échelon unité de Heaviside. $Z_x(t)$ est complexe avec un encombrement spectral deux fois plus petit que celui du signal réel x(t). La relation 3.27 revient à supprimer les fréquences négatives du spectre original ce qui ne diminue en rien l'information, puisque pour un signal $X(t) \in \mathbb{R}$, nous avons la relation suivante :

$$\begin{cases} X(j\omega) = \frac{1}{2}[Z(j\omega) + Z^*(-j\omega)] \\ Y(j\omega) = \frac{1}{2}[Z(j\omega) - Z^*(-j\omega)] \end{cases} \quad (3.28)$$

$$Z^*(j\omega) = X(j\omega) - jY(j\omega)$$

<i>Signal</i>	<i>Transformé de Hilbert</i>
$U(t)$	$H\{u(t)\}$
$\sin(t)$	$-\cos(t)$
$\cos(t)$	$\sin(t)$
$\frac{1}{t^2 + 1}$	$\frac{t}{t^2 + 1}$
$\frac{\sin(t)}{t}$	$\frac{1 - \cos(t)}{t}$
$\text{Rec}(t)$	$\frac{1}{\pi} \ln \left \frac{1 + \frac{1}{2}}{t - \frac{1}{2}} \right $
$\delta(t)$	$\frac{1}{\pi t}$

Tableau 3.1 : Table des transformations usuelles de Hilbert dans le domaine continu

Ainsi par construction, les notions d'amplitude et de phase d'un signal réel $x(t)$ non-stationnaire sont associées à un unique signal complexe $Z_x(t)$ dont le module et l'argument définissent respectivement les grandeurs :

amplitude instantanées AI

$$AI = |Z_x(t)| = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \quad (3.29)$$

et phase instantanée

$$\theta(t) = \arg z_x(t) = \arctan \left(\frac{y(t)}{x(t)} \right) \quad (3.30)$$

La fréquence instantanée FI de $z(t)$, et donc de $x(t)$; n'est autre que la dérivée de la phase instantanée :

$$F(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3.31)$$

La figure 3.2 résumé le principe d'estimation de la FI et de l'AI par l'intermédiaire d'un signal analytique.

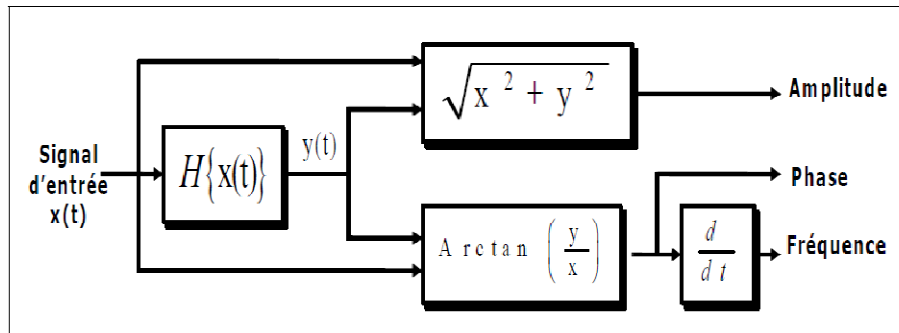


Figure 3.2 : Principe d'estimation de la FI et de AI via le signal analytique $Z_x(t)$ et $x(t)$

La transformée de Hilbert présente une limitation forte dans la mesure où elle n'est applicable qu'aux signaux qui peuvent se représenter par une fréquence unique à chaque instant. En effet, si le signal contient deux composantes de cette forme, la définition du couple amplitude /fréquence instantanée à partir du signal analytique ne fournit qu'un seul couple amplitude /fréquence instantanées pour les deux composantes et l'interprétation de ce couple est alors loin des fréquences et amplitude instantanées des deux composantes. Pour éviter ce problème, une nouvelle méthode appelée DME pour « Empirical Mode Decomposition » a été développée afin de séparer les composantes d'un signal.

3.3 Décomposition modale empirique (EMD)

La décomposition modale empirique est une méthode algorithmique de décomposition spectrale adaptative (entièrement pilotée par les données), qui est définie par un processus appelé tamisage (*sifting*) permettant de décomposer un signal en fonctions de base : au lieu d'analyser le signal dans une base fixe comme avec Fourier. Ces fonctions de base, appelées *IM* (Intrinsic Mode Functions), sont des signaux de type *AM - FM* de moyenne nulle.

La méthode d'extraction des *IMF* est non-linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. La décomposition en *IMFs* est locale, c'est-à-dire qu'on considère les signaux à l'échelle de leurs oscillations locales (la méthode opère à l'échelle d'une oscillation). En se basant essentiellement sur les variations (ou oscillations naturelles) du signal, la *DME* permet une interprétation des phénomènes physiques présents. Elle est aussi itérative, séquentielle et entièrement pilotée par les données. En plus de sa capacité à décrire ponctuellement et de manière instantanée les fréquences d'un signal, problème non résolu par l'analyse de Fourier, la *DME* est bien adaptée à l'étude des signaux non-stationnaires et/ou générés par des systèmes non-linéaires.

Cependant la *DME* est simplement définie par un algorithme et elle ne possède pas de cadre théorique pour le moment. Dans la plupart des cas, les études menées sur la *DME* se font avec des simulations numériques extensives et dans des conditions contrôlées. Malgré le manque actuel de formalisme mathématique pour décrire la *DME*, il a été démontré que ce manque ne remet pas en cause les réelles capacités d'analyse des signaux par la *DME* ou par ses dérivées telle que la THH. En effet, cette technique a été appliquée avec succès à des données réelles dans des domaines tels que l'océanographie et l'étude des phénomènes climatiques, la sismologie, le contrôle non destructif, l'acoustique sous-marine, ou la biologie.

3.3.1 Principe de la décomposition

On veut décomposer le signal en plusieurs fonctions, pour lesquelles une définition de la fréquence instantanée sera possible. On introduit ainsi la notion de *fonction de mode intrinsèque* ou *intrinsic mode function* (*IMF*), classe de fonctions vérifiant deux conditions de symétrie, nécessairement vérifiées par les sinusoides, mais plus faibles :

- Le nombre de zéros et le nombre d'extrema diffèrent d'au plus un.
- La moyenne *locale* est nulle.

La seconde condition est la plus importante. En effet, pour un signal de moyenne locale (en un sens discuté dans le paragraphe suivant), la condition sur le nombre de zéros et d'extrema est directement vérifiée. Ainsi, algorithmiquement, seule la deuxième condition sera recherchée.

Pour illustrer la décomposition, nous considérons l'exemple simple d'un signal $x(t)$ forme de deux contributions : une oscillation rapide et une autre lente :

$$\underbrace{x(t)}_{\text{signal}} = \underbrace{d(t)}_{\text{oscillation(a)}} + \underbrace{m(t)}_{\text{tendance(b)}} \quad (3.32)$$

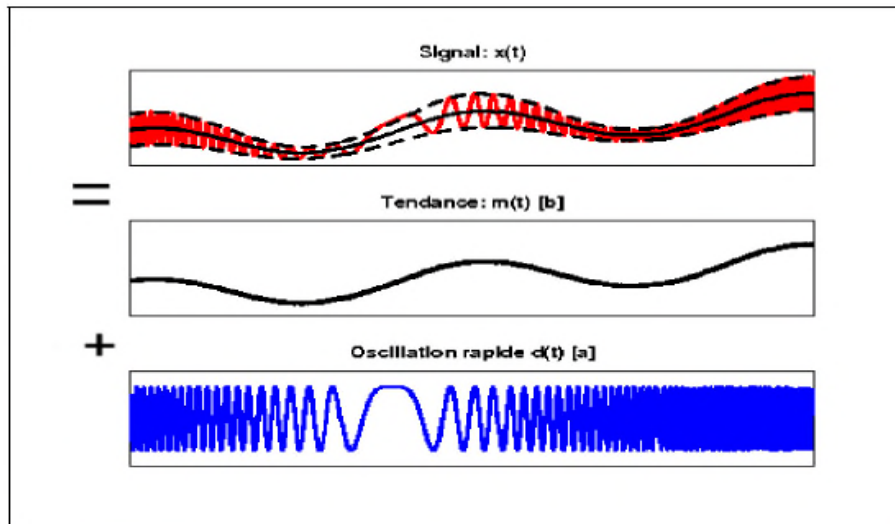


Figure 3.3 : Principe de l'EMD : « oscillation rapide »(a) + « oscillation lente » (tendance) (b)

Ainsi, la reconstruction du signal $x(t)$ est réalisée en sommant les deux courbes point par point (on parle de décomposition géométrique) (Fig. 3.3). Notons que, par construction la tendance $b(t)$ du signal contient localement des oscillations de plus basse fréquence que celle de l'oscillation rapide. Ce résultat peut être généralisé à toutes les contributions comme suit : chacune contient localement des oscillations de plus basse fréquence que celle extraite précédemment.

Conceptuellement, la mise en place de la méthode permettant de décrire cette décomposition est assez simple :

Il suffit de considérer le signal à l'échelle de ses oscillations locales, de soustraire l'oscillation la plus rapide du signal et de réitérer le processus sur le résidu de manière à écrire le signal $x(t)$ comme une combinaison finie d'oscillations.

Le signal $x(t)$ peut alors s'écrire :

$$x(t) = \sum_{j=1}^N IMF_j(t) + r(t), \quad N \in \mathbb{N}^* \quad (3.33)$$

où $IMF_j(t)$ est la j° oscillation, $r(t)$ le résidu de la décomposition et N le nombre d'IMF (ou modes).

L'approche proposée repose entièrement sur les caractéristiques oscillatoires de $x(t)$. Cette décomposition est entièrement pilotée par les données du signal (ou data driven) et adaptée à celui-ci. C'est pourquoi le nom de fonction modale intrinsèque (IMF) a été retenu, principalement car il associe naturellement l'idée de décrire un signal $x(t)$ suivant ses différents modes d'oscillations naturelles. La méthode est par construction, d'après (Eq3.39), une décomposition complète, N étant fini. En effet, si l'on additionne toutes les IMFs ainsi que le résidu alors, on reconstruit linéairement le signal original sans perte ou déformation de l'information initiale.

Définition : Une IMF (ou mode empirique) est une fonction telle que :

$$IMF: \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ t \rightarrow IMF_j(t) \end{cases} \quad (3.34)$$

Qui doit être :

- a. de moyenne nulle,
- b. dont les nombres d'extrema et de passages à zéro diffèrent au plus de un (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successif, une IMF passe par zéro),
- c. qui suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) naturellement de type mono-composante.

3.3.2 Processus de tamisage : principe algorithmique

Le *sifting process*, que l'on pourrait traduire par *processus de tamisage*, correspond à l'extraction d'une IMF, à partir d'un signal donné. La fonction de mode intrinsèque, ou IMF, ainsi obtenue peut être vue comme les détails du signal, de variation rapide. Pour cela, on extrait de façon itérative ces détails, jusqu'à conserver une IMF :

1. Calculer par interpolation E_{min} (resp. E_{max}), enveloppe des minima (resp. maxima) de $x(t)$.
2. Calculer la moyenne locale $m(t) = \frac{E_{min}(t) + E_{max}(t)}{2}$
3. Si $m \equiv 0$, x est déjà une IMF.
4. Sinon, itérer le processus sur les détails $c(t) = x(t) - m(t)$.

Bien que l'opération de calcul de la moyenne ne soit pas linéaire, l'algorithme tend, par construction, vers un signal de moyenne nulle. Cependant, la conservation du nombre d'extrema n'est pas assurée, et certaines itérations du processus peuvent faire apparaître des extrema supplémentaires.

On travaille ainsi à petite échelle, et on lisse les variations globales en retirant la moyenne locale. On voit de plus que la moyenne choisie, et donc l'interpolation, doivent être régulières, afin de conserver dans l'IMF les irrégularités initiales. On peut observer toutes les étapes du *sifting process* dans la figure 2 : en rouge les deux enveloppes d'interpolation, en noir la moyenne locale, et enfin la dernière courbe qui est la différence de la courbe bleue précédente avec sa moyenne locale. En noir la nouvelle moyenne locale.

Il est important de mentionner que le tamisage est répété plusieurs fois (i) jusqu'à ce que h vérifie les conditions nécessaires d'une IMF.

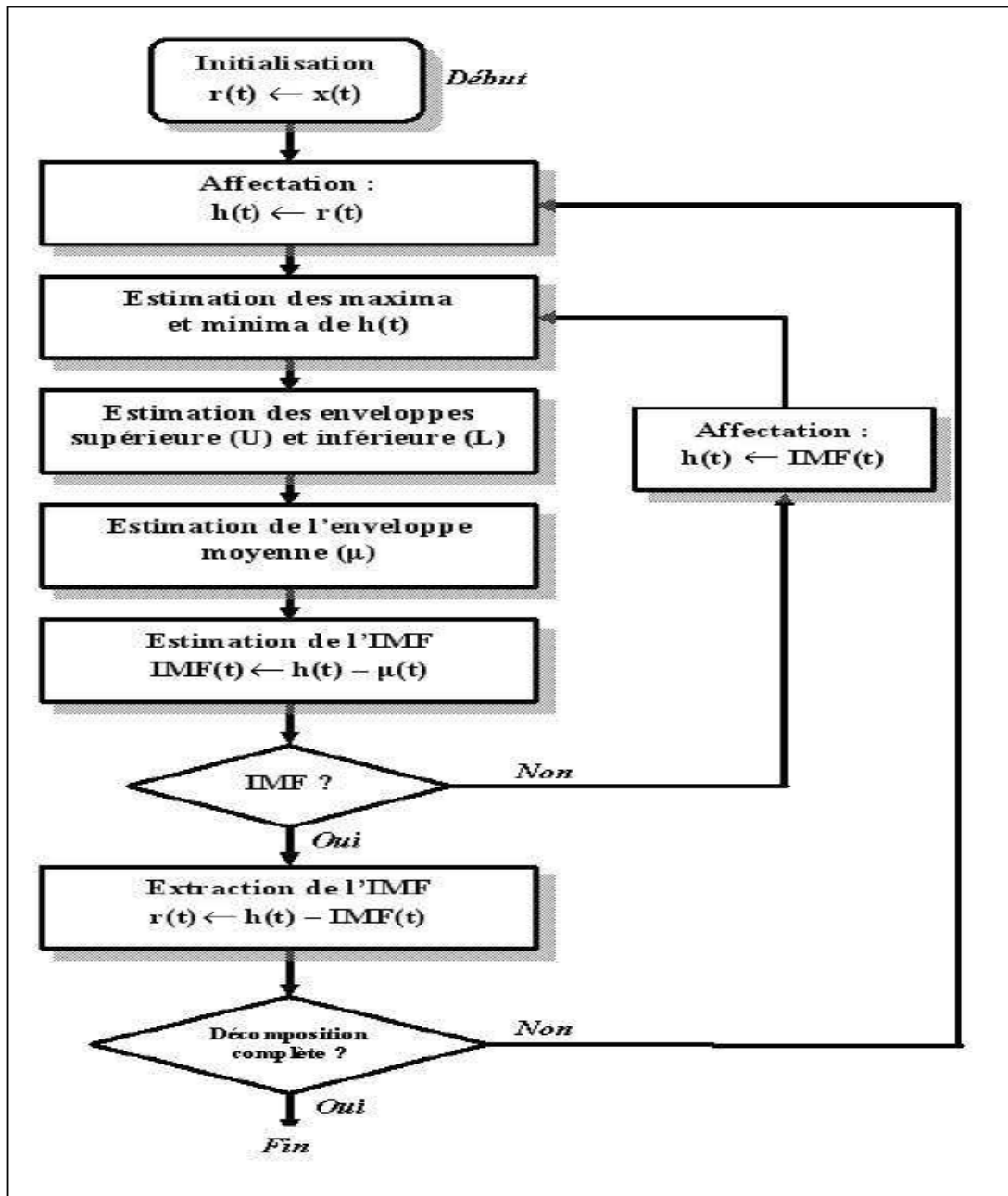


Figure 3.4 : Organigramme du Pseudo-code de l'EMD.

Pour illustrer cette méthode considérons un exemple :

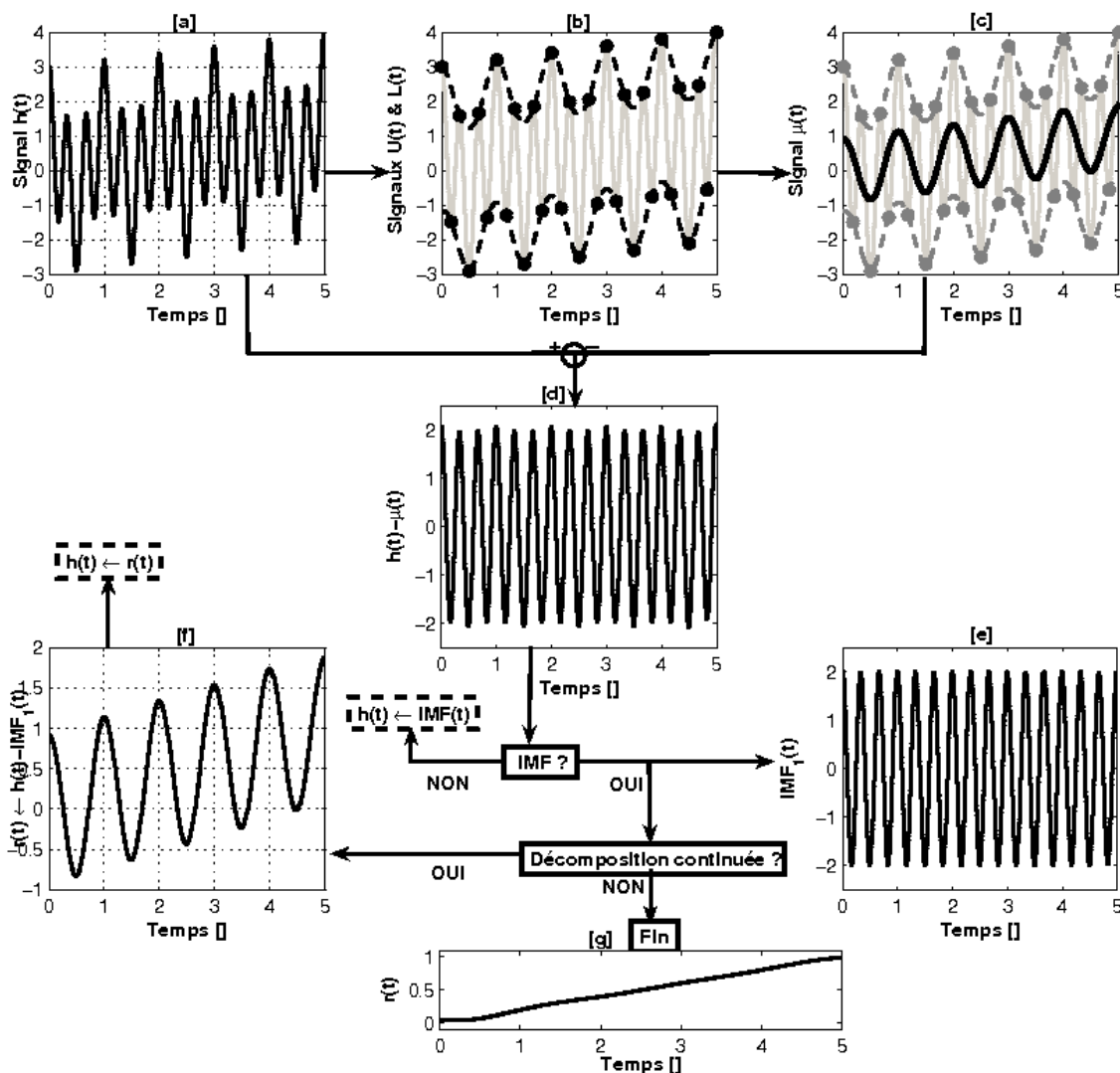


Figure 3.5 : Principe de tamisage pour l'estimation de la 1^{ère} IMF du signal test

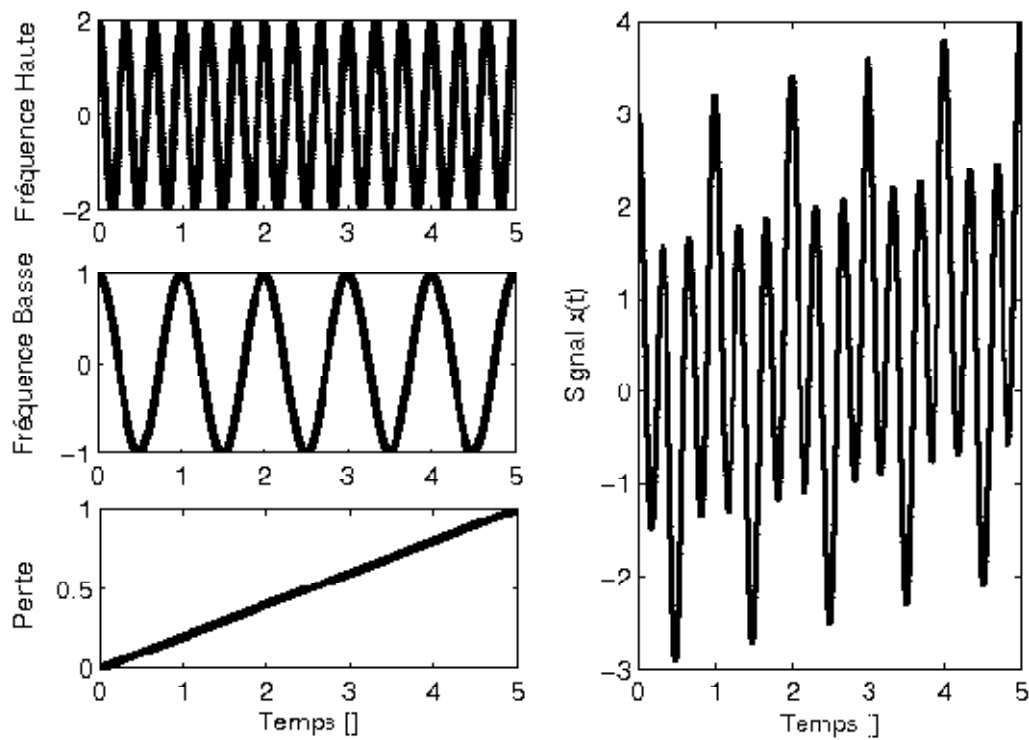


Figure 3.6 : Signal temporel test

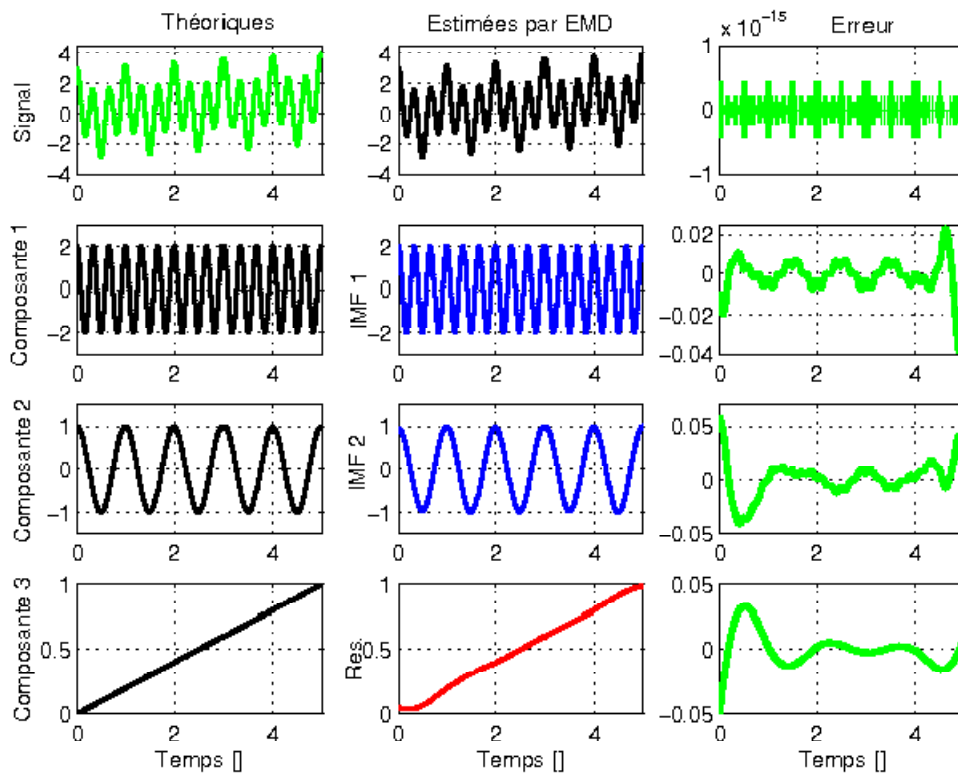


Figure 3.7: Estimation des IMF du signal test .

3.3.3. Critère d'arrêt du processus de tamisage

Comme indique précédemment, l'EMD est composée de deux boucles : l'une permet d'extraire l'IMF (qui détermine le niveau de profondeur de la décomposition) et l'autre conditionne la fonction IMF $j(t)$ de manière à valider la définition d'une IMF.

Dans la pratique (Tab3.2), la boucle de tamisage qui permet d'extraire des IMF correctement conditionnées est pilotée par un critère note $SD(i)$ de manière générale, les définitions du critère d'arrêt du tamisage reposent toutes sur le même principe : $h_{j,i}(t)$ est de moyenne nulle et symétrique. D'après la définition, c'est une des conditions d'existence d'une IMF.

Bien évidemment, l'une des premières méthodes est de ne pas appliquer de critère d'arrêt dans ce cas, nous supposons l'existence de la convergence du processus de tamisage (la moyenne de $h_{j,i}(t)$ tend vers zéro), hypothèse qui n'est pas rigoureusement démontrée à

L'heure actuelle. On se borne alors à effectuer simplement un certain nombre d'itérations sans aucun test de validation sur l'IMF extraite. Cette approche n'est pas recommandée, et il est conseillé de définir un critère plus robuste lors du tamisage.

Ainsi dans ; les auteurs proposent un critère d'arrêt $SD(i)$ reposant sur la déviation standard et est défini par :

$$SD(i) = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{i-1}(t) - h_i(t)|^2}{[h_{i-1}(t)]^2} \quad (3.35)$$

Bibliographie

- [1] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung et H.H. Liu: The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for Nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society of London, 454:903–995, 1998.
- [2] M.G. Rilling. Décompositions Modales Empiriques Contribution à la théorie, l’algorithme et l’analyse de performances. Thèse de doctorat, 2007. Université de Lyon.
- [3] A. Boashash: Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference. Elsevier Ltd., Oxford, UK, 2003.
- [4] Jean-Christophe Cexus. Analyse des signaux non-stationnaires par transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT). Acoustics. Université Rennes 1, 2005. French. <tel-00012141>.
- [5] B. Boashash: Time-Frequency Signal Analysis-Methods and Applications. Longman-Cheshire, Melbourne and John Wiley Halsted Press, New York, 1992;

Chapitre 4

Application de la Transformée de Huang-Hilbert pour le Diagnostic des Défauts Roulements

4.1 Défaillances mécaniques type roulement d'une machine asynchrone

4.1.1 Avant propos

Le roulement est un organe de base qui assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme en rotation l'un par rapport à l'autre. Sa fonction est de permettre la rotation relative de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal. La majorité des machines électriques utilisent les roulements à billes ou à rouleaux. Environ 40 % à 50 % des défauts rencontrés dans les machines asynchrones sont liés aux roulements.

Le roulement est composé des éléments suivants :

- deux bagues concentriques en acier, appelés bague intérieure et bague extérieure, comportant des chemins de roulement ;
- Des corps roulants, billes ou rouleaux généralement en acier, permettant le mouvement des deux bagues avec un frottement minimal.
- Une cage séparant et guidant les corps.

Le roulement à billes est le plus utilisé dans le monde industriel parce qu'il a le meilleur rapport performance-prix.

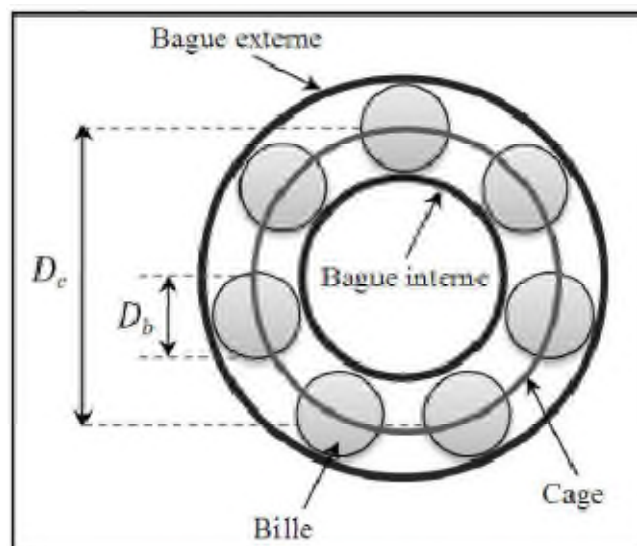


Figure 4.1 : Structure d'un roulement à billes

4.1.2 Causes des défauts de roulement

Les défauts de roulement peuvent se produire lors d'une fatigue des matériaux sous des conditions normales de fonctionnement ce qui peut accélérer

l'usure d'un roulement. Ce phénomène est accompagné par des niveaux de bruit et de vibrations croissants.

Les roulements peuvent être endommagés par des causes externes comme:

- Contamination du roulement par des particules extérieures : poussière, grains de sable, etc.
- Corrosion engendrée par la pénétration d'eau, d'acides, etc.
- Lubrification inadéquate qui peut causer un échauffement et l'usure du roulement.
- Mauvais alignement du rotor.
- Courant qui traverse le roulement et qui cause des arcs électriques.
- Installation inexacte du roulement ; en forçant incorrectement le roulement sur l'arbre du rotor ou dans les flasques (dû au désalignement), des entailles seront formées sur les chemins de roulement.

Suivant l'emplacement géométrique du défaut dans le roulement (figure 4.2), nous pouvons distinguer les types de défauts suivants :

- Défaut de bague extérieure.
- Défaut de bague intérieure.
- Défaut de billes.
- Défaut de cage.

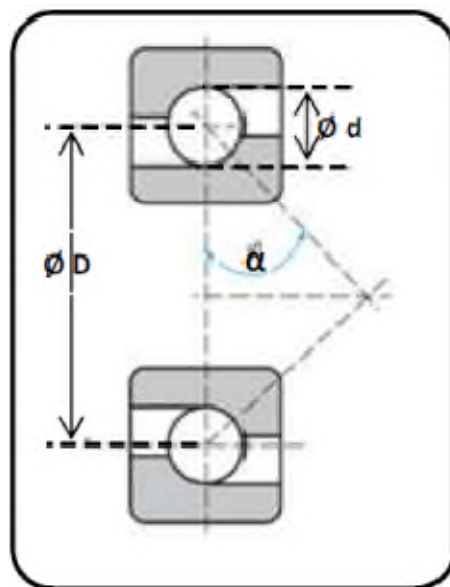


Figure 4.2 : Caractéristiques géométriques d'un roulement.

4.1.3 Fréquences caractéristiques

Chaque type de défaut a sa propre signature et est caractérisé par une fréquence fondamentale (Eqs. 4.1- 4.4), qui peut être calculée à partir de la structure et des dimensions du roulement et de la fréquence de rotation de l'arbre. En analyse vibratoire, il est donc possible d'observer certaines bandes de fréquences et d'identifier le type de défaut.

- ❑ Défaut de bague externe :

$$f_{ex} = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos\beta \right) \quad (4.1)$$

- ❑ Défaut de bague

$$\text{interne : } f_{in} = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 + \frac{D_b}{D_c} \cos\beta \right) \quad (4.2)$$

- ❑ Défaut de bille : $f_{bi} = \left\{ \frac{D_c}{2D_b} f_r \left(1 - \left(\frac{D_b}{D_c} \cos\beta \right)^2 \right) \right\}$ (4.3)

- ❑ Défaut de cage :

$$f_{ca} = \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos\beta \right) \quad (4.4)$$

Avec:

D_c : diamètre de la cage (entre les centres de deux billes opposées),

D_b : diamètre d'une bille,

β : angle de contact de la bille avec les bagues,

N_b : nombre de billes,

f_r : la fréquence de rotation du rotor.

4.2 Description du banc d'essai et du protocole expérimental

Pour l'application, on utilise des données extraites d'un banc d'essai, équipé d'un moteur asynchrone à cage. Ce banc nous permet de simuler entre autres, les défauts de bague extérieure, bague intérieure et de billes.

Les données sont des signatures acoustiques délivrées par un microphone. Ces mesures acoustiques réalisées sur le banc d'essai (figure 4.3) du laboratoire pédagogique de maintenance industrielle se trouvant à l'Université de 08 Mai 45 de Guelma. Ce banc d'essai permet d'introduire les principaux défauts existant dans les roulements et d'acquérir des mesures relatives à ces différents défauts.



Figure 4.3 Banc d'essai "Spectra Quest"

Ce banc d'essai est essentiellement composé de :

- ❑ Un moteur asynchrone tétrapolaire à cage d'écurie de puissance utile 1.5 Kw, de vitesse de synchronisme 5000 trs/mn, alimenté par un variateur de fréquence qui permet de varier la vitesse de rotation 0 à 5000 trs/mn, ce qui correspond à une plage de variation de fréquence de 0 à 50Hz.
- ❑ Un roulement à billes relié au moteur asynchrone par accouplement élastique.

Les mesures acoustiques ont été réalisées à l'aide d'un microphone (type: FANCONG, FC-350) qui mesure le bruit de la machine qui sera placé le plus proche possible de la source des bruits. Le travail comporte ainsi le montage et le démontage des quatre roulements comportant les trois défauts principaux (bague externe, interne et billes).

Pour le protocole de l'expérience :

- ❑ On règle le simulateur, avec un roulement sain, sur une vitesse de 30 Hz puis 40 Hz.
- ❑ A l'aide de la fonction 'wavrecord' sur Matlabon enregistre le son 10 fois. On caractérise le signal avec la fréquence d'échantillonnage $F_e=10000$ Hz, de durée de 5s, ce qui donne un nombre de points d'échantillonnage $N=50000$.
- ❑ Pour la sauvegarde de ces fichiers de type '.wav', on utilise la fonction 'wavwrite' pour les traiter plus tard.
- ❑ On refait le même travail avec les autres roulements.

4.3 Application de la THH sur les signaux de défauts du moteur asynchrone

La phase d'acquisition qui consiste à construire une base de signaux représente les modes de fonctionnement de notre machine asynchrone. Ces modes correspondent au cas sain, défaut bague extérieure, défaut bague intérieure et défaut billes. Une fois la base de signaux construite et dans le but de déterminer l'espace de représentation (phase d'analyse) :

- Nous appliquons à chacun des signaux de la base la décomposition modale empirique (DME). Le résultat de cette application est la génération de plusieurs ensembles d'IMFs où chaque groupe est issu de la décomposition d'un seul signal de la base.
- A la suite de cette étape, nous obtenons les IMFs les plus représentatifs des différents modes de fonctionnement du moteur. Nous appliquons ensuite à chaque signal IMF la transformée de Hilbert pour calculer leur amplitudes instantanées, puis nous calculons un ensemble de paramètres statistiques pour toutes ces amplitudes.

Nous obtenons ainsi une base de données qu'on divise en une base d'apprentissage et une base test. Sachant qu'on dispose d'une base de données de 40 signatures acoustiques, pour l'apprentissage on prend 24 signaux (6 de chaque classe) et 16 signaux pour le test (4 signaux pour chaque classe). La base

d'apprentissage va nous servir à délimiter les classes des données correspondant chacun à un mode de fonctionnement de la machine asynchrone cette étape est obtenue par la méthode de classification supervisée en l'occurrence la méthode des séparateurs à vaste marge(SVM : Support Vector Machine).

Les signaux de la base de test sont utilisés pour évaluer la capacité des attributs issus des IMFs à discriminer les différents modes de fonctionnement. Un signal de cette base, supposé représenter un mode de fonctionnement de la machine asynchrone, est traité de la même manière que les signaux de la base d'apprentissage. C'est à dire qu'on lui applique la DME et les IMFs sélectionnées vont subir la transformée de Hilbert et le calcul des attributs. A partir de ces attributs le signal en question va être classé ou reconnu dans l'un des modes de fonctionnement selon la règle de décision liée au SVM. Toutes les étapes de la détection d'un défaut de la machine asynchrone est résumé dans le schéma de la figure 4.4.

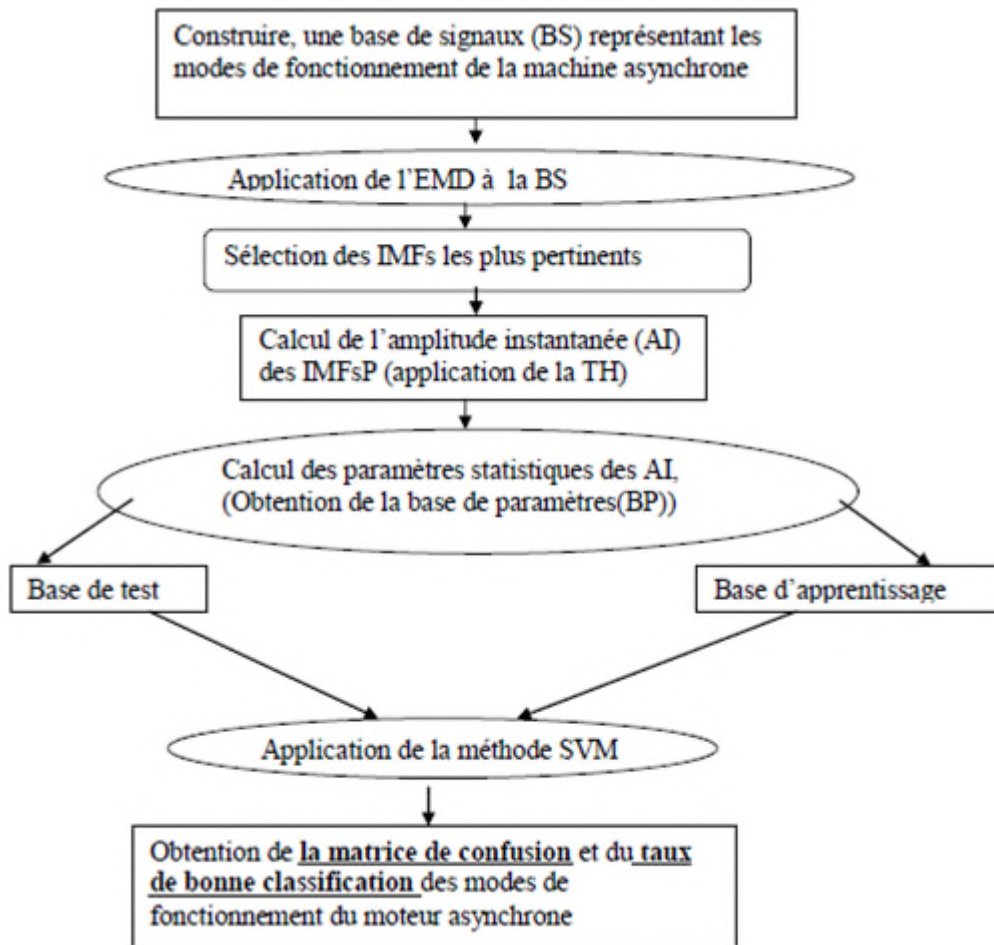


Figure 4.4 :Organigramme de la méthode de détection des défauts par la DME et SVM

<i>Mode de fonctionnement</i>	<i>Type de défaut</i>	<i>Nombre de signaux</i>
<i>Machine saine</i>	Aucun défaut	10
<i>Défaut bague externe</i>	Mécanique, type roulement	10
<i>Défaut bague interne</i>	Mécanique, type roulement	10
<i>Défaut bille</i>	Mécanique, type roulement	10

Tableau 4.1 Modes de fonctionnement servant à constituer l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble test.

Chacun mode de fonctionnement est associé à une classe de données.

- Classe 01 : pour le moteur au cas sain

- ❑ Classe 02 : pour le moteur avec défaut bague externe.
- ❑ Classe 03 : pour le moteur avec défaut bague interne.
- ❑ Classe 04 : pour le moteur avec défaut billes.

4.3.1 Les signaux des différents modes de fonctionnement du moteur asynchrone

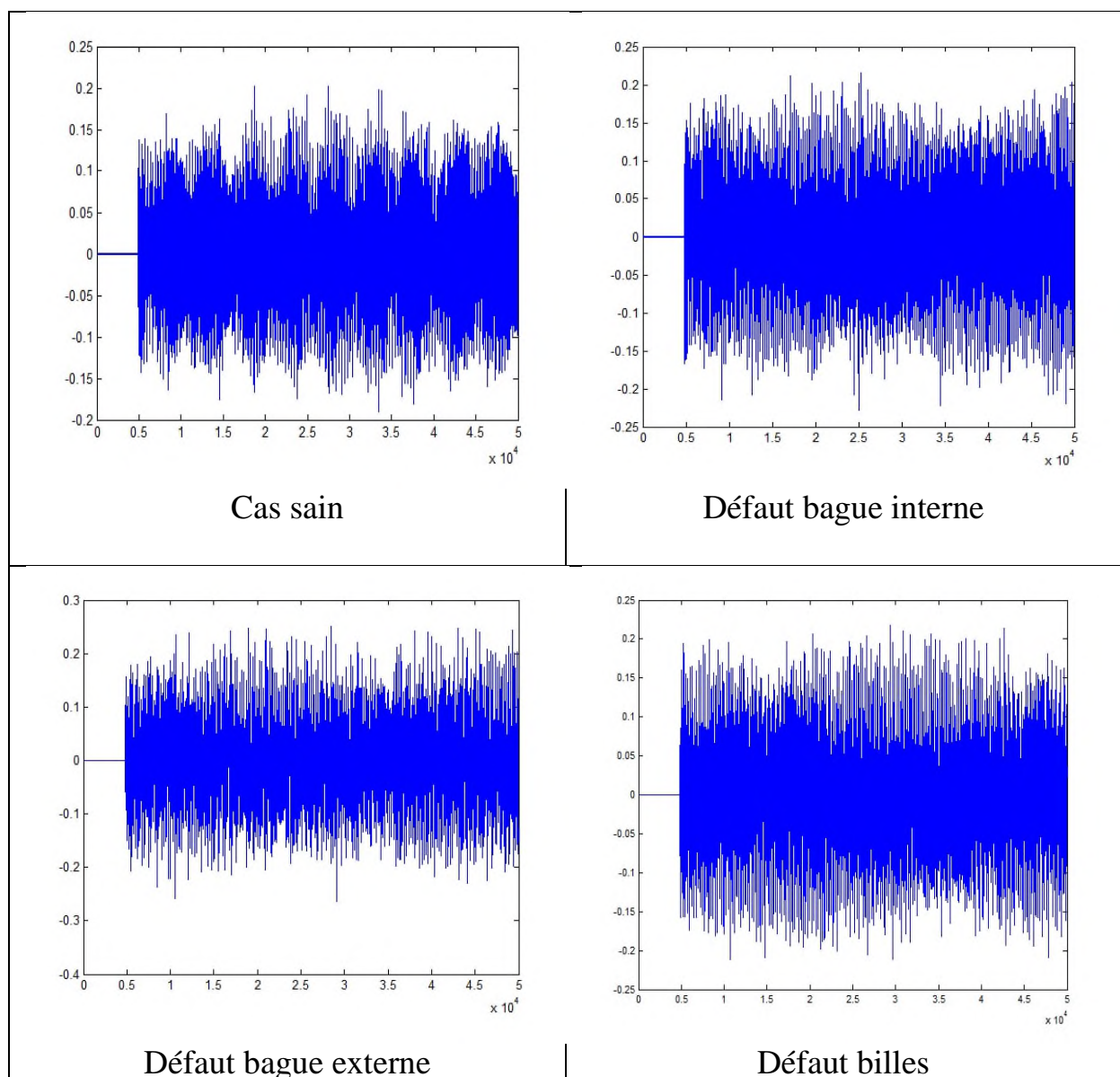


Figure 4.5 Exemples de signaux représentant les différents modes.

4.3.2 Application de L'EMD sur les signaux

Après avoir récolté les signaux représentant les différents modes de fonctionnement de la machine, nous appliquons à chacun des signaux la décomposition en modes empirique. Comme résultat de cette étape plusieurs IMFs pour chaque signal sont obtenues.

- *Cas d'une machine à l'état sain:* la figure (4.6) présente le résultat de la décomposition en modes empirique d'un signal de la machine asynchrone à l'état sain. Le signal est décomposé en treize IMFs et un résidu. Alors que la figure (4.7) donne les courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.

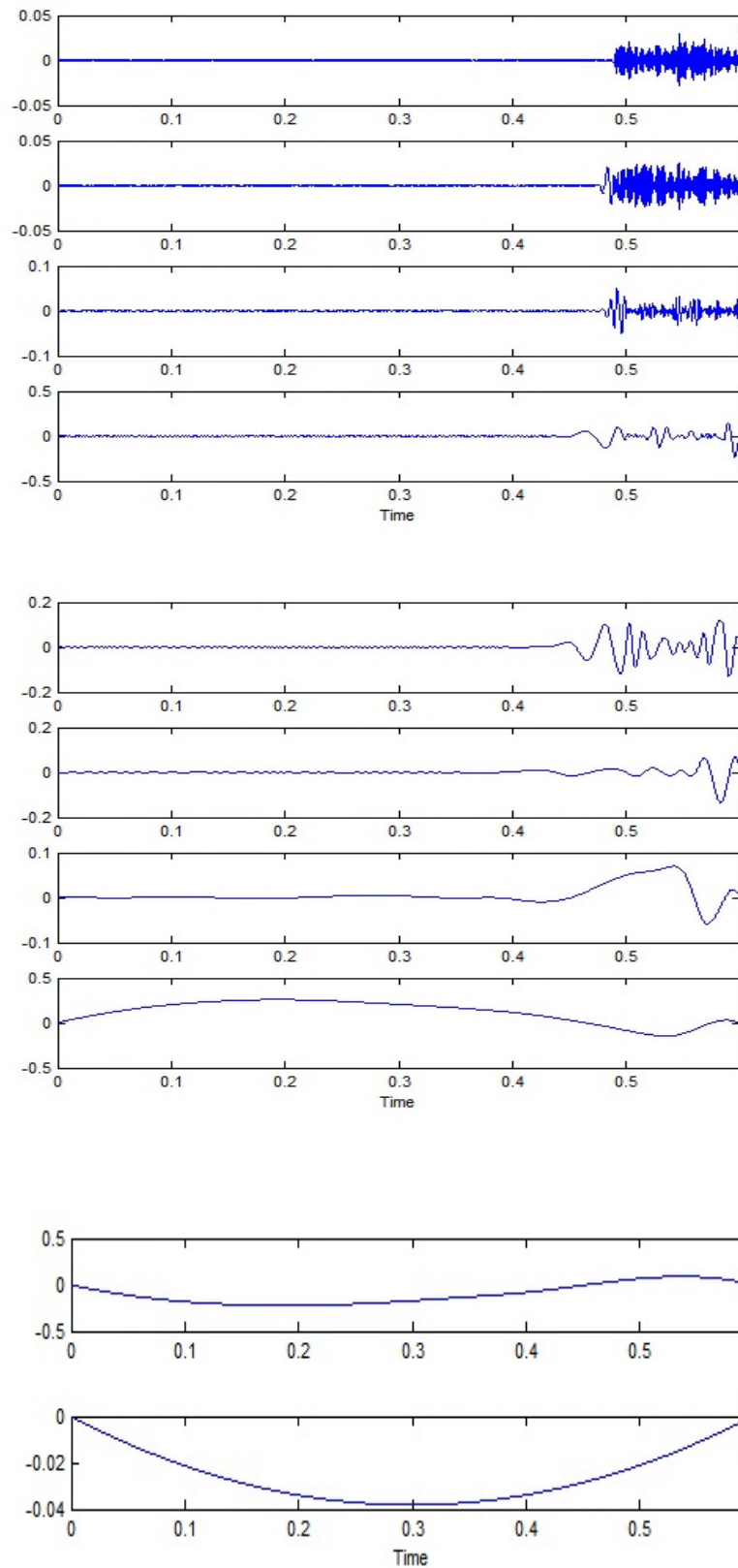


Figure 4.6: DME d'un signal représentant la machine à l'état sain.

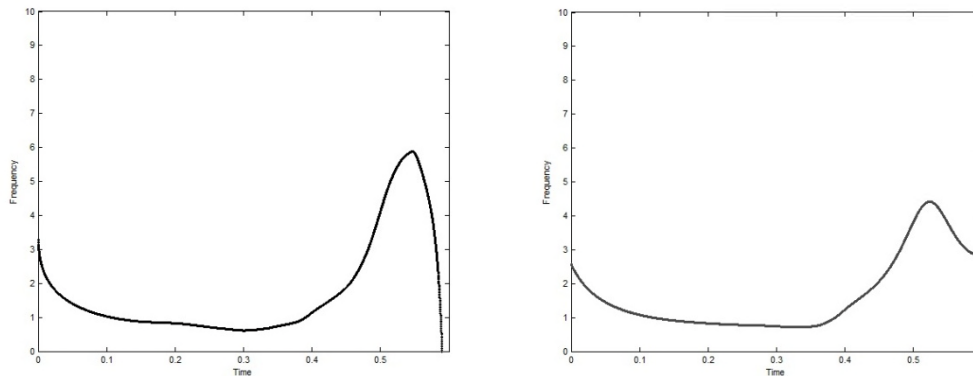
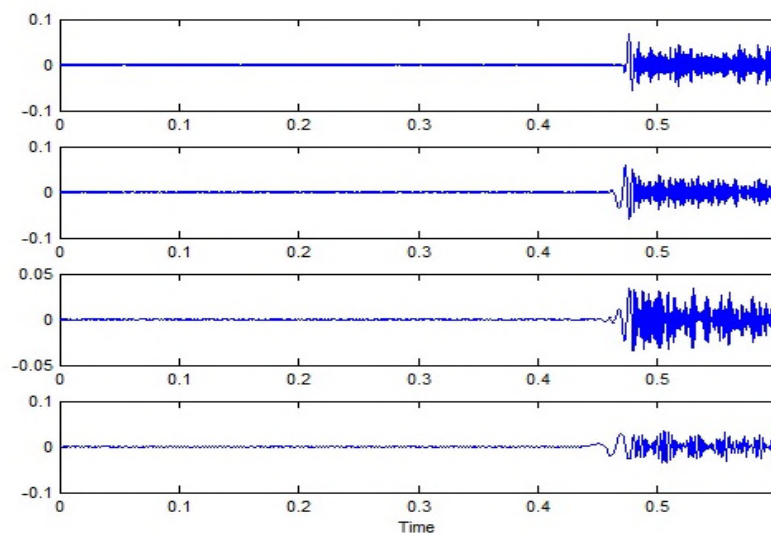


Figure 4.7 : Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.

- *Cas d'une machine avec un défaut bague interne:* la figure (4.8) présente le résultat de la décomposition en modes empirique d'un signal de la machine asynchrone avec un défaut bague interne. Le signal est décomposé en quatorze IMFs et un résidu. Alors que la figure (4.9) donne les courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies. La figure (4.10) illustre la FFT de quelques IMFs.



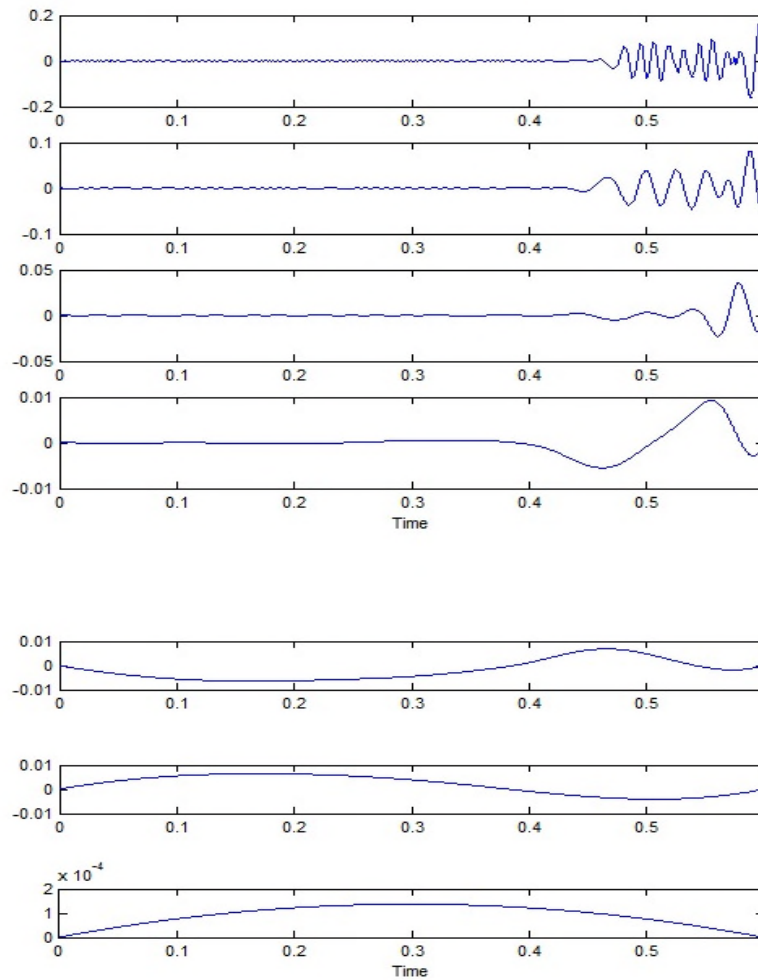


Figure 4.8: DME d'un signal représentant la machine avec un défaut bague interne.

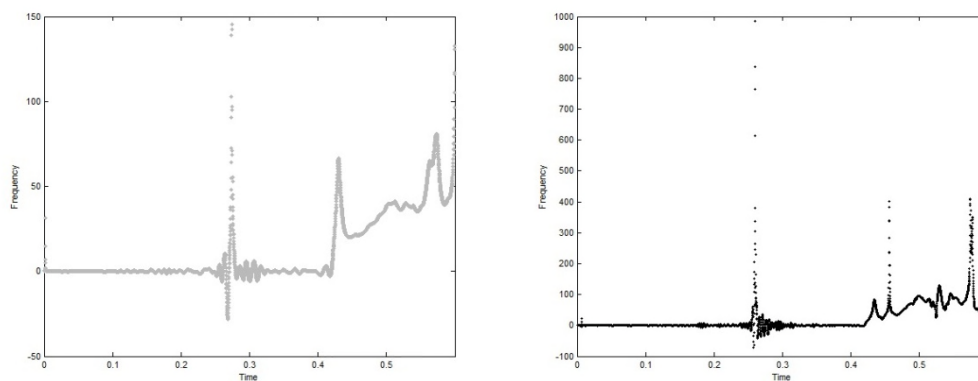
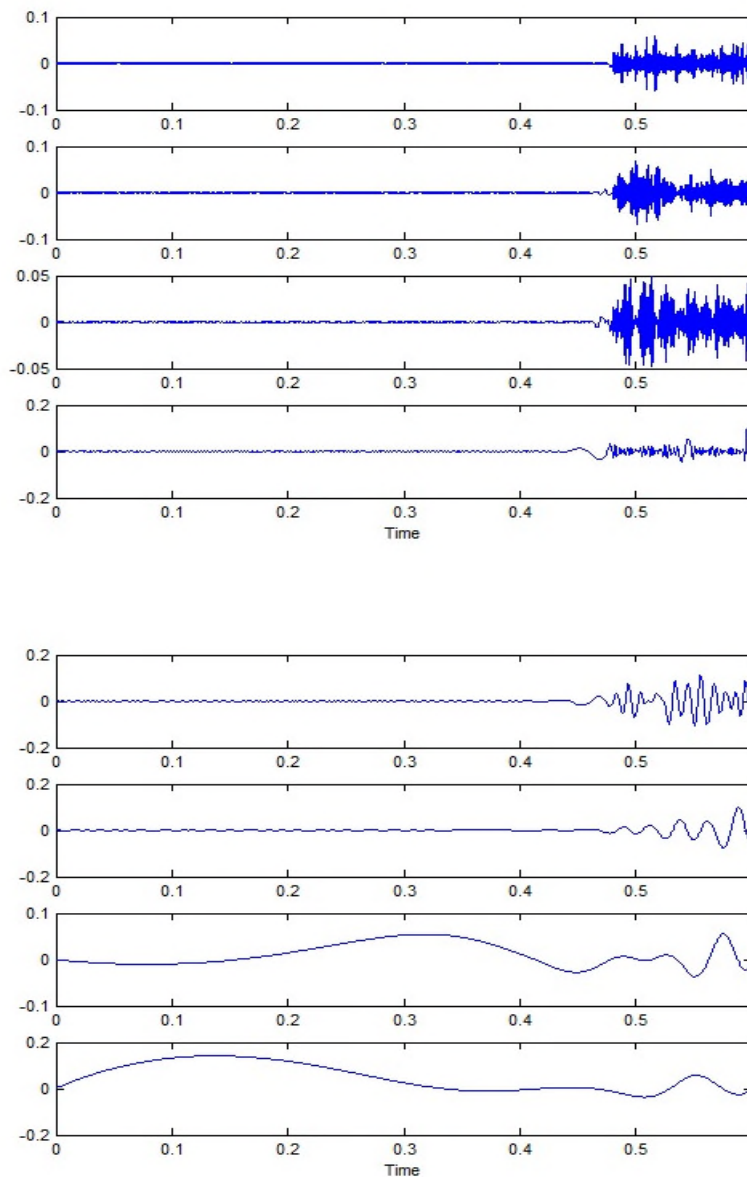


Figure 4.9: Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.

- *Cas d'une machine avec un défaut bague externe*: la figure (4.10) présente le résultat de la décomposition en modes empirique d'un signal de la machine asynchrone avec un défaut bague interne. Le signal est décomposé en quatorze IMFs et un résidu. Alors que la figure (4.11) donne les courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.



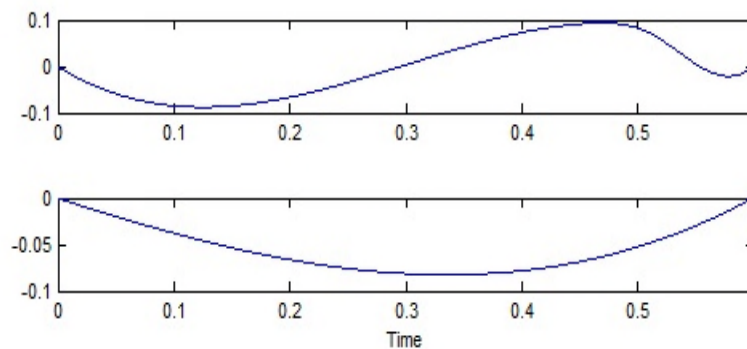


Figure 4.10: DME d'un signal représentant la machine avec un défaut bague externe.

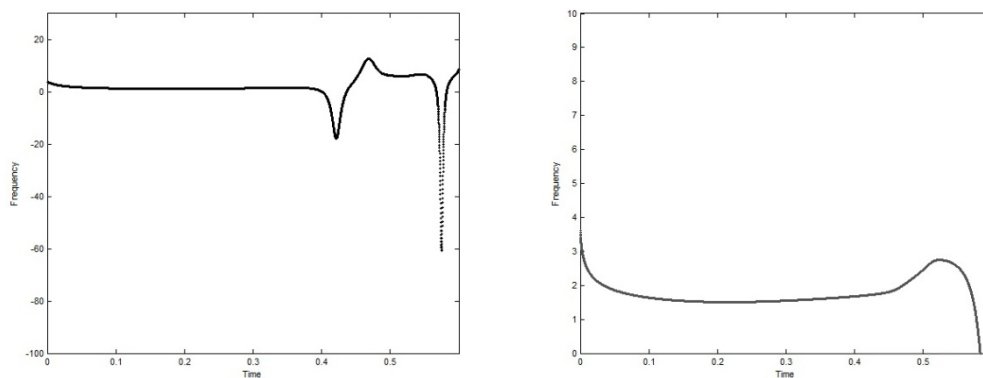
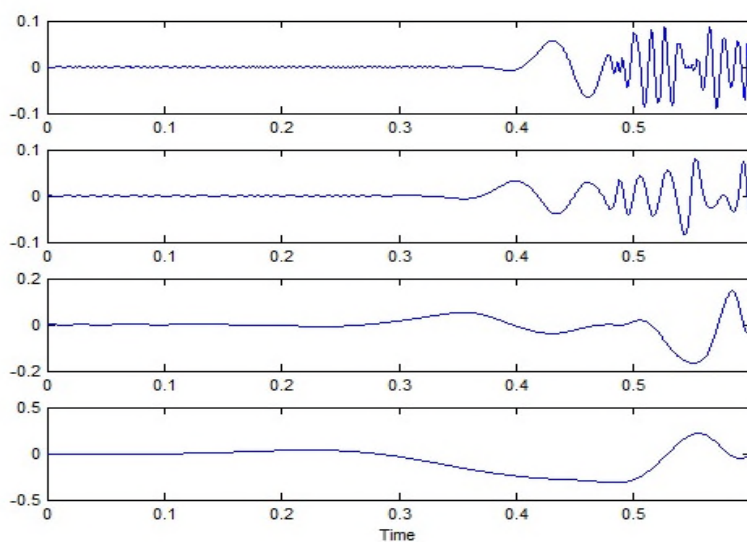
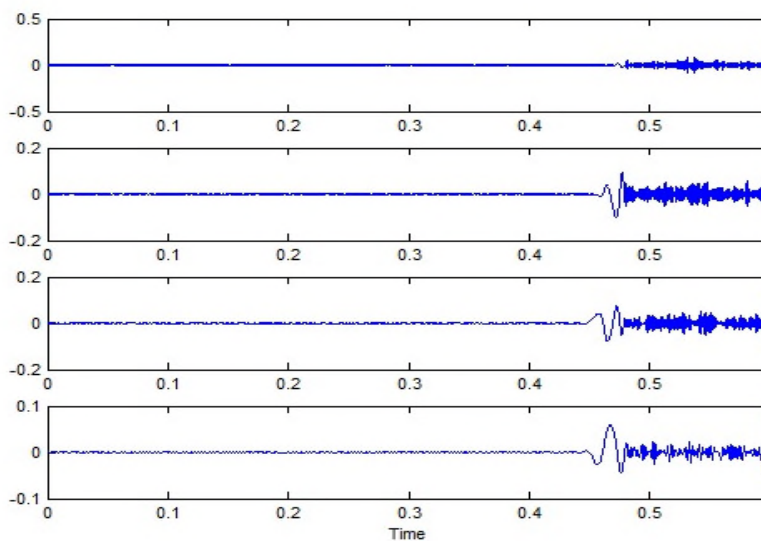


Figure 4.11 : Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.

- *Cas d'une machine avec un défaut de billes:* la figure (4.12) présente le résultat de la décomposition en modes empirique d'un signal de la machine asynchrone avec un défaut bague interne. Le signal est décomposé en quatorze IMFs et un résidu. Alors que la figure (4.13) donne les courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.



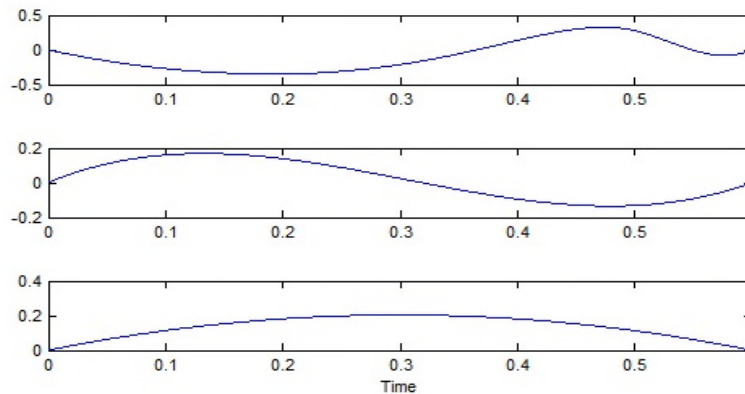


Figure 4.12: DME d'un signal représentant la machine avec un défaut de billes.

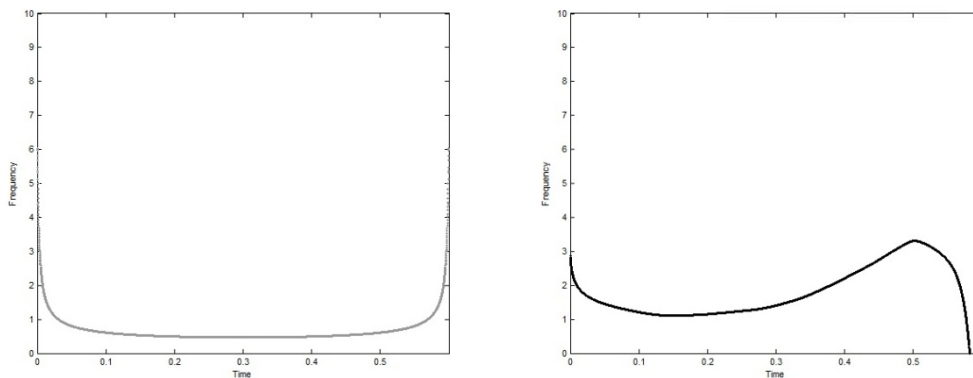


Figure 4.13 : Courbes temps-fréquence des IMFs ayant les plus grandes énergies.

4.3.3 Sélection des IMF les plus pertinentes

Après l'application de L'EMD sur un signal original, représentant chaque mode de fonctionnement de la machine asynchrone, une série d'IMFs est obtenue. L'information contenue dans les IMFs peut être redondante. Ces IMFs peuvent être donc corrélées et elles ne sont pas tous pertinents, on doit donc sélectionner les IMFs les plus discriminantes afin de différencier les différents modes de fonctionnement. La méthode de sélection des IMFs pertinentes est basée sur l'analyse du coefficient de corrélation. Les IMFs ayant le plus grand coefficient de corrélation avec le signal original $x(t)$ sont choisis comme étant les plus performants.

Le coefficient de corrélation est défini ici comme suit :

$$\rho_i = \rho_{x(t), IMF_i(t)} = \frac{\sum_{t=1}^T (x(t) - \bar{x})(IMF_i(t) - \overline{IMF_i})}{[\sum_{t=1}^T (x(t) - \bar{x})^2 \sum_{t=1}^T (IMF_i(t) - \overline{IMF_i})^2]^{1/2}} \quad (4.5)$$

Avec \bar{x} et $\overline{IMF_i}$ la moyenne de $x(t)$ et de $IMF_i(t)$, respectivement.

Le calcul du coefficient de corrélation pour les IMFs obtenues avec les signaux originaux de la base, montre que la valeur de ce dernier est plus importante pour $IMF_1(t)$, $IMF_2(t)$ et $IMF_3(t)$ (ρ_1, ρ_2 et $\rho_3 > 0.9$). On choisit donc ces trois IMFs comme étant les IMFs les plus pertinentes.

4.3.4 Application de la transformée de Hilbert sur les IMFs sélectionnées

Les amplitudes instantanées des IMFs sélectionnées peuvent être déterminées afin d'améliorer éventuellement la détection. Les amplitudes instantanées des IMFs représentées des différents signaux de la machine asynchrone ont été calculées (cas sain, défaut bague interne, défaut bague externe et défaut de billes) et les résultats sont présentés sur les figures (4.14)-(4.17).

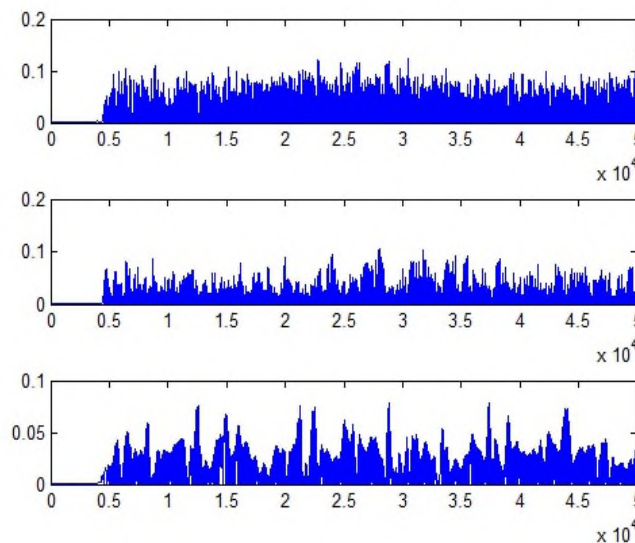


Figure 4.14 : Amplitudes instantanées des IMFs 1, 2 et 3 dans le cas sain.

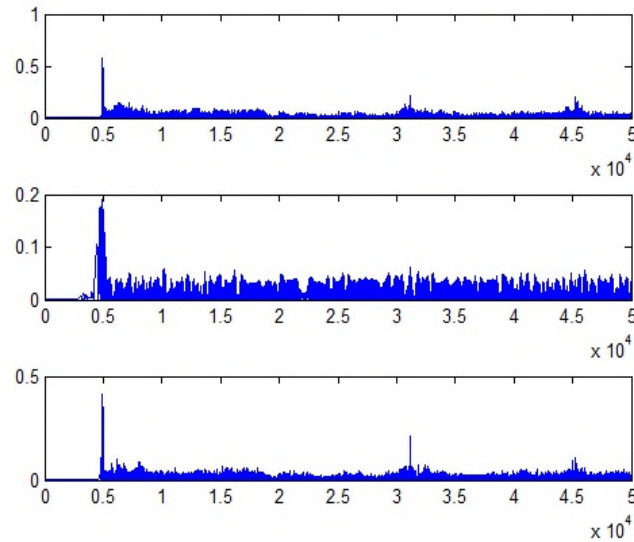


Figure 4.15 : Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas du défaut bague interne

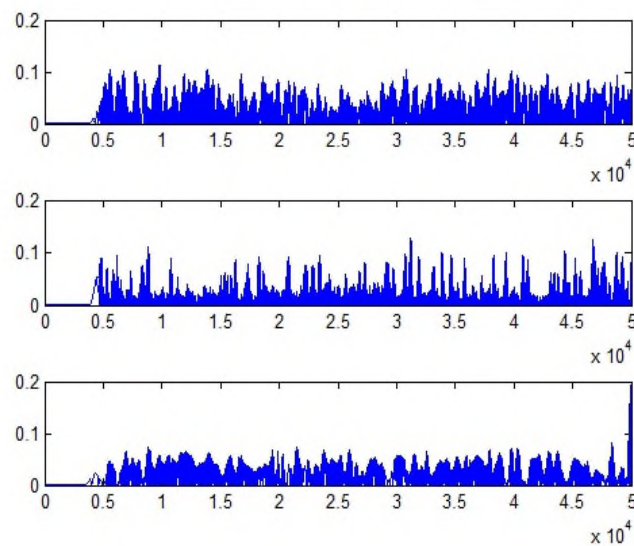


Figure 4.16 : Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas du défaut bague externe.

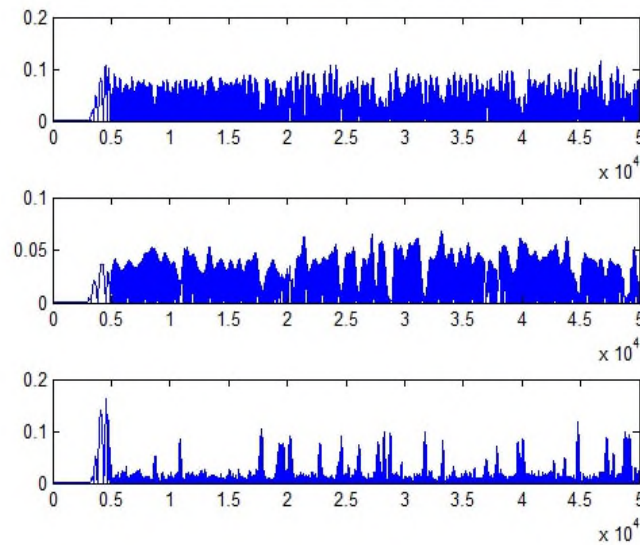


Figure 4.17 : Amplitudes instantanées des IMFs 1 ,2 et 3 dans le cas du défaut de billes.

4.3.5 Extraction des attributs

Chaque signal décrivant un mode de fonctionnement de la machine asynchrone est représenté par 3 signaux (AI des IMFs : $IMF_1(t)$, $IMF_2(t)$ et $IMF_3(t)$), constitué chacun de 50000 échantillons. On a déterminé 5 attributs sur chacune des 3 IMFs. Ce qui nous au total un nombre de ($5 \times 3 = 15$) attributs pour caractériser chaque signal de la base. Ces 5 attributs sont regroupés dans le tableau (4.2) . Ils permettent de condenser l'information portée par chaque IMF.

<i>Paramètres statistiques</i>	<i>Equation</i>
Moyenne	$x_m = \sum_{n=1}^N \frac{x(n)}{N}$
Ecart type	$\sigma' = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^2}{N}}$
Variance	$x_{var} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^2}{N}$
Skewnes (biais)	$x_{ske} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^3}{(N - 1)\sigma^3}$
Kurtosis	$x_{Kur} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_m)^4}{(N - 1)\sigma^4}$

Tableau 4.2: Attributs statistiques.

4.3.6 Classification des signaux

On dispose maintenant d'une base de données X constituée de $N = 40$ signaux prototypes ou observations où chaque observation est caractérisée par un vecteur d'attributs de dimension $(5 * n)$ où n : est le nombre d'IMFs utilisé (dans notre cas $n = 3$).

Notre base de données comprend 40 signatures acoustiques, 24 signaux pour la base d'apprentissage X_{ap} (6 de chaque classe) et 16 signaux pour la base de test X_t (4 signaux pour chaque classe).

On comptant 03 IMFs par signal, on aura :

- 24 X $(5*3) = 360$ attributs pour les signaux d'apprentissage,
- 16 X $(5*3) = 240$ attributs pour les signaux de test.

Pour la phase de classification, les observations de la base d'apprentissage sont utilisées pour délimiter les classes. La classification a pour but de construire une règle de décision. Cette règle sera notamment utilisée lors de l'étape de test ou de décision qui va nous permettre d'affecter une observation inconnue dans l'une des classes définies lors de la phase d'apprentissage.

Dans notre cas, nous avons utilisé la méthode des séparateurs à vaste marges (SVM), ou "support vector machine" (SVM aussi en anglais) comme méthode de classification.

4.3.6 .1 Méthode de la classification SVM

La méthode des machines à vecteurs supports ou encore des séparateurs à vaste marges (SVM) « *Supports Vector Machines* » fait partie des méthodes basées sur les données. Elle découle de la théorie d'apprentissage statistique. Le SVM est l'un des classifieurs le plus populaire des algorithmes d'apprentissage automatique, conçu pour trouver un séparateur optimal qui maximise la marge entre les frontières de chaque classe, par l'utilisation d'un ensemble limite d'entraînement.

Considérons le problème de séparer l'ensemble \mathbf{D} composé de \mathbf{N} paires de données/classes d'apprentissage appartenant à deux classes Ω_1, Ω_2 :

$$D = \{(x_1, z_1), \dots, (x_p, z_p), \dots, (x_N, z_N)\}, \quad i = 1 \dots N, \quad x_i \in \mathbb{R}^p, \quad z_i \in \{-1, +1\}$$

$$\Omega_1 = \{x_i | z_i = +1\}, \quad \Omega_2 = \{x_i | z_i = -1\}$$

Chaque exemple d'entrée x_i (échantillon, observation, forme ou encore motif) est caractérisé par un ensemble de \mathbf{p} variables descriptives. Ainsi, le vecteur \mathbf{x} est donné comme suit :

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$$

La sortie \mathbf{z}_i définit la classe du vecteur x_i .

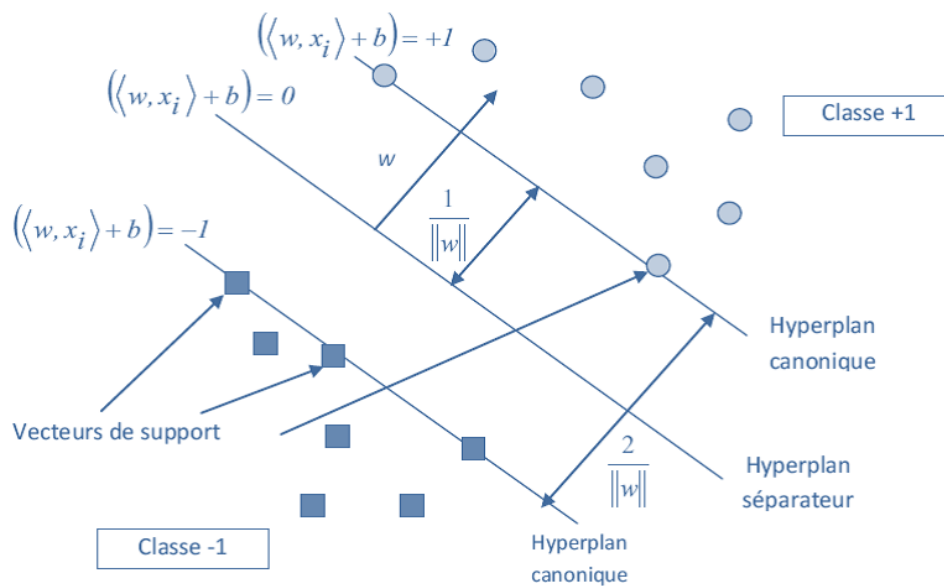


Figure 4.18 : L'hyperplan séparateur pour des données bidimensionnelles (cas des données linéairement séparables)

L'objectif des SVMs est de trouver un hyperplan optimal $f(x)$ permettant de séparer les données d'apprentissage de sorte que tous les points d'une même classe soient du même côté de l'hyperplan. L'hyperplan séparateur est défini par une fonction discriminante linéaire des exemples \mathbf{x} , qui s'écrit sous la forme suivante :

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b$$

w et b sont les paramètres de l'hyperplan séparateur, où w est le vecteur poids qui définit la direction perpendiculaire à l'hyperplan séparateur et b est le terme de biais (un scalaire).

La question qui se pose est comment trouver le meilleur séparateur. On définit une distance appelée marge donnée par $\frac{1}{\|w\|}$.

L'hyperplan optimal sépare donc bien les deux classes de l'ensemble d'apprentissage, mais tout en minimisant la norme $\|w\|$.

Dans la plupart des problèmes réels, les données ne sont pas linéairement séparables à cause de la nature des systèmes généralement non linéaires et la présence de bruit dans ces données mesurées. Pour surmonter ces difficultés, les

SVMs ont été généralisés grâce à deux outils : la marge souple et les fonctions noyaux.

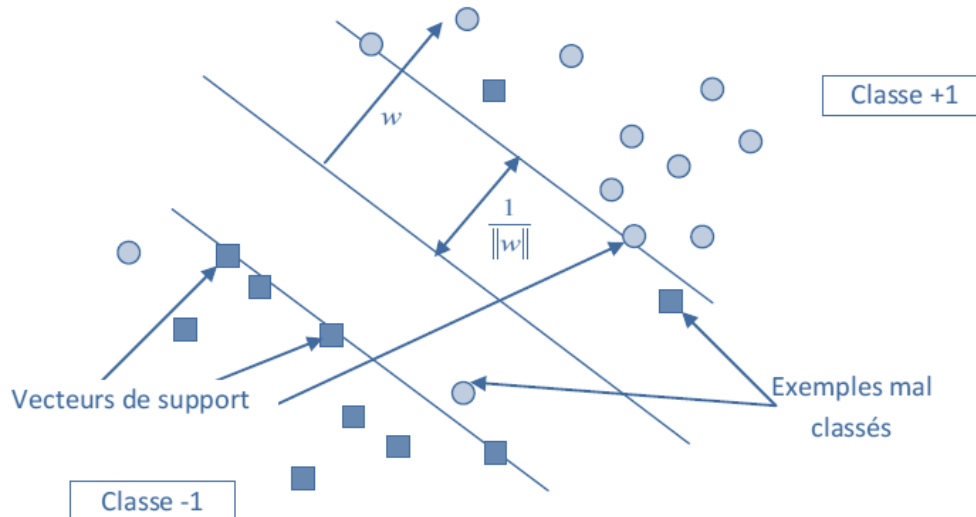


Figure 4.19 : Amplitudes Séparation linéaire avec des erreurs

La méthode SVM peut résoudre des problèmes de classification binaire. Or, les problèmes les plus rencontrés en pratique sont ceux où l'on a plusieurs classes. L'extension des SVM aux problèmes de plus de deux classes est donc nécessaire. Plusieurs méthodes ont été proposées pour résoudre ce problème, les plus utilisées sont les suivantes :

1. Un Contre tous (OAA pour *One Against All*)

Pour chaque classe, on détermine un hyperplan séparant celle-ci de toutes les autres, en considérant cette dernière comme la classe **+1** et les autres classes comme étant la classe **-1**, ce qui résulte en **k** SVMs binaires (pour un problème à **k** classes) .

2. Un contre un (OAO pour *One Against One*)

Dans ce cas, on construit un SVM pour chaque paire de classes. Ainsi, on sera amené à calculer $\frac{k(k-1)}{2}$ SVMs binaires.

3. Arbre ou graphe de décision

Dans un arbre de décision, chaque nœud fait la décision si une donnée appartient à un certain ensemble de classes. La succession de décisions par

d'autres nœuds fait réduire le nombre de classes jusqu'à ce qu'on arrive à une seule classe. Chaque nœud de l'arbre contient un classifieur SVM destiné à distinguer entre deux classes seulement parmi les autres. A chaque nœud, on élimine une classe jusqu'à ce qu'une seule classe reste.

4.3.7 Méthodologie de simulation

Après avoir appliqué la phase d'apprentissage et la phase de test à la base de données préalablement construite, on calcule le taux de bonne classification obtenu. Le taux de bonne classification obtenu lorsque les attributs statistiques sont calculés sur tous les IMFs obtenues par l'application de la DME sur les amplitudes instantanées de toutes les IMFs pertinentes choisies.

Pour pouvoir apprécier la bonne classification par la méthode de Huang-Hilbert en choisissant une classification par SVM sur les amplitudes instantanées des IMFs pertinentes, on pourrait comparer le taux de bonne classification avec :

- ❑ celui obtenu sans utiliser la DME, c'est-à dire, quand les attributs statistiques sont calculés directement sur les signaux acoustiques,
- ❑ celui acquis par calcul les attributs statistiques sur toutes les IMFs obtenues par l'application de la DME sur les signaux acoustiques,
- ❑ celui obtenu aussi le calcul des attributs sur l'amplitude instantanée de toutes les IMFs.
- ❑ celui obtenu aussi le calcul des attributs sur l'amplitude instantanée toutes les IMFs et les amplitudes des IMFs pertinentes.

4.3.8 Résultats de classification

Nous avons appliqué la phase d'apprentissage et la phase de test à la base de données préalablement construite. Le tableau 4.3 montre les taux de bonne classification obtenu pour les quatre cas différents qui sont très appréciables.

<i>Résultats de classification</i>	Sain	Bague externe	Bague interne	Billes
<i>Taux de bonne classification</i>	98%	99.5%	99.75%	99.75%

Tableau 4.3 : Taux de bonne classification par SVM (taux moyen = 98.25%)

<i>Résultats de classification</i>	Signaux acoustiques	Toutes les IMFs	Amplitudes de toutes les IMfs	Toutes les IMFs pertinentes	Les amplitudes de toutes les IMfs pertinentes
<i>Taux de bonne classification</i>	83%	90%	92.5%	95.25%	98.25%

Tableau 4.4 : Taux de bonne classification par SVM pour 05 situations différentes

Le taux de classification obtenu sans utiliser la DME (attributs statistiques calculés directement sur les signaux acoustiques), est de 83%. Lorsque les attributs statistiques sont calculés sur tous les IMFs obtenues par l'application de la DME sur les courants statoriques le taux de classification atteint 90%. En introduisant la transformée de Hilbert, c'est-à-dire, en appliquant le calcul des attributs sur l'amplitude instantanée de toutes les IMFs, ce taux de classification augmente légèrement pour atteindre 92,5%. Cependant, la caractérisation des IMFs pertinentes a permis d'améliorer le taux de classification à 94.5%. Ce taux de classification est encore amélioré lorsqu'on calcul les attributs statistiques sur les amplitudes instantanées des IMFs pertinentes pour atteindre 95.25%.

Finalement, ces résultats montrent bien l'intérêt de la procédure de sélection des IMFs et la nécessité de combiner la DME avec la TH.

4.4 Conclusion

Pour montrer l'intérêt de la THH nous l'avons appliqué pour le diagnostic de la machine asynchrone à cage d'écureuil, afin de détecter les défauts de roulements. Notre intérêt s'est porté essentiellement sur les défauts de bague interne, externe et ceux de billes en appliquant la THH dans une approche de diagnostic basée sur un système de reconnaissance des formes. Une base de signaux comportant des signatures acoustiques des différents modes de fonctionnement du moteur asynchrone (sain, défaut bague interne, défaut bague externe et défaut de bille) a été mise à notre disposition par le laboratoire pédagogique de maintenance industrielle se trouvant à l'Université de 08 Mai 45 de Guelma. La méthode de la DME a été appliquée directement sur l'ensemble des signaux de la base, nous avons alors obtenu pour chaque signal un ensemble d'IMFs et pour chacune des ces IMFs nous avons calculé les amplitudes instantanées en utilisant la transformée de Hilbert. Comme toutes les IMFs ne sont pas significatives nous avons procédé avant, par l'intermédiaire d'un coefficient de corrélation, à la sélection des IMFs les plus pertinentes. Pour chaque signal des amplitudes instantanées des IMFs sélectionnées un vecteur d'attributs a été calculé, afin de caractériser chaque signal de défaut par un ensemble d'attributs de taille réduite.

Sur la base de cette signature est alors construit un espace de décision permettant d'identifier une structure de classes caractérisant géométriquement les différents modes de fonctionnement de l'ensemble d'apprentissage. L'approche consistant à partitionner l'espace de décision au moyen de frontières de séparation établie par l'algorithme SVM, est utilisée pour la partie classification. Les résultats de la classification obtenus montrent l'apport de la DME ainsi que de la transformée de Hilbert dans le diagnostic des défauts d'une machine asynchrone. En effet, l'utilisation de la DME et la classification par la technique SVM sur la base des amplitudes instantanées des IMFs pertinentes calculées par transformée de Hilbert donne de bons résultats de classification.

Enfin ce travail a permis de montrer que la transformée de Huang-Hilbert en association avec la méthode de classification SVM, est un bon outil de diagnostic pour les machines asynchrones.

Bibliographie

- [1] H. Tung-Shin. An Introduction of Hilbert-Huang Transformation Analysis And Its Applications. Spring. pp 25-26, 2005.
- [2] Y. Ruqiang and R X. Gao. Rotary Machine Health Diagnosis Based on Empirical Mode Decomposition J. Vib. Acoust Vol. 130, 2008.
- [3] Y. Ruqiang and R. X. Gao. Hilbert–Huang Transform-Based Vibration Signal Analysis for Machine Health Monitoring. IEEE transactions on instrumentation and measurement, vol. 55, no. 6, 2006.
- [4] R. Ziani, A. Felkaoui, R. Zegadi. Performances de la classification par les Séparateurs à Vaste Marge (SVM): application au diagnostic vibratoire automatisé. 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP, 2007. Université Ferhat Abbas.
- [5] Taif Z., Mebarki S. Identification et classification des défauts dans les machines tournantes par des émissions sonores. Mémoire Master dirigé par Dr. Fezzari M., Université Badji Mokhtar Annaba, 2011.
- [6] DJEFFAL A. : Utilisation des méthodes "Support Vector Machine" (SVM) dans l'analyse des bases de données. Thèse de doctorat – Université de Biskra (2012)

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur l'étude de la Transformée de Hilbert Huang (THH) et son apport au diagnostic des défauts de roulements de la machine asynchrone. L'étude que nous avons menée montre que la transformé de Hilbert Huang qui fait partie des méthodes utilisées pour la représentation temps fréquences des signaux temporels, à l'instar des méthodes classiques de la représentation temps fréquences, tel que la méthode TFCT, Ondelette, Wigner Ville, ensuite nous nous sommes intéressés de près et en détails à la méthode de Hilbert Haug puis nous avons montré par un exemple de représentation temps fréquence via la THH que la transformée de Hilbert Huang est de loin la plus adaptée à l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires.

Pour montrer l'intérêt de la THH nous l'avons appliqué pour le diagnostic de la machine asynchrone à cage d'écureuil, afin de détecter les défauts de roulements. Notre intérêt s'est porté essentiellement sur les défauts de bague interne, externe et ceux de billes en appliquant la THH dans une approche de diagnostic basée sur un système de reconnaissance des formes. Une base de signaux comportant des signatures acoustiques des différents modes de fonctionnement du moteur asynchrone (sain, défaut bague interne, défaut bague externe et défaut de bille) a été mise à notre disposition par le laboratoire pédagogique de maintenance industrielle se trouvant à l'Université de 08 Mai 45 de Guelma. La méthode de la DME a été appliquée directement sur l'ensemble des signaux de la base, nous avons alors obtenu pour chaque signal un ensemble d'IMFs et pour chacune des ces IMFs nous avons calculé l'amplitude instantanée en utilisant la transformée de Hilbert. Comme toutes les IMFs ne sont pas significatives nous avons procédé alors, par l'intermédiaire d'un coefficient de corrélation, à la sélection des IMFs les plus pertinentes. Pour chaque signal des amplitudes instantanées des IMFs sélectionnées un vecteur d'attributs a été calculé, afin de caractériser chaque signal de défaut par un ensemble d'attributs de taille réduite.

Sur la base de cette signature est alors construit un espace de décision permettant d'identifier une structure de classes caractérisant géométriquement les différents modes de fonctionnement de l'ensemble d'apprentissage. L'approche consistant à partitionner l'espace de décision au moyen de frontières de séparation établie par l'algorithme SVM, est utilisée pour la partie classification. Les résultats de la classification obtenus montrent l'apport de la DME ainsi que de la transformée de Hilbert dans le diagnostic des défauts d'une machine asynchrone. En effet, l'utilisation de la DME et la classification par la technique SVM sur

la base des amplitudes instantanées des IMFs pertinentes calculées par transformée de Hilbert donne de bons résultats de classification.

Enfin ce travail a permis de montrer que la transformée de Huang-Hilbert en association avec la méthode de classification SVM, est un bon outil de diagnostic pour les machines asynchrones.