

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université A.MIRA-BEJAIA



Faculté de Technologie  
Département de Génie Electrique

# Projet de Fin d'Etude

Pour l'obtention du diplôme de Master en Electronique spécialité  
Instrumentation

Thème

---

**Diagnostic des machines asynchrones par utilisation des  
capteurs de courant (MCSA)**

---

Préparé par :

*M<sup>elle</sup> Laïb Kenza*

*M<sup>elle</sup> Mehdaoui Meriem*

Dirigé par :

*Mr F. Tafnine*

Année Universitaire : 2017/2018

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail*

*A ma mère avec toute mon affection.*

*A mon père avec toute ma reconnaissance.*

*A mon frère Farés et ma sœur Yasmine.*

*A ma famille.*

*A mes amis.*

*Kenza LAIB*

*Je dédie ce modeste travail*

*A ma mère avec toute mon affection.*

*A mon père avec toute ma reconnaissance.*

*A mes frères: Lakhdhar, Nadir, Tayeb*

*et Mohamed et ma sœur Cherifa.*

*A ma famille.*

*A mes amis.*

*Meriem MEHDAOUI*

## *Remerciements*

*Il est de nous devoir de remercier*

*Infiniment Allah.*

*Nos remerciements*

*vont à notre encadreur*

*Mr TAFININE FARID,*

*pour avoir dirigé ce travail,*

*pour son aide, ses conseils précieux,*

*ses encouragements incessants*

*durant la réalisation*

*de ce travail.*

## Symbole et notation

MCSA : Motor Current Signature Analysis.

AFNOR : Association Française de Normalisation.

CEI : Comité Européen de Normalisation.

$B$  : Champ magnétique d'induction.

$V_h$  : Tension de sortie de Hall.

$P(x)$  : Densité de probabilité.

$Mr$  : Le moment d'ordre 1.

$f_a$  : Fréquence d'alimentation.

$f_e$  : Fréquence caractéristique défaut bague externe.

$f_i$  : Fréquence caractéristique défaut bague interne.

$f_b$  : Fréquence caractéristique défaut bague bille.

$n_b$  : Le nombre de billes.

BD : Le diamètre d'une bille.

PD : La profondeur du roulement (Diamètre de la cage).

$\beta$  : L'angle de contact des billes.

$f_{rot}$  : La fréquence de rotation du rotor.

SNR : Société Nouvelle de Roulements.

$a_0$  : La moyenne du signal.

$a_n, b_n$  : Les coefficients de la série de Fourier.

$C_n$  : Les coefficients de Fourier.

$X(w)$  : La transformé de Fourier.

FFT : Fast Fourier Transform.

TFD : La transformé Fourier discrète.

$C_f$ : Les coefficients d'ondelettes.

$\Psi(t)$  : L'ondelette mère.

TOD : La transformé en ondelette discrète.

TOC : La transformé en ondelettes continue.

$S(n)$  : le signal analytique.

DPB : Décomposition Passe-bas.

DPH : Décomposition Passe-haut.

RPB : Reconstruction Passe-bas.

RPH : Reconstruction Passe-haut.

$CA_k$  : Le signal d'approximation.

$CD_k$  : Détail.

PO : Paquet d'ondelettes.

RNA : Réseau de Neurone Artificiel.

MLP: Multi Layer Perceptron.

RBF: Radial Basic Fonction.

# Liste des figures

## Chapitre I

- Figure I.1 :** Machine asynchrone avec le stator et le rotor qui la constituent. P4
- Figure I.2 :** Champs tournant créé par un système triphasé. P5
- Figure I.3 :** Défaut d'un rotor a cage d'écureuil. P7
- Figure I.4 :** Roulement à bille. P8
- Figure I.5 :** Types d'excentricité : (a) dynamique ; (b) statique ; (c) mixte. P9
- Figure I.6 :** Evolution des statistiques des pannes dans les machines asynchrones pour une décennie. P10
- Figure I.7 :** Pince ampéremétrique. P12
- Figure I.8 :** Principe de fonctionnement d'une pince ampéremétrique. P12

## Chapitre II

- Figure II.1 :** Système de surveillance du courant statorique. p15
- Figure II.2 :** Représentation temporelle d'un signal avec défaut. P16
- Figure II.3 :** Représentation temporelle d'un signal sain. P16
- Figure II.4 :** Dimension de roulement à billes. P18
- Figure II.5 :** Spectre du courant pour un défaut bague externe à vide. P24
- Figure II.6 :** Influence de la charge sur le spectre du courant statorique d'un défaut bague externe. P25
- Figure II.7 :** Spectre du courant pour un défaut bague interne à vide. P26
- Figure II.8 :** Influence de la charge sur le courant statorique d'un défaut bague interne. P27

**Figure II.9** : Spectre du courant pour un défaut bille à vide. P28

**Figure II.10** : Influence de la charge sur le courant d'un défaut bille. P29

### **Chapitre III**

**Figure III.1** : Tracé de quelques ondelettes. P34

**Figure III.2** : Algorithme de Mallât unidimensionnel. P37

**Figure. III.3** : Décomposition pyramidale. P37

**Figure III.4** : Décomposition d'un signal  $S(n)$  en paquet d'ondelettes jusqu'au niveau 3 P38

**Figure III.5(a)** : Spectre comparatif du détail 5 pour le cas d'une machine saine et avec défaut bague externe sur l'intervalle [40-170] Hz. P39

**Figure III.5(b)** : Spectre comparatif du détail 5 pour le cas d'une machine saine et avec défaut bague externe sur l'intervalle [170-300] Hz. P39

**Figure III.6** : Spectre du PO(2,0) pour un défaut de bague externe. P40

### **Chapitre VI**

**Figure VI.1:** Neurone artificiel. P42

**Figure VI.2** : Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel. P43

**Figure VI.3** : Un Réseau de neurone artificiel. P44

**Figure VI.4** : L'erreur de prédiction en fonction de l'ordre P à vide. P48

**Figure VI.5** : L'erreur de prédiction en fonction de l'ordre P avec une charge de 8A. P49



## Liste des tableaux

<b>Tableau I.1</b> : Défaits des machines électriques selon leurs origines.	P06
<b>Tableau II.4</b> : Statistique sur le courant statorique.	P17
<b>Tableau II.1</b> : Caractéristique de la machine étudiée.	P14
<b>Tableau II.2</b> : Dimension du roulement.	P15
<b>Tableau II.3</b> : Fréquence caractéristiques du roulement.	P15
<b>Tableau II.5</b> : Fréquences théoriques du défaut bague externe.	P23
<b>Tableau II.6</b> : Fréquences théoriques du défaut bague interne.	P26
<b>Tableau II.7</b> : Fréquences théoriques du défaut bille.	P28
<b>Tableau III.1</b> : Familles d'ondelettes.	P34
<b>Tableau VI.1</b> : Taux de classification en fonctionnement à vide.	P50
<b>Tableau VI.2</b> : Taux de classification d'un moteur avec une charge de 8A.	P51

# **Sommaire**

# Sommaire

**Dédicaces**

**Remerciement**

**Symbole et Notation**

**Liste des figures**

**Liste des tableaux**

**Introduction Générale** ..... 1

## **Chapitre I : Machine asynchrone, défaillance et diagnostic**

I.1 Introduction ..... 3

I.2 Présentation de la machine asynchrone ..... 3

I.3 Constitution de la machine asynchrone ..... 3

    I.3.1 Le stator ..... 4

    I.3.2 Le rotor ..... 4

    I.3.3 Les Paliers ..... 4

I.4 Le principe de fonctionnement ..... 5

I.5 Défauts dans les machines asynchrones ..... 5

    I.5.1 Principaux défauts dans la machine ..... 5

    I.5.2 Classification des défauts ..... 6

    I.5.3 Type des défauts ..... 6

        I.5.3.1 Défauts d'ordre électrique ..... 6

        I.5.3.2 Défauts d'ordre mécanique ..... 7

    I.5.4 Etude statistique des défauts ..... 9

I.6 Diagnostic ..... 11

    I.6.1 Approche modèle ..... 11

    I.6.2 Approche signal ..... 11

I.6.2.1 Détection des défauts par analyse des courants statoriques.....	11
I.6.2.2 Outils de mesure du courant statorique ....	12
1.7 Conclusion.....	13

## **Chapitre II: Analyse temporelle et fréquentielle du courant statorique**

II.1 Introduction .....	14
II.2 Description du système de surveillance: .....	14
II.3 Analyse temporelle .....	16
II.4 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements:.....	17
II.4.1 Défaut sur la bague externe.....	18
II.4.2 Défaut sur la bague interne .....	18
II.4.3 Défaut sur une bille .....	18
II.5 Représentation fréquentielle .....	19
II.5.1 La série de Fourier .....	19
II.5.1.1 Décomposition en série de Fourier.....	19
II.5.1.2 Formulation complexe.....	20
II.5.2 La transformée de Fourier .....	20
II.5.2.1 Définition de la transformé de Fourier .....	21
II.5.2.2 Spectre de fréquence .....	21
II.5.3 Transformée de Fourier discrète .....	22
II.5.3.1 Discrétisation de la fréquence .....	22
II.5.3.2 Définition de la TFD .....	22
II.5.4 La transformé de Fourier rapide FFT (Fast Fourier Transform).....	22
II.6 Analyse par la transformé de Fourier .....	23
II.5.1 Moteur à vide avec défaut bague externe .....	23
II.5.2 Moteur à vide avec défaut bague interne .....	25
II.5.3 Moteur à vide avec défaut de bille .....	27
II.6 Commentaires .....	30

II.8 Inconvénients de l'analyse fréquentielle.....	30
II.9 Conclusion .....	30

### **Chapitre III : Analyse par ondelettes**

III .1 Introduction .....	32
III.2 Historique .....	32
III.3 La représentation temps-échelles .....	32
III.4 La transformée en ondelette .....	33
III.4.1 Qu'est-ce qu'une ondelette ? .....	33
III.4.2 La transformée en ondelette continue.....	35
III.4.3 Transformation en ondelette discrète.....	35
III.4.3.1 Analyse multi résolution .....	36
III.4.3.2 Les paquets d'ondelettes.....	38
III.5 Application de la méthode analyse multi résolution sur le courant statorique.....	39
III.6 Application des paquets d'ondelettes sur le courant statorique .....	40
III.7 Conclusion.....	41

### **Chapitre VI : Classification des défauts de roulements par l'approche neuronale**

VI.1 Introduction .....	42
VI.2 Le neurone artificiel .....	42
VI.3 Les réseaux de neurones artificiels RNA .....	43
VI.4 Les type des réseaux de neurones artificiels .....	45
VI.4.1 Les réseaux « feed-forward » .....	45
VI.4.1.1 Les perceptrons .....	45
VI.4 .1.2 Les réseaux à fonction radiale .....	45
VI.5 Conception d'un réseau de neurones .....	45
VI.6 Apprentissage des réseaux de neurones .....	46
VI.6.1 Définition.....	45

VI.6.2 Apprentissage supervisé .....	46
VI.6.3 Apprentissage non supervisé .....	46
VI.6.4 Apprentissage renforcé.....	46
VI.7 Apprentissage par rétro propagation du gradient .....	46
VI.7.1 Principe.....	46
VI.7.2 Modélisation de l'apprentissage .....	47
VI.7.2.1 Phase propagation avant .....	47
VI.7.2.2 Phase de rétro propagation.....	47
VI.8 Application des réseaux de neurones sur le courant statorique .....	47
VI.8.2 Paramétrisation des signaux .....	47
VI.8.3 Classification par les réseaux de neurones .....	49
VI.9 Conclusion .....	51
<b>Conclusion Générale.....</b>	<b>53</b>

## **Bibliographie**

## **Résumé**

# **Introduction générale**

## Introduction générale

Le diagnostic des machines électriques s'est fortement développé dans le monde industriel car la volonté d'obtenir une chaîne de production de plus en plus sûre devient, pour certaines applications, indispensable. Les chaînes de production doivent être dotées de systèmes de protection fiables car une quelconque défaillance, même la plus anodine, peut mener à un dommage matériel ou corporel inévitable. C'est pour éviter ces problèmes que la recherche, sur le plan mondial, s'emploie depuis plusieurs dizaines d'années à élaborer des méthodes de diagnostic.

Le travail proposé s'attarde sur le diagnostic des machines asynchrones à cage d'écureuil. La croissance de ce type de machine électrique, essentiellement due à sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et de fabrication, sa robustesse mécanique ou encore sa quasi-absence d'entretien, nous la trouvons maintenant dans tous les domaines industriels et en particulier dans les secteurs de pointe comme l'aéronautique, le nucléaire, la chimie ou encore les transports ferroviaires.

L'apparition d'un défaut conduit le plus souvent à un arrêt irrémédiable de la machine asynchrone entraînant, en conséquence, un coût de réparation non négligeable pour l'entreprise (cas des machines de fortes puissances) sans oublier la perte de production occasionnée. Les défauts dans les roulements à billes sont l'une des raisons principales des défaillances des entraînements électriques et la réduction de leur durée de vie.

Généralement, les méthodes de diagnostic nécessitent la connaissance de l'état sain de la machine quelle que soit la grandeur physique exploitée. La détection d'un défaut est alors basée sur la comparaison de la signature d'un état donné avec celle de l'état supposé sain, en considérant un indicateur issu d'une mesure que l'on sait sensible à un défaut particulier.

L'analyse et le traitement des grandeurs mesurables dans le système électrique, notamment des courants statoriques, a pris une place prépondérante dans les approches de détection et diagnostic de défauts des roulements vue sa simplicité et son efficacité.

Schoen et ses coauteurs, ont démontré qu'une défaillance des roulements se manifeste dans le spectre du courant statorique sous la forme d'harmoniques définis par l'expression

$$|f_a \pm k \cdot f_{\text{défaut}}|.$$



L'analyse spectrale du courant statorique s'avère efficace pour la surveillance et la détection des défauts. La transformée de Fourier est certainement l'outil universel dans l'analyse spectrale non paramétrique. Cependant elle est confrontée au problème de résolution. Le modèle de Schoen s'avère incomplet pour un diagnostic fiable. Pour cela nous avons proposé l'analyse par ondelettes qui permet une analyse plus fine en temps et en fréquence. Après détection des défauts, nous avons passés à la phase de la classification en utilisant l'approche neuronale.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres complémentaires:

Le premier chapitre présente le diagnostic de défauts dans les machines asynchrones. Nous présentons dans un premier temps les éléments de constitution de ce type de machine en précisant les différents défauts pouvant survenir sur chacun d'eux.

Le deuxième chapitre, sera consacré en premier lieu à l'analyse du courant statorique dans le domaine temporelle afin de détecter la présence du défaut à partir des indicateurs scalaires, puis dans le domaine fréquentielle afin d'identifier l'élément défaillant du roulement à partir des fréquences caractéristiques générées par le défaut.

Le troisième chapitre traitera l'application d'autres méthodes de détections de défauts de roulements, autre que l'analyse classique (transformé de Fourier), dont nous appliquerons les paquets d'ondelettes et l'analyse en multi résolution sur le courant statorique.

Le dernier chapitre a porté sur la description des réseaux de neurones et leur preuve d'efficacité dans la classification des défauts de roulements.

Notons aussi que l'influence de la charge sur le diagnostic a été présentée.

En fin nous terminerons notre travail par une conclusion générale et des perspectives.

# **Chapitre I**

## **Machine asynchrone, défaillance et diagnostic**

## **I.1 Introduction**

Ce chapitre sera consacré à la machine asynchrone. La première partie fait un rappel sur la constitution des machines asynchrones, et leur fonctionnement. La seconde partie traite les différentes défaillances qui peuvent affecter la machine. Nous évoquerons, essentiellement, les défauts statoriques, les défauts rotoriques et les défauts de roulement. La troisième partie est consacrée à l'explication du diagnostic, basé sur l'analyse des courants statorique (MCSA).

## **I.2 Présentation de la machine asynchrone**

La machine asynchrone, appelée également machine à induction, est une machine électrique alimentée par un système de tensions et de courants alternatifs. C'est en 1831 que le phénomène d'induction a été découvert par Michael Faraday (1791-1867). Puis en 1887, Nikola Tesla utilisa ce principe d'induction (1856-1943) afin de réaliser et de déposer le premier brevet sur la machine asynchrone qu'il conçut à Strasbourg (France). Depuis, de nombreuses améliorations ont été réalisées afin d'obtenir la machine asynchrone que nous connaissons aujourd'hui [1].

La machine asynchrone est par excellence la machine la plus répandue dans l'industrie. Cet intérêt croissant est justifié par de nombreux avantages tels que sa puissance massique, sa robustesse, sa facilité de mise en œuvre, son faible coût... etc [2].

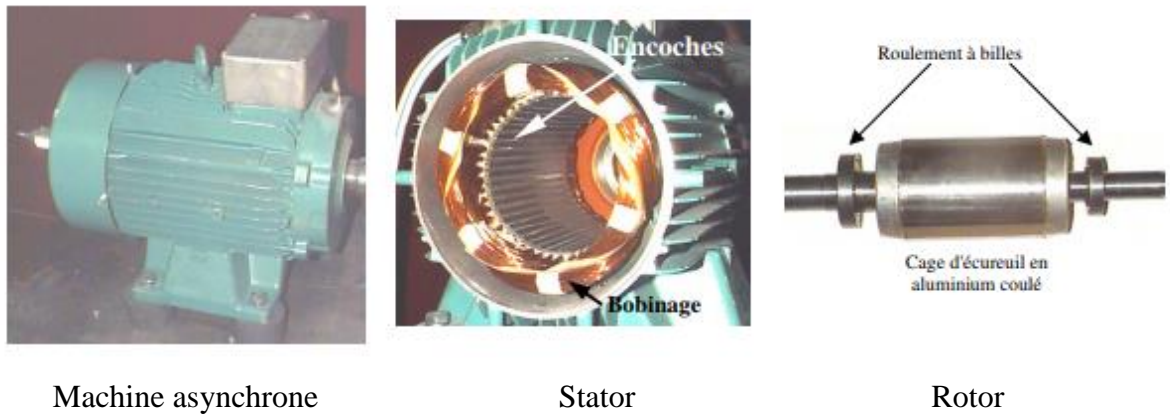
Le moteur asynchrone n'est pas infailible, comme tout système électrique, il n'est pas à l'abri d'un dysfonctionnement ou d'une panne intempestive, il peut subir diverses contraintes internes ou externes d'origine mécanique, électrique et/ou magnétique (surcharge, défauts d'alimentation, excentricité du rotor, usure des roulements à billes ...) altérant la machine, et pouvant causer des détériorations, des chutes de performances, affectant sa durée de vie [3].

## **I.3 Constitution de la machine asynchrone**

Du point de vue mécanique, la machine asynchrone est composée de trois parties distinctes [4] :

- Le stator c'est la partie fixe de la machine.
- Le rotor c'est la partie tournante de la machine.

- Les paliers c'est la partie mécanique qui supporte les bouts d'arbre du rotor tout en lui assurant le degré de liberté de la rotation.



**Figure I.1** : Machine asynchrone avec le stator et le rotor qui la constituent [5].

### I.2.1 Le stator

Le stator est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilage de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine [6].

### I.2.2 Le rotor

Le rotor, monté sur l'arbre moteur se compose d'un cylindre fait de tôles empilées. Des encoches sont percées à la périphérie extérieure destinées à recevoir des conducteurs. Il est séparé du stator par un entrefer très court de l'ordre de 0,4 à 2 mm seulement [7].

Les rotors des machines asynchrones peuvent être de deux types :

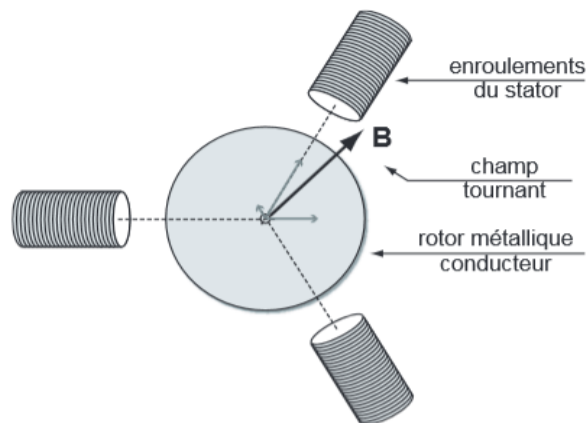
- Les rotors bobinés sont construits de la même manière que le bobinage statorique. Les phases rotoriques sont disponibles grâce à un système de bagues-balais positionné sur l'arbre de la machine, ce qui permet de profiter des caractéristiques de ce type de rotor à savoir le démarrage, le freinage et la variation de vitesse du moteur par insertion de résistance.
- Les rotors à cage d'écureuil, les enroulements sont constitués de barres en cuivre utilisées pour les gros moteurs ou en aluminium pour les moteurs de petite puissance.

### I.2.3 Les Paliers

Les paliers, permettent la rotation de l'arbre rotoriques, ils sont constitués de flasques et de roulements à billes insérés à chaud sur l'arbre. Les flasques, moulés en fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage [8].

## I.4 Le principe de fonctionnement

Ce qui permet au rotor de tourner c'est le principe des champs magnétiques tournant produit par des tensions alternatives. Trois enroulements sont disposés dans le stator à  $120^\circ$  les uns des autres, une fois alimentés trois champs magnétiques indépendants sont créés. Ces champs magnétiques sont déphasés dans le temps, la vitesse du champ magnétique sera toujours supérieure à celle du rotor, les deux vitesses ne peuvent être synchrones d'où le nom de machine asynchrone.



**Figure I.2 :** Champs tournant créé par un système triphasé [8].

La vitesse d'une machine en tours par secondes dépend de la fréquence du réseau qui alimente le stator et du nombre de pair de pôle du moteur, donc pour faire varier la vitesse d'un moteur il suffit de modifier la fréquence ou le nombre de pair de pôle [8].

$$n_1 = \frac{f}{p} \quad (\text{tr/s})$$

Où  $f$  : est la fréquence d'alimentation

$p$  : représente le nombre de pairs de pôles.

## I.5 Défauts dans les machines asynchrones

### I.5.1 Principaux défauts dans la machine

Divers défaillances peuvent apparaître dans la machine asynchrone, elles peuvent être internes, externes, mécaniques, électriques et leurs causes sont très variées.

Les défaillances d'une machine asynchrone les plus fréquentes qui requièrent une attention particulière sont présentées dans le tableau (I.1).

### I.5.2 Classification des défauts

Les défauts de la machine asynchrone peuvent être d'origine diverse (interne et externe), on peut généralement les classifié en deux types : mécanique et électrique.

<b>Défaillances des machines électriques</b>	<b>Internes</b>	<b>Mécaniques</b>	Contact entre le stator et le rotor
			Défauts de roulement
			Excentricité
		Mouvement des enroulements et des tôles	
		<b>Electriques</b>	Défaillance au niveau de l'isolation
			Rupture de barre
	Défaillance au niveau du circuit magnétique		
	<b>Externes</b>	<b>Mécaniques</b>	Charge oscillante
			Surcharge de la machine
			Défaut de montage
		<b>Environnementales</b>	Humidité
			Température
Propreté			
<b>Electriques</b>		Fluctuation de la tension	
		Sources de tension déséquilibrées	
		Réseau bruité	

**Tableau I.1** : Défauts des machines électriques selon leurs origines [4].

### I.5.3 Type des défauts

#### I.5.3.1 Défauts d'ordre électrique

Les défauts d'origine électrique peuvent, dans certain cas, être la cause d'un arrêt de la machine. Ces défaillances peuvent apparaitre au niveau des circuits électriques statoriques et rotoriques.

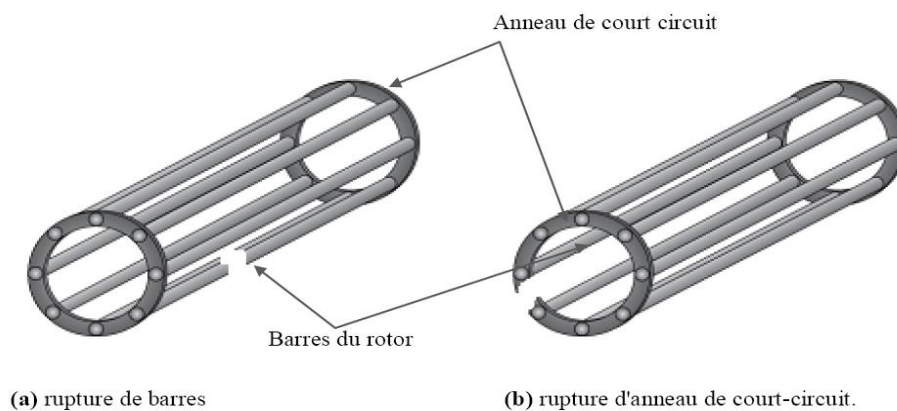
##### a) Défauts de stator

Les propriétés diélectriques du matériau isolant recouvrant les conducteurs peuvent être affectées par une contamination par des corps étrangers (poussières, graisses, ...). Ces corps étrangers peuvent provoquer un pont résistif entre les conducteurs et le circuit magnétique. Des petites décharges de courant apparaissent alors dans cette région à cause de l'existence d'une différence de potentiel. Suite à l'accumulation des décharges de courant, le matériau se

fissure de plus en plus jusqu'à provoquer un court-circuit des conducteurs avec la carcasse magnétique [10].

### b) Défauts de rotor

Un rotor peut être affecté par les mêmes défauts que le stator s'il s'agit d'un rotor bobiné. En revanche pour un rotor à cage d'écureuil, les défauts peuvent être une rupture de barre ou encore une rupture d'anneaux de court-circuit figure(I.3). Ces ruptures de barres ou portions d'anneau peuvent être dues à une surcharge mécanique ou encore à un échauffement local excessif ou tout simplement à un défaut de fabrication [2].



**Figure I.3:** Défaut d'un rotor a cage d'écureuil [11].

### I.5.3.2 Défauts d'ordre mécanique

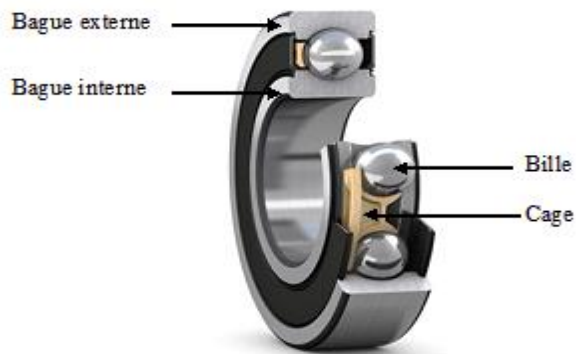
L'expérience requise sur les machines asynchrones a montré que les défauts mécaniques tiennent une grande place dans les défauts de la machine, dans ce type de défaillance on peut citer : les défauts de roulement, de flasque, de l'arbre, et d'excentricité (dynamique, statique et mixe), nous allons définir brièvement ces défauts.

- **Défaillance de roulement :**

Les roulements jouent le rôle d'interface électromécanique entre le stator et le rotor, ils représentent l'élément de maintien de l'axe de la machine permettant d'assurer une bonne rotation de rotor. La figure (I.4(a)) présente une vue coupe d'un roulement à billes.

Les défauts de roulement représentent la majorité des défauts dans la machine. La figure (I.4(b)) présente un défaut de cage à bille. Les conséquences directes de cette défaillance sur les roulements sont :

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



a) Roulement à bille.



b) Défauts de cage de bille.

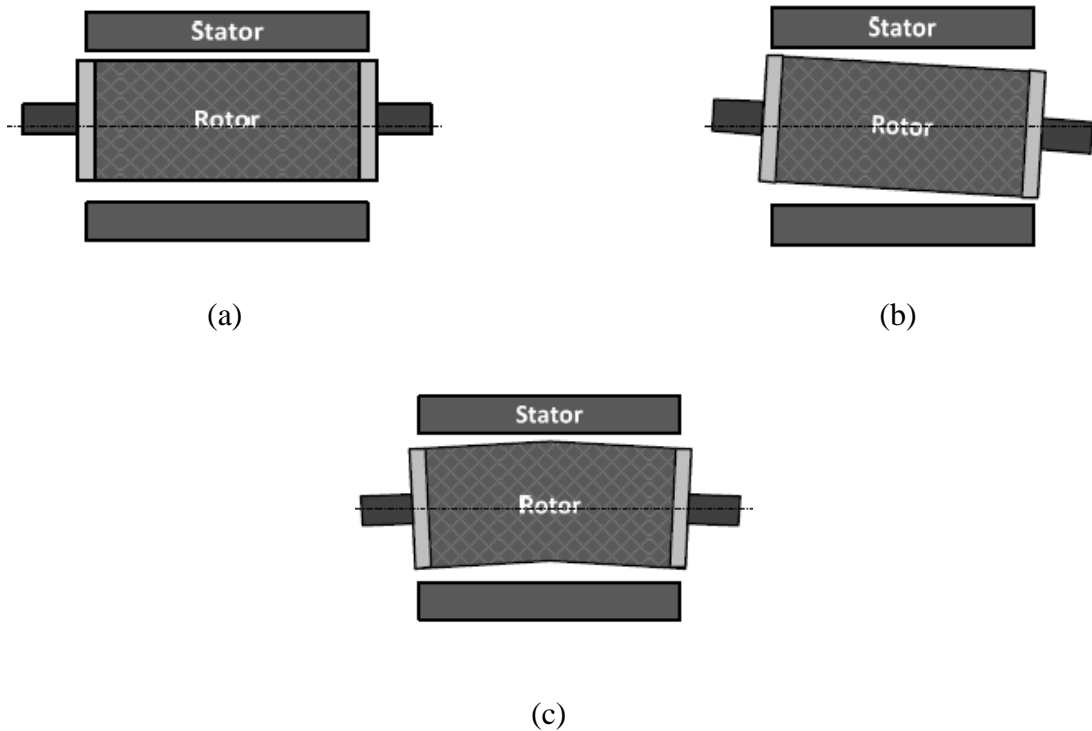
**Figure I.4:** Roulement à bille [11].

▪ **Défaillance d'excentricités**

Trois catégories d'excentricité sont généralement distinguées [12] :

- L'excentricité dynamique (Fig. I.5 (a)) : elle a un centre de rotation du rotor différent du centre géométrique du stator, mais, de plus, le centre du rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du cylindre rotorique, une déformation du cylindre statorique ou la détérioration des roulements à billes.
- L'excentricité statique (Fig. I.5 (b)) : généralement due à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator. La cause principale c'est un défaut de centrage des flasques.
- L'excentricité mixte (Fig. I.5 (c)) : la somme des deux cas présentés ci-avant.





**Figure I.5 :** Types d'excentricité : (a) dynamique ; (b) statique ; (c) mixte [12].

- **Défaillance de 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 [13].

- **Défaillance 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 un arrêt irrémédiable de la machine asynchrone. Les milieux corrosifs peuvent aussi affaiblir la robustesse de l'arbre de la machine [13].

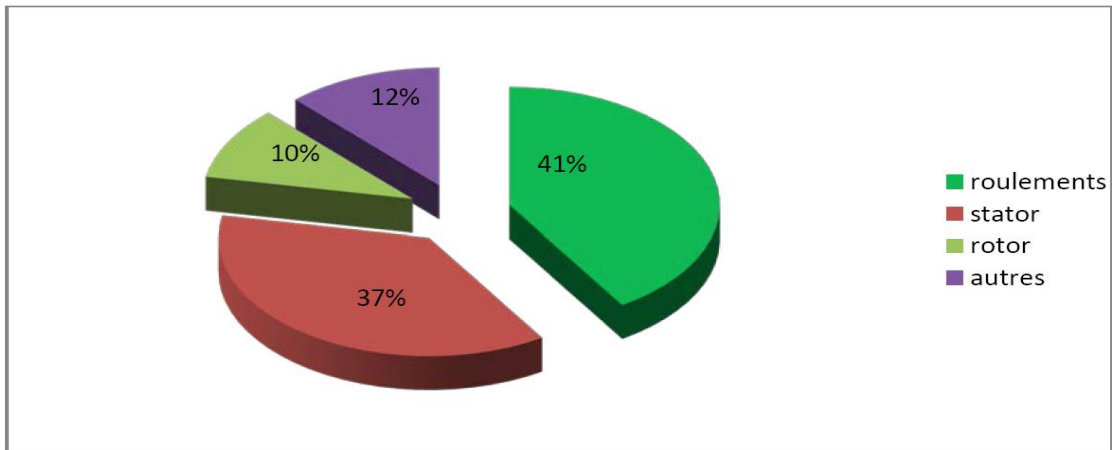
#### **I.5.4 Etude statistique des défauts**

Statistiquement, il est difficile de donner une répartition exacte des défaillances des machines électriques puisque le recensement des pannes et défauts n'est pas automatique dans l'ensemble des parcs d'exploitation et des ateliers de maintenance [14].

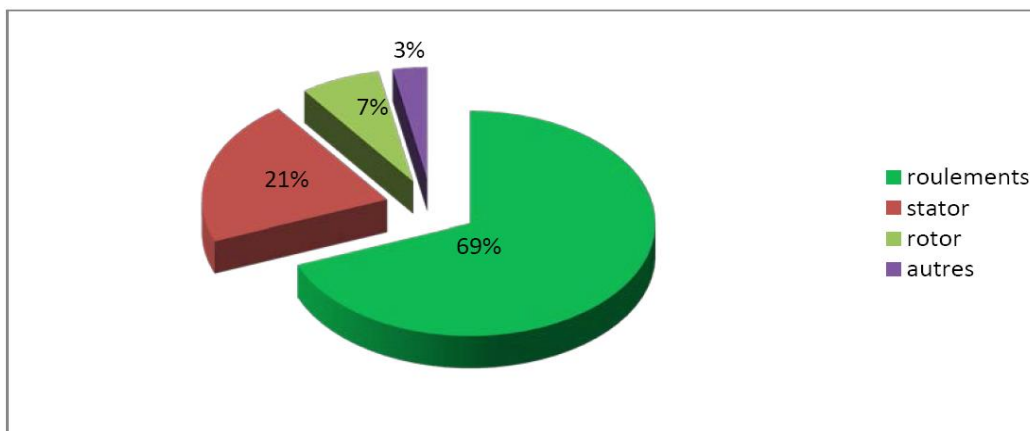
De nombreuses études statistiques sur les machines tournantes ont été effectuées depuis les années 80 à nos jours [11].

Parmi ces études ceux réalisé par T. Thomson, en 1999, sur la gamme des machines de grande puissance (100Kw à 1Mw), Figure (I.6.a).

Et ceux réalisé par A.H.Bonnett en 2008 sur la même gamme de puissance, Figure (I.6.b).



(a) Répartition des défauts selon Thomson(1999) [15].



(b) Répartition des défauts selon Bonnet(2008) [16].

**Figure I.6 :** Evolution des statistiques des pannes dans les machines asynchrones pour une décennie.

L'étude statique faite par A.H.Bonnett, a confirmé que les principales défauts des machines de grandes puissance viennent de roulements et de stator.

## **I.6 Diagnostic**

La définition du diagnostic selon la norme AFNOR (Association Française de Normalisation) et CEI (Comité Européen de Normalisation) stipule que : « Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test [17]».

Son objectif consiste à déterminer les causes de dysfonctionnement, localiser les défauts, et l'identification des défauts .

En littérature on trouve deux approches en diagnostic : Approche modèle et approche signal.

### **I.6.1 Approche modèle**

Les méthodes à base de modèle sont les plus familières aux automaticiens. Elles supposent une connaissance du procédé sous forme de modèle numérique.

Le principe de cette méthode est de comparer la sortie du modèle aux données accessibles pour former un résidu exploité pour alimenter un mécanisme dédié à la détection des défauts [18].

### **I.6.2 Approche signal**

L'approche signal est très utilisée en diagnostic pour des raisons de simplicité et d'efficacité. Cette approche repose sur la connaissance du comportement du système sain, elle est ensuite comparée avec les signaux mesurés [11].

Dans la littérature, sont présentées plusieurs techniques de détection de défauts par traitement des signaux mesurés [19].

- Les courants satoriques.
- Le flux de dispersion.
- Le couple électromagnétique.
- La vitesse de rotation.
- La puissance instantanée.
- Les vibrations mécaniques.

#### **I.6.2.1 Détection des défauts par analyse des courants statoriques**

Parce qu'il est facilement accessible, et vue sa capacité de détecter aussi bien les défauts électromagnétiques que mécaniques, l'analyse du courant statorique occupe une place privilégiée dans le diagnostic. Cette technique est connue sous l'abréviation MCSA (Motor Current Signature Analysis). La MCSA était l'objet de plusieurs travaux de recherche, elle consiste à affecter à chaque défaut une signature spectrale le caractérisant. Dans le même contexte, il a été

démontré que la sévérité du défaut est fonction de l'amplitude des composantes fréquentielles qu'il génère, et notamment, des raies déjà présentes dans le moteur sain (harmoniques d'espace) [20].

### I.6.2.2 Outils de mesure du courant statorique

Les signaux des courants statoriques à traiter dans notre travail sont obtenus grâce aux pinces ampéremétriques.

#### a) Pince ampéremétrique

Une pince ampéremétrique est un instrument de mesure très pratique pour mesurer du courant sur un conducteur sous tension, sans pour autant devoir interrompre le circuit. En effectuant des mesures de courant avec un multimètre conventionnel, il faut couper le câblage et connecter l'instrument au circuit à tester. En utilisant, par contre, une pince ampéremétrique, on peut mesurer le courant en enserrant un conducteur avec la pince.



Figure I.7 : Pince ampéremétrique.

- Principe de fonctionnements

Elles utilisent le principe de l'effet Hall : Lorsqu'un barreau en matériau semi-conducteur est parcouru par un courant  $I_d$  et soumis à un champ magnétique d'induction  $B$  appliqué perpendiculairement au sens de passage du courant, il apparaît une tension  $V_h$  sur ses faces latérales. Quand le courant d'excitation de la cellule de Hall est maintenu constant, le champ magnétique  $B$  est directement proportionnel au courant circulant dans le conducteur. Donc, la tension de sortie de Hall  $V_h$  est représentative de ce courant [21].

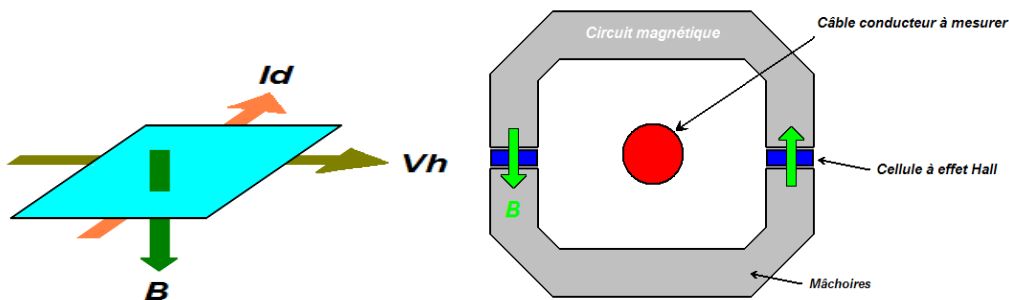


Figure I.8 : Principe de fonctionnement d'une pince ampéremétrique [21].

Un tel dispositif a deux avantages pour la mesure de courant :

- 1) Le dispositif peut être aussi utilisé pour mesurer des grandeurs continues.
- 2) La réponse est instantanée car la force du champ magnétique varie avec le courant dans le conducteur. Ainsi, des signaux alternatifs de formes complexes peuvent être détectés et mesurés avec une grande précision et un faible déphasage. Une ou deux cellules de Hall peuvent être utilisées suivant le type de pince [21].

## **1.7 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons fait un rappel de la constitution de la machine asynchrone, suivi d'une liste non exhaustive des causes pouvant engendrer des défaillances mécaniques et électriques de ces machines. Puis une classification des défaillances susceptibles d'affecter les différentes parties des machines asynchrones a été présentée. Ensuite nous avons abordé le diagnostic qui a pour but de détecter et localiser les défauts, on s'intéressant à l'approche dite: signal basée sur le traitement du signal des grandeurs mesurable, à savoir le courant, et l'alimentation.

## **Chapitre II**

# **Analyse temporelle et fréquentielle du courant statorique**

## II.1 Introduction

Les défauts dans les roulements à billes sont l'une des raisons principales des défaillances des entraînements électriques et la réduction de leur durée de vie. L'analyse et le traitement des grandeurs mesurables dans le système électrique, notamment des courants statoriques, a pris une place prépondérante dans les approches de détection et diagnostic de défauts des roulements [22]. Ces principaux atouts résident dans l'instrumentation employée, la facilité de sa mise en œuvre : vu que la mesure du courant peut être prise à n'importe quelle position entre le moteur et le poste d'alimentation ; ainsi que la richesse d'informations qu'elle procure sur l'état du moteur. Pour faire apparaître cette richesse d'informations, plusieurs méthodes de traitement du signal ont été développées dont on cite l'analyse temporelle et fréquentielle.

L'analyse temporelle permet de détecter la présence du défaut à partir des indicateurs scalaires. L'analyse fréquentielle permet d'identifier l'élément défaillant du roulement à partir des fréquences caractéristiques générées par le défaut.

## II.2 Description du système de surveillance:

Le système de surveillance du courant statorique utilisé est constitué de trois parties [23] :

- Une source triphasée : la machine est alimentée par le courant triphasé du réseau. On travaille à vitesse de rotation constante donc à glissement constant.
- Le moteur asynchrone à cage d'écureuil utilisé possède les paramètres suivants :

Puissance	1.1 KW
Fréquence d'alimentation	51 Hz
Connexion de moteur	Y
Tension entre phase	400 V
Vitesse nominale	1445 tr/min
Nombre de paires de pôles	P=2
Nombres d'encoches rotoriques	28
Nombres d'encoches statoriques	48

**Tableau II.1** : Caractéristique de la machine étudiée.

- Un échantillonneur qui a pour but d'acquérir les trois courants et tensions de phase du stator, après leur passage dans un filtre passe-bas. Ils sont échantillonnés à une fréquence de 10 kHz.

-Roulement de type SNR 6024, avec les caractéristiques suivantes :

-8 billes.

-Angle  $\beta = 0$

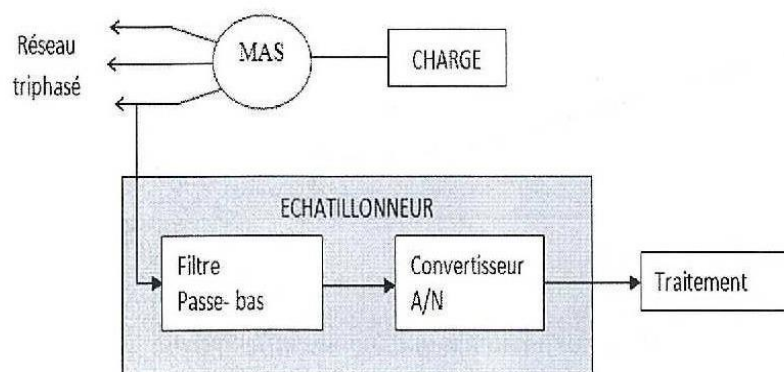
Diamètre d'une bille	DB	7.9 mm
Diamètre sur une bille	D	20 mm
Diamètre sur bague externe	d	47 mm
diamètre primitif	$DP = (D+d)/2$	33.5 mm

**Tableau II.2** : Dimension du roulement.

Défaut	Fréquence caractéristique	Valeur pour $f_{rot}=1500tr/min$
Défaut sur une bille	$f_b = 3.983 f_{rot}$	$f_b = 99.6$ Hz
Défaut sur bague externe	$f_o = 3.052 f_{rot}$	$f_b = 76.3$ Hz
Défaut sur bague interne	$f_i = 4.97433 f_{rot}$	$f_i = 124.3$ Hz

**Tableau II.3**: Fréquence caractéristiques du roulement.

La base de données a été obtenue par le Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble(LEG). Les essais ont été réalisés sur un banc d'essai dont le schéma synoptique de la chaine d'acquisition est représenté sur la figure (II.1).

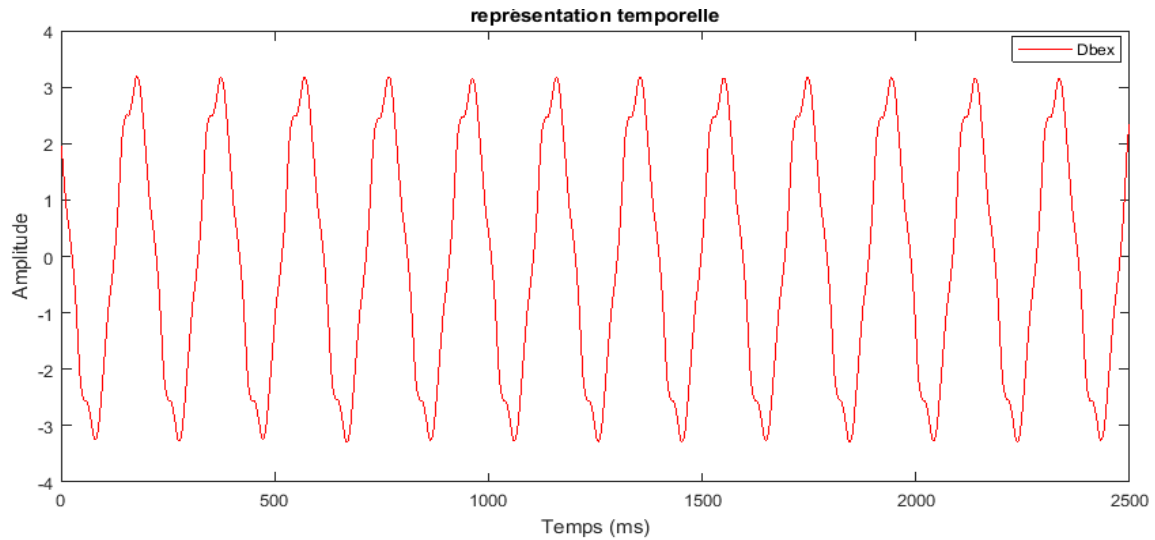


**Figure II.1**: Système de surveillance du courant statorique [24].

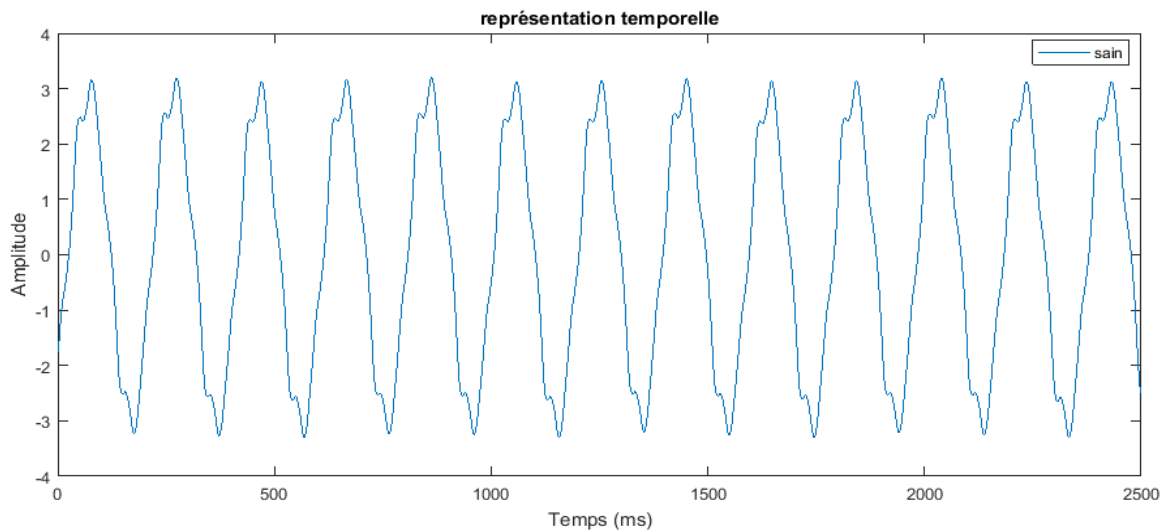


### II.3 Analyse temporelle

L'analyse temporelle est une étape utile, car elle permet de se renseigner sur le commencement, la fin la durée de ses éléments caractéristiques à savoir la discontinuité, les changements de rythme [25]. Mais elle ne renseigne pas sur certaines périodicités, d'où le passage à la représentation fréquentielle.



**Figure II.2 :** Représentation temporelle d'un signal avec défaut.



**Figure II.3:** Représentation temporelle d'un signal sain.

L'analyse temporelle repose sur l'analyse statistique qui utilise les premiers moments statistiques de la variable aléatoire de densité de probabilité  $p(x)$ . Le moment d'ordre  $r$  est définie par :

$$M_r = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^r p(x) dx \quad (II.1)$$

Notons que le moment d'ordre 1 définit la valeur moyenne  $\mu$ , le moment d'ordre 2 correspond à la variance  $\sigma^2$  qui caractérise la dispersion des variables aléatoires autour de la moyenne, alors que le moment d'ordre 3, le coefficient de dissymétrie (*skewness en anglais*), est une mesure de l'asymétrie de la densité de probabilité d'une variable aléatoire. Le moment d'ordre 4, le Kurtosis, est une mesure de l'aplatissement de la densité de probabilité d'une variable aléatoire. Il donne une évaluation de l'importance du pic du sommet de la courbe [26].

Le tableau suivant donne les valeurs statistiques du courant statorique pour les différents défauts de roulement :

	Moyenne	Variance	Skewness	Kurtosis
Sain	-0.0387	4.4959	-0.0026	1.5564
Bague externe	-0.0386	4.6812	-0.0076	1.5573
Bague interne	-0.0478	5.0347	-0.0058	1.5323
Bille	-0.0471	4.5721	9.0427e-04	1.5681

**Tableau II.4:** statistique sur le courant statorique.

À partir du tableau (II.4) on observe une mutation de la valeur moyenne du courant statorique en présence des différents défauts de roulement, comme aussi on remarque une augmentation pour la variance en présence de ces défauts. On observe aussi que ces défauts influents sur le skewness et le kurtosis dont on remarque une variation de leurs valeurs, en effet chaque défaut influe sur les caractéristiques statistiques du courant. Donc l'analyse temporelle permet de séparer entre le cas sain et le cas défaut, mais ne permet pas d'identifier la nature du défaut.

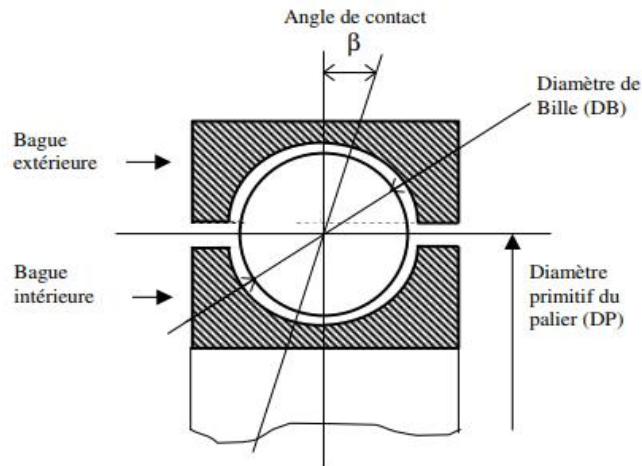
## II.4 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements

L'altération de l'uniformité des pistes, des gorges des deux bagues ou des éléments roulants peut engendrer à chaque passage de la bille sur le défaut un choc très bref assimilable à un train d'impulsions des vibrations dont les fréquences caractéristiques dépendent de l'élément du roulement affecté par un défaut. Ces fréquences sont basées sur les paramètres physiques du roulement et la vitesse de rotation de la machine [24].

Schoen et ses coauteurs, ont démontré qu'une défaillance des roulements se manifeste dans le spectre du courant statorique sous la forme d'harmoniques définis par l'expression suivante:

$$|f_a \pm k.f_{\text{défaut}}| \text{ ou } k = 1, 2, 3 \dots \quad (\text{II.2})$$

Avec  $f_a$  est fréquence d'alimentation (51 Hz).  $f_{\text{défaut}}$  est l'une des fréquences caractéristiques des vibrations induites par les défauts définis ci-dessous c'est-à-dire  $f_e, f_i$  et  $f_b$ .



**Figure II.4 :** Dimension de roulement à billes.

#### II.4.1 Défaut sur la bague externe

La fréquence caractéristique de ce défaut :

$$f_e = \left(\frac{n_b}{2}\right) \cdot f_{\text{rot}} \left[1 - \left(\frac{BD}{DP}\right) \cdot \cos \beta\right] \quad (\text{II.3})$$

#### II.4.2 Défaut sur la bague interne

La fréquence caractéristique de ce défaut :

$$f_i = \left(\frac{n_b}{2}\right) \cdot f_{\text{rot}} \left[1 + \left(\frac{BD}{DP}\right) \cdot \cos \beta\right] \quad (\text{II.4})$$

#### II.4.3 Défaut sur une bille

La fréquence caractéristique de ce défaut :

$$f_b = \left(\frac{PD}{PB}\right) \cdot f_{\text{rot}} \left[1 - \left(\frac{BD}{DP}\right) \cdot \cos \beta\right]^2 \quad (\text{II.5})$$

Ou :

- $n_b$  est le nombre de billes.
- $BD$  le diamètre d'une bille.

- PD la profondeur du roulement (Diamètre de la cage).
- $\beta$  l'angle de contact des billes avec les bagues ( $\beta=0$ , en général).
- $f_{rot}$  est la fréquence de rotation du rotor.

## II.5 Représentation fréquentielle

La représentation temporelle peut être suffisante dans les cas où la forme du signal et la nature du traitement restent simples. Dans la réalité, les signaux n'ont pas toujours une forme simple soit en raison de la nature de l'information qu'ils portent, soit en raison du traitement qu'ils doivent subir. L'unique représentation du signal en fonction du temps s'avère insuffisante : elle ne permet plus d'interpréter correctement l'information. Dans de tels cas, la représentation du signal en fonction de la fréquence est très utile [27].

### II.5.1 La série de Fourier

Nous allons voir qu'à l'aide de la décomposition en séries de Fourier, il est simple de mettre en évidence les fréquences contenues dans un signal. La décomposition en séries de Fourier d'un signal est constitué d'une infinité de fréquences multiples de la fréquence du fondamental [28].

#### II.5.1.1. Décomposition en série de Fourier

Soit  $x(t)$  un signal périodique de période  $T_0 = \frac{1}{f_0}$ ,  $x(t)$  peut se décomposer en une somme infinie de fonctions sinusoïdales dépendant du temps.

On parle de la décomposition en série de Fourier et on peut écrire  $x(t)$  sous la forme [28] :

$$X(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(nw_0t) + b_n \sin(nw_0t)] \quad (\text{II.6})$$

Avec  $w_0 = 2\pi f_0$

$a_n$  et  $b_n$  sont les coefficients de la série de Fourier,  $f_0$  représente la fréquence du fondamental et  $nf_0$  (pour  $n > 1$ ) représente la fréquence de l'harmonique de rang  $n$ , les coefficients de Fourier sont indépendants du temps et s'expriment de la manière suivante :

$$a_0 = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0} x(t) dt \quad (\text{II.7})$$

$$a_n = \frac{2}{T_0} \int_0^{T_0} x(t) \cos(nw_0t) dt \quad (\text{II.8})$$

$$b_n = \frac{2}{T_0} \int_0^{T_0} x(t) \sin(n\omega_0 t) dt \quad (\text{II.9})$$

Si le signal  $x(t)$  est pair alors  $b_n = 0, \forall n$ .

Si le signal  $x(t)$  est impair alors  $a_n = 0, \forall n$ .

$a_0$  Représente la valeur moyenne du signal  $x(t)$ .

### II.5.1.2 Formulation complexe

Utilise l'expression des sinus et cosinus sous forme d'exponentielles (formule de Moivre  $\exp(j\theta) = \cos \theta + j \sin \theta$ ) :

$$\cos \theta = \frac{\exp(j\theta) + \exp(-j\theta)}{2}; \quad \sin \theta = \frac{\exp(j\theta) - \exp(-j\theta)}{2j} \quad (\text{II.10})$$

Desquelles on peut déduire la décomposition de  $x(t)$  en somme d'exponentiel :

$$X(t) = \frac{a_0}{2} + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{\infty} [(a_n - jb_n) \exp(jn\omega t) + (a_n + jb_n) \exp(-jn\omega t)] \quad (\text{II.11})$$

Si on pose

$$C_0 = \frac{a_0}{2} \quad (\text{II.12})$$

$$C_n = \frac{a_n - jb_n}{2} \quad \text{si } n > 0 \quad (\text{II.13})$$

$$C_n = \frac{a_{(-n)} - jb_{(-n)}}{2} \quad \text{si } n < 0 \quad (\text{II.14})$$

On peut écrire une forme simple de la décomposition :

$$X(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n \exp(jn\omega t) \quad (\text{II.15})$$

Avec une expression des coefficients  $C_n$ :

$$C_n = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t) \exp(-jn\omega t) dt \quad (\text{II.16})$$

On appelle les  $C_n$  les coefficients de Fourier de  $x(t)$ . C'est leur ensemble qui forme la représentation fréquentielle du signal  $x(t)$  [29].

### II.5.2 La transformée de Fourier

La transformée de Fourier généralise la théorie des séries de Fourier aux fonctions non périodiques, et permet de leur associer également un spectre de fréquence. On cherche alors à

décomposer une fonction quelconque en somme infinie de fonctions trigonométrique de toutes les fréquences. Une telle sommation se présentera donc sous forme d'intégrale.

La décomposition du signal  $x(t)$  non périodique (ou de période infinie) sous forme harmonique ne peut donc s'exprimer à l'aide des séries de Fourier qui font intervenir une sommation discrète. On montre que la décomposition harmonique d'un signal non périodique se calcule à l'aide de la transformée de Fourier (qui joue le rôle des coefficients de Fourier pour les signaux non périodique).

### II.5.2.1 Définition de la transformé de Fourier

La transformée de Fourier est un outil mathématique qui permet d'établir une dualité entre deux représentations différentes d'un signal mais complémentaires au niveau de l'interprétation des résultats. Elle effectue le passage du domaine temporel au domaine spectral (fréquentiel). Son résultat est appelé spectre d'un signal [27].

La transformée de Fourier du signal  $x(t)$ , notée  $F[x(t)] = X(w)$ , est définie par :

$$F[x(t)] = X(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad , \quad (\omega = 2\pi f). \quad (\text{II.17})$$

### II.5.2.2 Spectre de fréquence

$X(w)$  est une fonction qui est indépendante du temps. C'est une fonction complexe que l'on peut écrire sous la forme module et phase :  $X(w) = |X(w)| \cdot e^{j\phi(f)}$ , ou sous une forme de partie réelle et de partie imaginaire :  $X(w) = \text{Re}(X(w)) + j \cdot \text{Im}(X(w))$  ; avec :

$$\text{Re}(X(w)) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cos(\omega t) dt \quad (\text{II.18})$$

$$\text{Im}(X(w)) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \sin(\omega t) dt \quad (\text{II.19})$$

$$\text{Avec: } |X(w)| = \sqrt{R^2 + Im^2}$$

Les conditions nécessaires et suffisantes de l'existence de la FT sont :

- $X(t)$  est bornée.
- $X(t)$  est de classe L1, i.e.  $\int_{-\infty}^{+\infty} |X(t)| dt \leq \infty$ .
- $X(t)$  présente un moment fini de discontinuité.

La transformation de Fourier des signaux numériques, telle qu'elle a été définie et étudiée, n'est pas sous forme appropriée pour traitement numérique. Ceci provient, d'une part de

l'existence d'une variable continue représentant le temps et d'autre part, la nécessité de faire intervenir un nombre infini d'échantillons du signal.

Vu l'importance considérable de cette transformation en traitement de signaux, il est nécessaire de la mettre sous une forme pratiquement utilisable. Cette forme est appelée transformation de Fourier discrète et sera dénotée ci-après par la notion abrégée TFD [30].

### II.5.3 Transformée de Fourier discrète

#### II.5.3.1 Discrétisation de la fréquence

A fin de pouvoir calculer numériquement un spectre, il est évidemment nécessaire de discrétiser la fréquence. En divisant le domaine fréquentiel en  $N$  intervalles, l'incrément fréquentiel vaut  $\Delta f = \frac{f_e}{N}$  et les fréquences analysées, au nombre de  $N$ , sont [30] :

$$f = k\Delta f = k \frac{f_e}{N} \quad (\text{II.20})$$

Cette discrétisation de la fréquence n'est rien d'autre qu'un échantillonnage dans domaine spectral et résultats des opérations d'échantillonnage (en respectant la condition de Shanon) et de multiplication vue plus haut pour l'espace-temps s'appliquent également dans l'espace des fréquences [31].

#### II.5.3.2 Définition de la TFD

La TFD est la transformée discrète la plus importante, utilisée pour effectuer l'analyse de Fourier dans de nombreuses applications pratiques. Dans le traitement du signal numérique, la fonction est une quantité ou un signal qui varie dans le temps.

Sa définition pour un signal  $x$  de  $N$  échantillons est la suivante :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-2i\pi k \frac{n}{N}} \quad \text{Pour } 0 \leq k \leq N. \quad (\text{II.21})$$

### II.5.4 La transformé de Fourier rapide FFT (Fast Fourier Transform)

La FFT, ou transformée de Fourier rapide, est l'un des quelques algorithmes dont la publication a provoqué une véritable révolution dans le champ technique. Elle a été inventée par Cooley et Tukey, ingénieurs dans le centre de recherche d'IBM au début des années 1960. Il a eu, du fait de son efficacité, un impact considérable sur le développement des applications en traitement numérique des signaux [32].

La FFT calcule la TFD et produit exactement le même résultat que l'évaluation directe de la définition TFD, la différence la plus importante est qu'une FFT est beaucoup plus rapide.

## II.6 Analyse par la transformé de Fourier

L'objet de cette partie est de décrire la signature des défauts de roulements telle qu'elle a été observée sur les signaux enregistrés. Trois défauts de roulement ont été reproduits artificiellement en réalisant par électroérosion un trou de 1mm au niveau de la bille, la bague externe et la bague interne [25].

Les analyses spectrales ont été réalisées sur des blocs de 60000 points, la fréquence d'échantillonnage est de 10 KHz, soit une résolution spectrale de 1/6 Hz. Le spectre du moteur sain obtenu en fonctionnement à vide et avec une charge servent de référence pour les autres spectres du courant avec défauts.

### II.6.1 Moteur avec défaut bague externe

Pour une vitesse de rotation 1500tr/min, la fréquence caractéristique théorique de ce défaut calculée de la forme (II.3) est  $f_e=76.3$  Hz. Théoriquement, il généré des raies spectrales du courant statorique aux fréquences suivantes (avec une fréquence d'alimentation  $f_a=51$ Hz) :

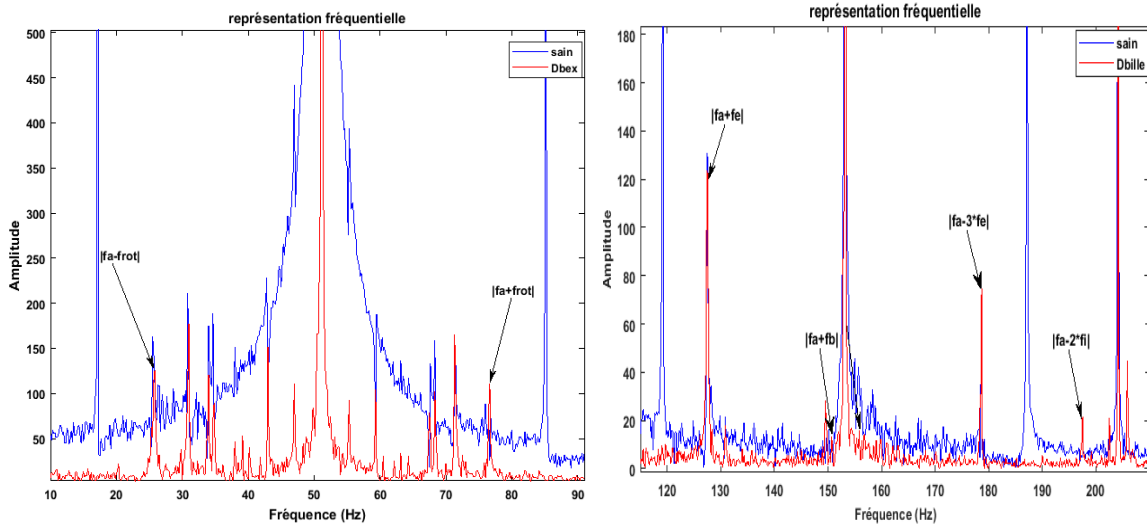
K	$f_{\text{défaut}}= f_a+k.f_e $	$f_{\text{défaut}}= f_a-k.f_e $
1	127.3	25.3
2	203.6	101.6
3	279.9	177.9
4	356.2	254.2
5	432.5	330.5

**Tableau II.5** : Fréquences théoriques du défaut bague externe.

Les résultats obtenus sont illustré sur les figures suivantes :



**a. Défaut à vide**



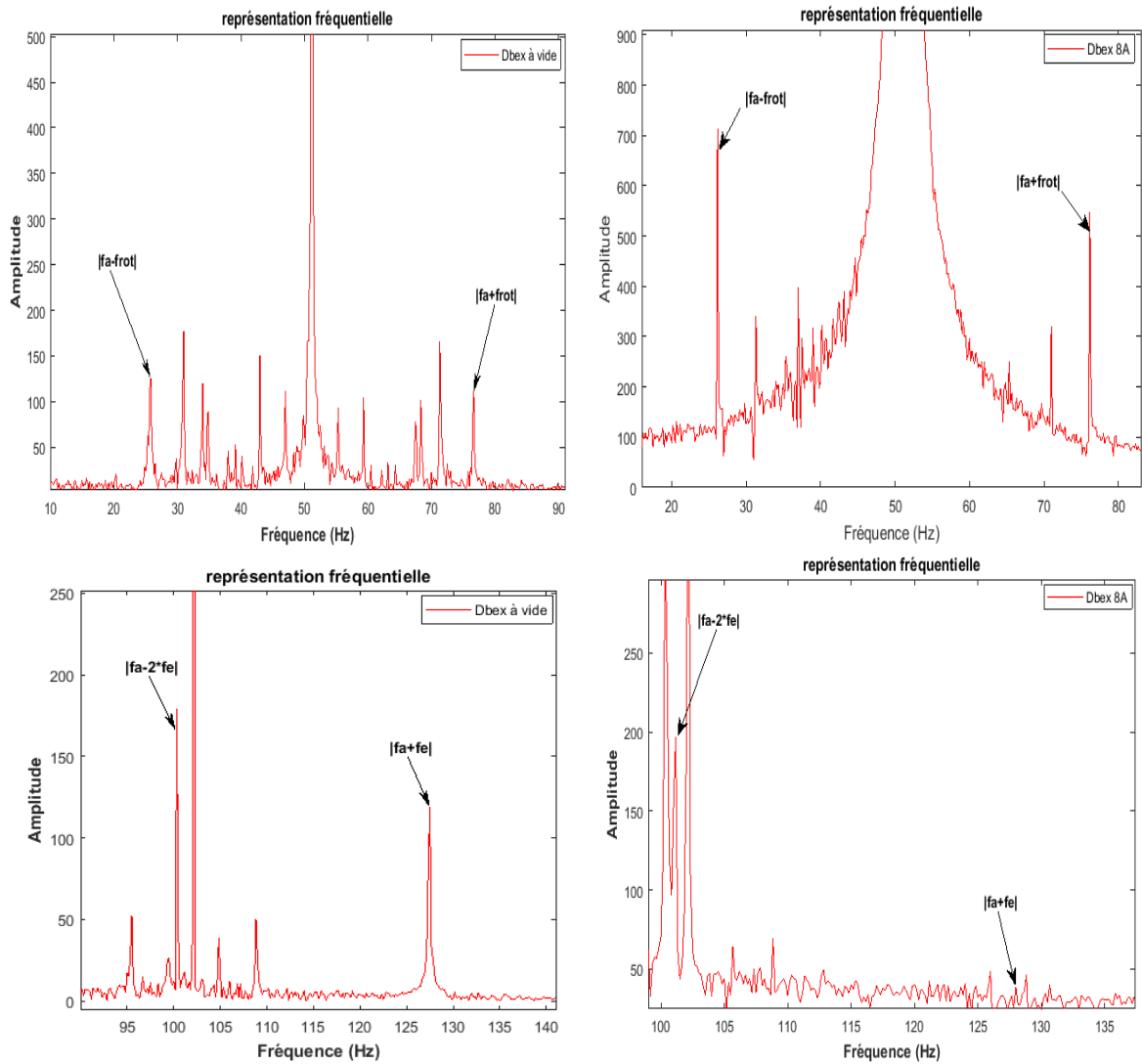
**Figure II.5** : Spectre du courant pour un défaut bague externe à vide.

La comparaison entre les deux signaux sain et bague externe, nous permettra de mieux discerner les composantes créés par le défaut bague externe dont ce dernier produit la variation de l'amplitude des raies situées à  $|f_a+f_{rot}|$  et  $|f_a-f_{rot}|$  : caractéristique d'une extrencité d'entrefer. On remarque aussi l'apparition des fréquences prévue theoriquement associées au défaut bague externe :  $|f_a+f_c|$ ,  $|f_a-2*f_c|$ ,  $|f_a-f_c|$ .

Certain pic associé n'apparaissent pas sur le spectre car il coïssident avec l'harmonique fondamentale  $k * f_a$ . On remarque aussi l'apparition d'autre pics sur le spectre du courant qui sont peut être due à d'autre types de défauts.

**b. Défaut avec une charge de 8A**

La figure (II.6) présente le spectre du courant avec un défaut sur la bague externe à vide et avec une charge de 8A. La charge dans notre cas est obtenue par le couplage de la machine asynchrone avec une machine à courant continu.



**Figure II.6 :** Influence de la charge sur le spectre du courant statorique d'un défaut bague externe.

D'après les résultats nous constatons qu'on peut toujours voir des raies qui correspondent aux défauts bague externe, mais avec des amplitudes moins importantes donc la charge modifie le spectre. Par contre les raies de fréquences  $|f_a \pm f_{rot}|$  ont des amplitudes plus élevées en présence de la charge, donc la charge augmente l'excentricité.

### II.5.2 Moteur avec défaut bague interne

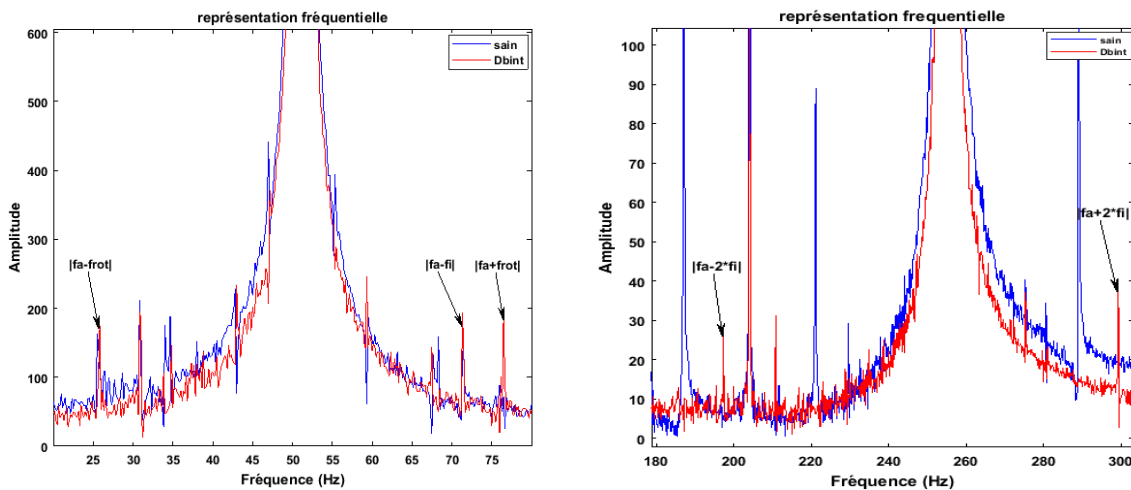
La fréquence caractéristique théorique cinématique calculée par la formule (II.4) est de  $f_i = 124.3$  Hz. Théoriquement, on aura apparition des raies sur les spectres du courant statorique aux fréquences indiqués sur le tableau ci-dessous :

K	$f_{\text{défaut}} =  f_a + k \cdot f_i $	$f_{\text{défaut}} =  f_a - k \cdot f_i $
1	175.3	73.3
2	299.6	197.6
3	423.9	321.9
4	548.2	464.2
5	672.5	570.5

**Tableau II.6 :** Fréquences théoriques du défaut bague interne.

**a. Défaut à vide**

La figure (II.7) présente le spectre du courant avec un défaut bague interne, à vide :

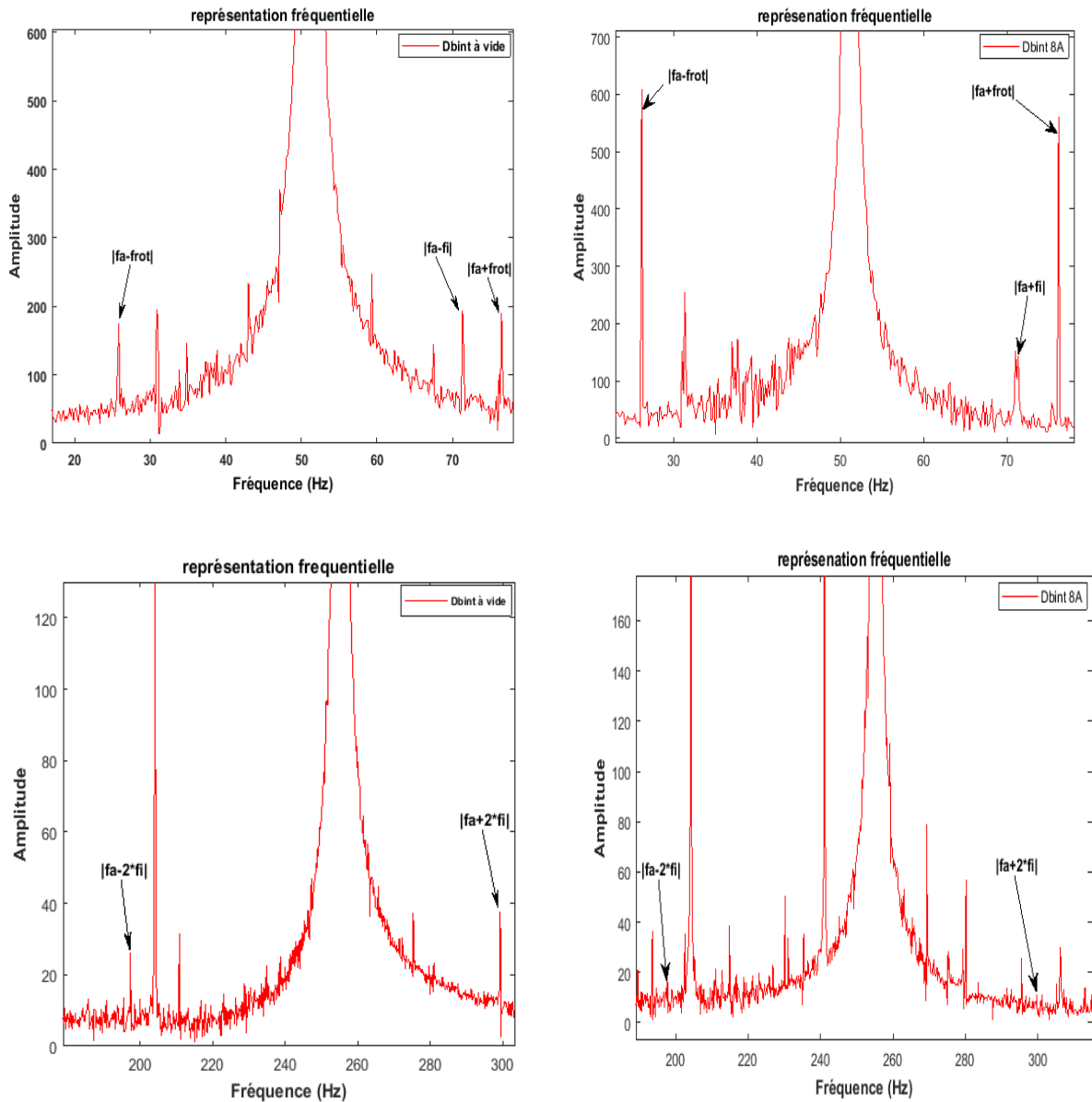


**Figure II.7:** Spectre du courant pour un défaut bague interne à vide.

Un zoom sur ces spectre met clairement en évidence d'une part l'apparition des raies aux fréquences théorique associés aux défaut bague interne au niveau  $|f_a - f_i|$ ,  $|f_a - 2 \cdot f_i|$  et  $|f_a + 2 \cdot f_i|$ . D'autre part on remarque que l'amplitude des raies qui correspond aux défauts est très faible par rapport aux harmoniques du courant statorique, ce qui complique la détection des défauts, ceci pourrait être du aux défauts réalisés qui ne seraient pas assez sévères pour générer des raies importantes en amplitude.

**b. Défaut avec une charge de 8A**

La figure (II.8) présente le spectre du courant avec un défaut sur la bague externe à vide et avec une charge de 8A.



**Figure II.8** : Influence de la charge sur le courant statorique d'un défaut bague interne.

On peut toujours voir les raies qui correspondent aux défauts bague interne indiquées au tableau (II.6), mais leurs niveaux diminuent par rapport à celles obtenus dans le spectre d'une machine à vide. Par contre les raies aux fréquences  $|f_a \pm f_{rot}|$  ont des amplitudes plus importantes, ce qui signifie que la charge augmente l'excentricité comme dans le cas d'un défaut bague externe.

### II.6.3 Moteur avec défaut de bille

En utilisant la formule (II.5), la fréquence cinématique de ce défaut est  $f_b = 99.6$  Hz. Théoriquement, il génère des raies sur le spectre du courant statorique aux fréquences indiquées ci-dessous :

K	$f_{\text{défaut}} =  f_a + k \cdot f_b $	$f_{\text{défaut}} =  f_a - k \cdot f_b $
1	150.6	48.6
2	250.2	148.2
3	349.8	247.8
4	449.4	347.4
5	549	447

Tableau II.7 : Fréquences théoriques du défaut bille.

a. Défaut à vide

Les résultats obtenus sont illustrés sur la figure (II.9) :

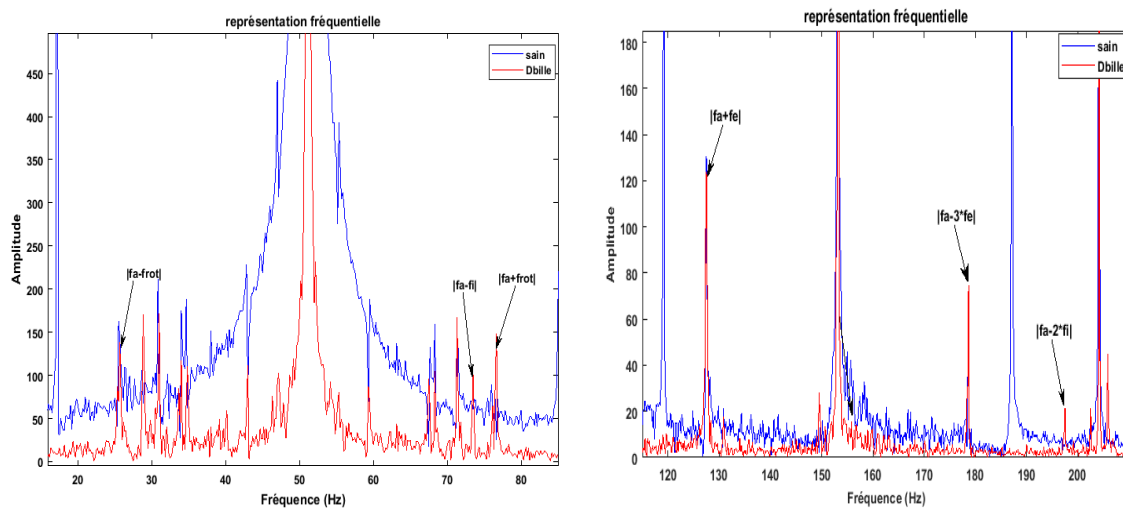


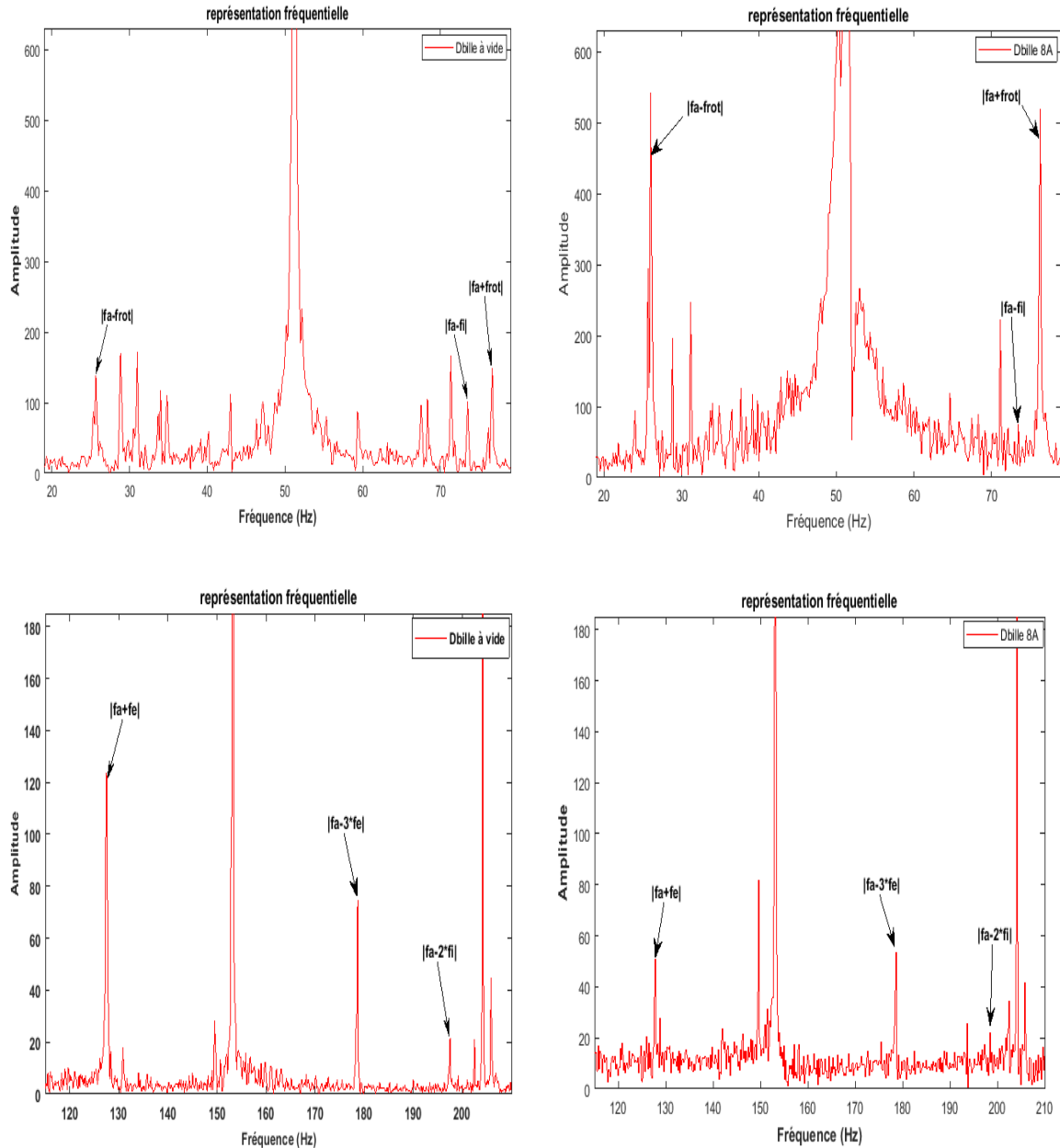
Figure II.9: Spectre du courant pour un défaut bille à vide.

La fréquence cinématique du défaut bille a une valeur particulière puisqu'elle est proche de 100Hz, cela complique la détection de ce défaut, car les raies relatives à ce défaut sont proches des harmoniques de la fréquence d'alimentation.

Le défaut bille se manifeste aux fréquences théoriques correspondant aux défauts bague externe et bague interne, c'est-à-dire à :  $|f_a \pm k \cdot f_e|$  et  $|f_a \pm k \cdot f_i|$ , pour cela le défaut bille est considéré dans la littérature comme un défaut bague externe et un défaut bague interne en même temps [33].

**b. Défaut avec une charge de 8A**

Sur la figure (II.10) présente le spectre du courant avec un défaut sur une bille, à vide et avec une charge de 8A.



**Figure II.10** : Influence de la charge sur le courant d'un défaut bille.

Les raies aux fréquences  $|f_a \pm f_{rot}|$  ont des amplitudes plus importantes en présence de la charge ce qui signifie que la charge augmente toujours l'excentricité. On remarque aussi que l'amplitude des raies qui correspondent aux défauts bague externe et aux défauts bague interne diminue, la charge fait apparaître d'autres raies qu'on ne connaît pas leur origines.

## II.7 Commentaires

D'après les résultats obtenus sur plusieurs échantillons des défauts, nous pouvons dire que :

- les défauts de roulements modifient le spectre du courant statorique, en faisant apparaître des nouvelles raies ou modifiant l'amplitude des raies déjà existées.
- Le défaut bague externe semble être le plus visible par rapport aux autres défauts de roulement.
- Les défauts sur la bague externe, bague interne et sur la bille font apparaître de nouvelles raies mais pas aux fréquences prévues théoriquement.
- Le Défaut bille considéré comme défaut bague interne et défaut bague externe au même temps.
- Les raies aux fréquences  $|f_a \pm f_{rot}|$  ont des amplitudes plus importantes en présence de la charge, donc la charge favorise l'excentricité.
- On constate que le diagnostic d'un moteur à vide donne de résultats meilleurs qu'avec une charge. En effet, une charge atténue le mouvement du rotor, les variations d'entrefer dues à un défaut seront donc moindres en présence d'une charge. Donc la charge influe négativement sur l'identification des défauts.
- Les résultats obtenus sur l'ensemble des défauts vérifient l'exactitude du modèle mathématique proposé par Schoen.

## II.8 Inconvénients de l'analyse fréquentielle

- La recherche manuelle des défauts.
- La richesse et la complexité du spectre du courant statorique, le modèle Schoen s'avère un modèle incomplet pour un diagnostic fiable.
- Entraîne des problèmes de recouvrement de signature.

## II.9 Conclusion

Ce chapitre était consacré sur l'analyse spectrale du courant statorique qui a pour but diagnostique des défauts mécaniques de la machine asynchrone, nous avons montré l'importance de cette méthode afin d'obtenir des informations sur la machine.

Nous avons tout d'abord donné quelque rappel et définition sur l'analyse temporelle et la transformée de Fourier qui est un outil très important dans le traitement de signal.

L'analyse temporelle sur les signaux réels enregistré, permet de détecter la présence du défaut et non l'identifier d'où le passage à l'analyse fréquentielle.

A la suite de ce chapitre, nous avons constaté que la surveillance du courant statorique possède une bonne capacité à détecter la présence des défauts mécaniques, l'analyse fréquentielle du courant permet de montré l'existence d'un ou plusieurs défauts, lesquels manifeste par de nouvelles raies ou la modification de l'amplitude de raies déjà existé en cas sain.



# **Chapitre III**

## **Analyse par ondelettes**

### III.1 Introduction

Les représentations temps-fréquence sont généralement associées à la transformée de Fourier, que nous avons présenté dans le chapitre précédent, cette méthode très classique n'est pas assez suffisante pour étudier des signaux non stationnaires, c'est pour cela nous aborderons dans ce chapitre une nouvelle méthode de traitement du signal, on utilisant la transformée en ondelettes basé sur la représentation temps-échelle.

L'analyse par ondelettes est apparue au début des années 80, elle a beaucoup d'avantage par rapport aux méthodes traditionnelles et de nombreuses caractéristiques, elle permet de décomposer un signal selon différentes échelles, qui nous permet une bonne localisation en temps et en échelle (fréquence).

### III.2 Historique

- **1805** : analyse de Fourier.
- **1965** : Transformée de Fourier rapide.
- **1980** : Début des ondelettes.
- **1983** : Analyse d'image Multi résolution(Burt).
- **1985** : Transformée continue (Morlet & Grossman) reconstruction sans redondance.
- **1986-87** : Unification des travaux disparates(Mallât)-analyse Multi résolution transformée discrète.
- **1988**. Classe d'ondelettes-(Daubechies)-compactes-orthogonales.
- **1990** : Les ondelettes attirent théoriciens et ingénieurs, le décollage.
- **1992** : Paquets d'ondelettes (Coifman).

### III.3 La représentation temps-échelles

Les premières applications d'analyse de signaux à l'aide de représentation temps-échelle ont été développées par le géophysicien J.Morlet, dans le cadre de la prospection pétrolière, par suite, une collaboration comprenant plusieurs mathématiciens et physiciens a contribué à construire un cadre mathématique rigoureux permettant d'interpréter les nombreuses simulations effectué par J.Morlet, et qui constitué ce que l'on appelle aujourd'hui la transformée en ondelettes [34].

### III.4 La transformée en ondelette

Pour l'étude haute résolution des signaux sismiques, J. Morlet à proposer une transformée où la taille de la fenêtre est variable, ceci grâce à un paramètre d'échelle. Cette transformée, est une décomposition atomique dont les atomes sont issues d'une même fonction, l'ondelette mère, par opérations de translation et dilatation. Cette ondelette, appelée ainsi car présentant des oscillations (comme une onde) mais limitée en temps (d'où le nom de «ondelette» qui veut dire «petite onde»), doit être bien localisée en temps et en fréquence. Ainsi, la transformée en ondelettes permet une analyse temps-fréquence ou temps-échelle (la fréquence de chaque ondelette étant liée à l'échelle) [35].

La transformée en ondelettes peut être exprimée avec l'équation suivante :

$$F(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{(a,b)}^*(x) dx \quad (\text{III.1})$$

Où le symbole \* désigne le conjugué complexe et  $\psi$  est une fonction donnée. Cette fonction peut être choisie arbitrairement à condition qu'elle obéisse à certaines règles.

On peut classer les transformées en ondelettes selon la famille à laquelle appartiennent les fonctions analysantes choisies. Les transformées obtenues sont suivant les cas discrètes ou continues.

#### III .4.1 Qu'est-ce qu'une ondelette ?

Selon Yves Meyer, « c'est le signal transitoire le plus simple que l'on puisse imaginer ». Une ondelette est un objet mathématique relativement simple: il s'agit d'une fonction, localisé et oscillante ce qui explique le mot onde [36].

Il faut savoir qu'il existe de nombreuses ondelettes :

##### ➤ Familles d'ondelettes

Nous dressons dans le tableau suivant (Tableau.III.1) la liste de quelques-unes des familles d'ondelettes, avec les abréviations associés.

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	<i>Haar</i>
Ondelettes de Daubechies	<i>Db</i>
Ondelettes Symlets	<i>Sym</i>
Ondelettes Coiflets	<i>Coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>Bior</i>
Ondelette de Meyer	<i>Meyr</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>Gaus</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>Cgau</i>
Chapeau mexicain	<i>Mexh</i>
Ondelette de Morlet	<i>Morl</i>
Ondelette de Morlet complexe	<i>Cmor</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>Shan</i>

Tableau III.1 : Familles d'ondelettes [37].

➤ Tracé de quelques ondelettes

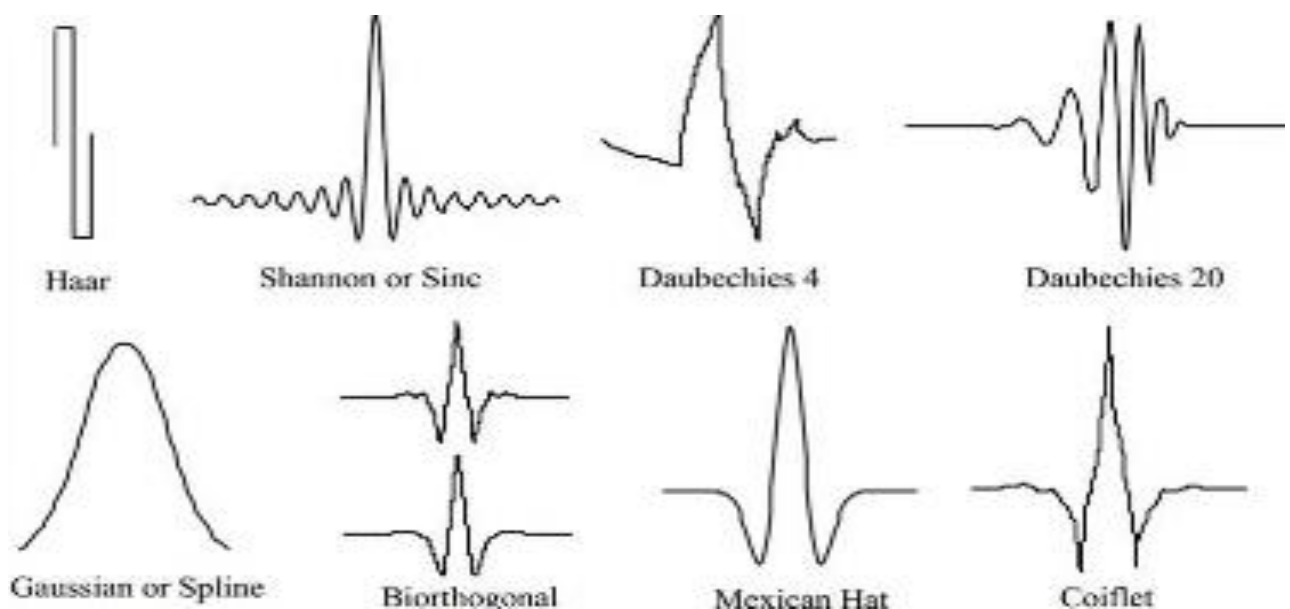


Figure III.1: Tracé de quelques ondelettes [38].

### III.4.2 La transformée en ondelette continue

la transformée en ondelettes continue est une opération mathématique qui consiste à transformer une fonction originale  $f(t)$  qui dépend du temps, en une nouvelle fonction  $C_f(a,b)$  qui dépend à la fois de l'échelle et du temps.

$$c_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{a,b}^*(t)dt \quad (\text{III.2})$$

Dans la transformée en ondelettes continue, on décompose le signal à étudier  $f(t)$  selon une base de fonctions d'ondelettes localisées dans le temps. On obtient alors des coefficients numériques  $C_f(a,b)$  : les coefficients d'ondelettes. Le calcul de ces coefficients est analogue à celui que l'on effectue lors d'une transformée de Fourier : on multiplie le signal par la fonction analysante puis on calcule l'intégrale du produit [39].

Les étapes de l'algorithme de la *TOC* sont les suivantes :

1. Choisir l'ondelette mère  $\psi(t)$ .
2. Initialisation de  $a$  et  $b$ .
3. L'ondelette mère est placée au début du signal au point qui correspond au temps  $t = 0$ .
4. Calculer la valeur de  $C(a, b)$ .
5. Translater (ou décaler) l'ondelette mère vers la droite par une valeur  $b$  à l'emplacement  $t = b$ .
6. Revenir à l'étape 4, jusqu'à ce que l'ondelette atteigne l'extrémité du signal, (une rangée des points sur le plan temps-échelle pour une valeur de  $a$  est maintenant accomplie).
7. Incrémentation de  $a$ .
8. Revenir à l'étape 3, jusqu'à une valeur désirée de  $a$ .

### III.4.3 Transformation en ondelette discrète

Nous la notons (*TOD*), son but est d'augmenter l'efficacité de la décomposition obtenue par la (*TOC*), en limitant le nombre de facteurs d'échelle tout en conservant la même précision. La discrétisation de l'analyse en ondelettes est utile pour le traitement numérique des données [40].

### III.4.3.1 Analyse multi résolution

La TOD est aussi appelée « analyse multi résolution », introduite par Meyer, puis développée par Mallât en 1988 et devenue « Algorithme pyramidal de Mallât ». Elle produit par filtrages successifs une série de signaux correspondant à une résolution de plus en plus faible [41].

#### a) Algorithme de Mallât

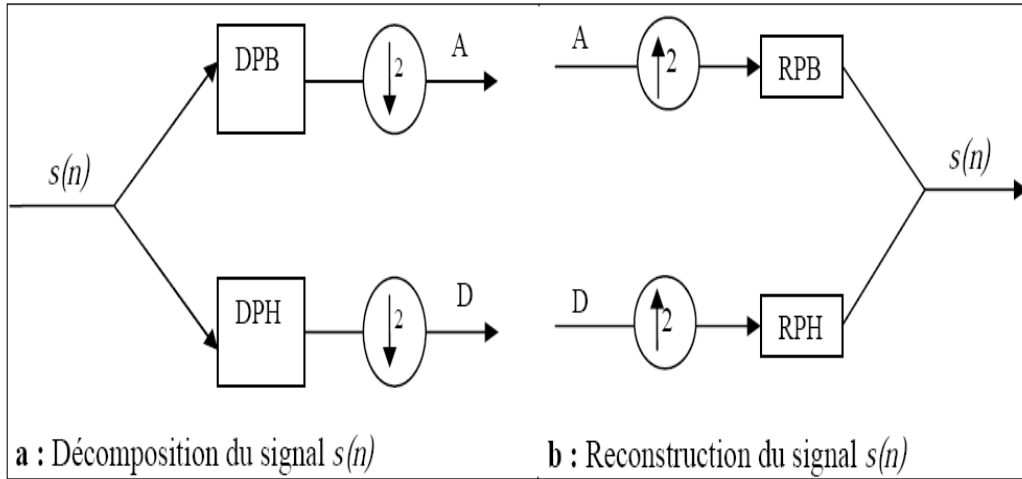
Le principe général de l'algorithme de Mallât est basé beaucoup plus sur l'utilisation de la complémentarité des deux filtres, passe-bas et passe-haut, qui vont servir à l'extraction d'informations caractérisant les transitions lentes et les transitions rapides du signal.

Le signal  $s(n)$  est décomposé par deux filtres DPB (Décomposition Passe-Bas) et DPH (Décomposition Passe-Haut), pour donner deux vecteurs respectivement  $A$  « *Approximation* » et  $D$  « *Détails* » (Figure III.2). Cette opération s'appelle aussi filtrage par une paire de filtres complémentaires. Le vecteur  $A$  représente les basses fréquences (transitions lentes) et le vecteur  $D$  représente les hautes fréquences (transitions rapides).

Si le signal à traiter  $s(n)$  possède  $N$  points, le signal d'approximation et le signal de détails feront aussi  $N$  points chacun, soit  $2N$  en tout. Pour y remédier, le filtre passe-bas est choisi de telle sorte que le sous-échantillonnage soit d'un facteur 2 (on ne prend qu'un point du signal sur deux) pour chaque signal d'approximation et de détail. On se ramène à deux signaux de longueur  $N/2$ , soit  $N$  points en tout (Figure III.2), il n'y'a alors pas de changement dans la quantité d'information [42].

La reconstruction parfaite est théoriquement possible. En faisant passer respectivement les deux vecteurs  $A$  et  $D$  par deux filtres RPB (Reconstruction Passe-bas) et RPH (Reconstruction Passe-haut), la sortie est le vecteur d'origine  $s(n)$  (Figure III.2).

L'opération de décomposition et reconstruction sont schématisés par la figure suivante :

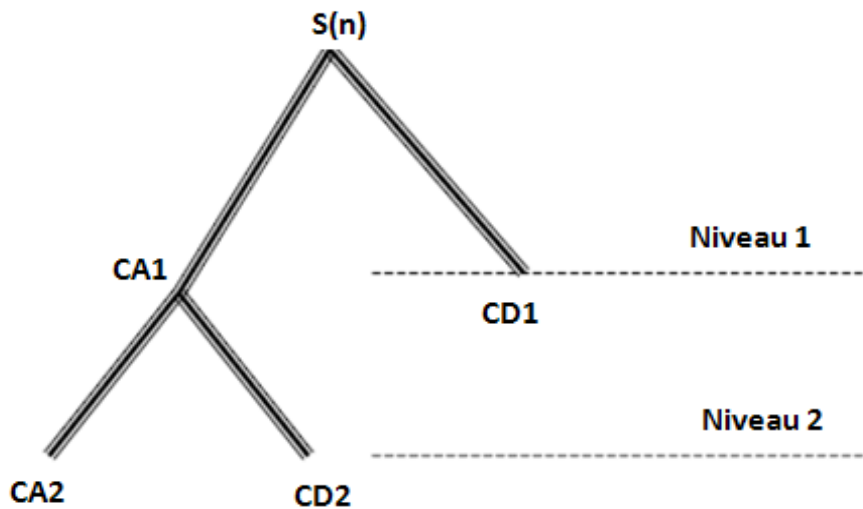


**Figure III.2 :** Algorithme de Mallât unidimensionnel.

**b) Architecture pyramidale**

L'architecture pyramidale se base sur la décomposition du signal en deux signaux : Approximations ( $CA_k$ ) et détails ( $CD_k$ ). Le signal approximation  $CA_k$  est à son tour décomposé en approximation  $CA_{k+1}$  et détails  $CD_{k+1}$  et ainsi de suite.

La figure (**Figure. III.3**) illustre cette stratégie.



**Figure III.3 :** Décomposition pyramidale.

### III.4.3.2 Les paquets d'ondelettes :

Les paquets d'ondelettes sont une généralisation des ondelettes. Ils permettent une analyse plus fine en décomposant, à chaque niveau, non seulement l'approximation mais aussi le détail. Introduits pour pallier le manque de résolution fréquentielle de l'analyse par ondelettes, leur principe est en quelque sorte de découper en bandes fréquentielles les détails. Par conséquent, on construit des représentations des coefficients dans le plan temps-fréquence, qui sont adéquates pour mettre en évidence leur apport [37].

La figure (III.4) montre le principe de décomposition d'un signal  $S(n)$  en paquets d'ondelettes jusqu'au niveau 3 :

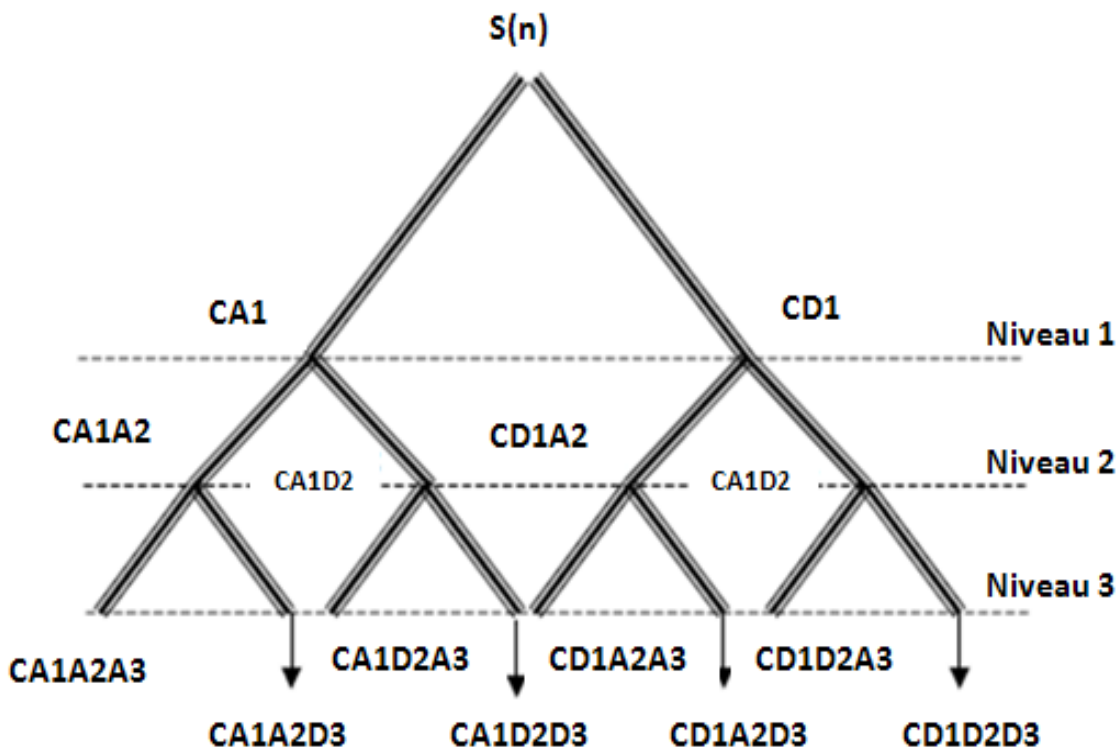
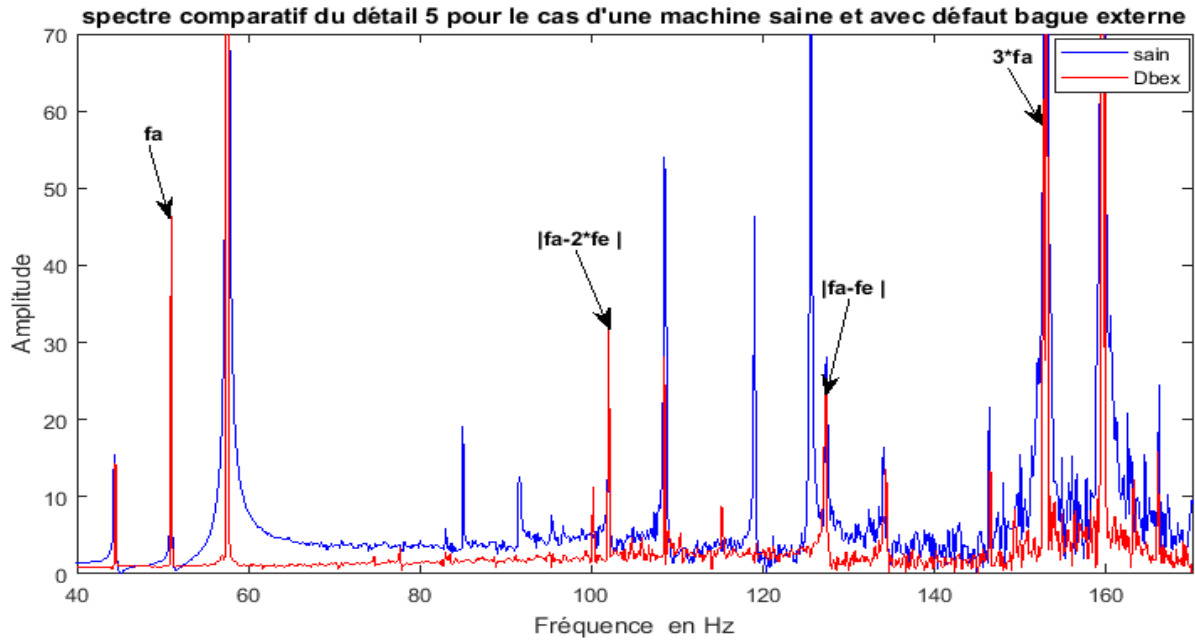


Figure III.4 : Décomposition d'un signal  $S(n)$  en paquet d'ondelettes jusqu'au niveau 3.

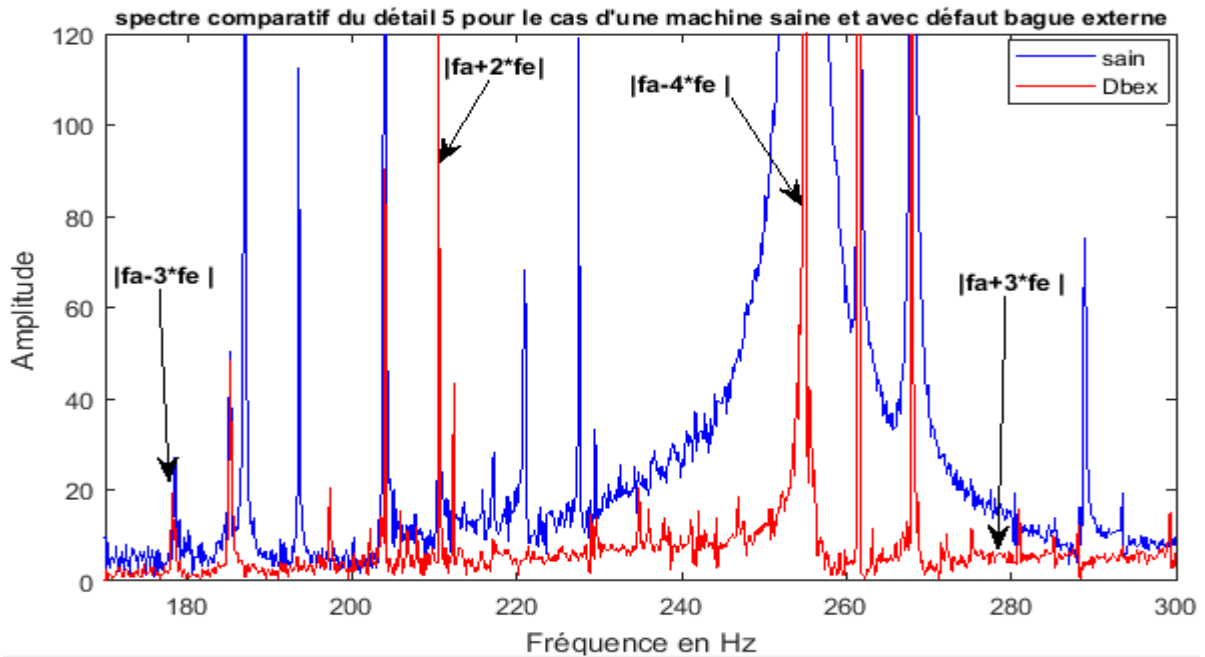


### III.5 Application de la méthode analyse multi résolution sur le courant statorique

Après l'application nous avons obtenu le spectre suivant :



**Figure III.5(a) :** Spectre comparatif du détail 5 pour le cas d'une machine saine et avec défaut bague externe sur l'intervalle [40-170] Hz.



**Figure III.5(b) :** Spectre comparatif du détail 5 pour le cas d'une machine saine et avec défaut bague externe sur l'intervalle [170-300] Hz.

**Commentaire**

A partir des figures III.5(a) et III.5(b) nous remarquons :

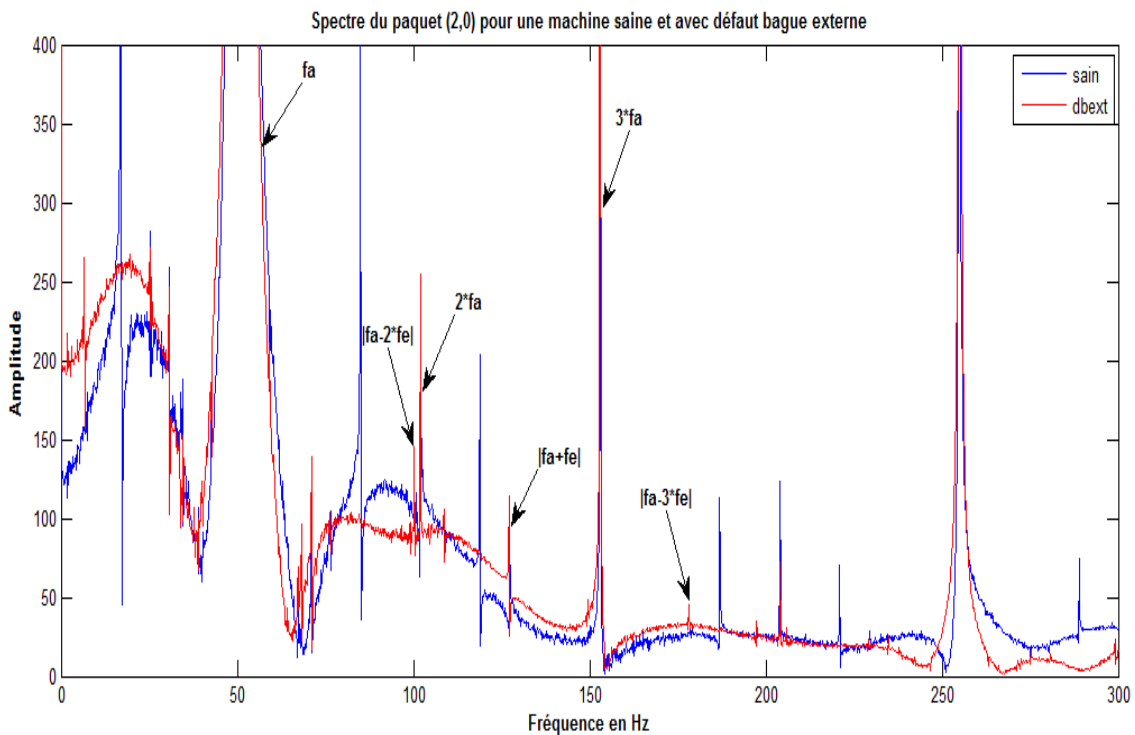
- Apparition des pics aux fréquences  $|fa-2*fe|$ ,  $|fa-fe|$ ,  $|fa-3*fe|$ ,  $|fa+2*fe|$  et  $|fa-4*fe|$ .
- Apparition d'autres pics à d'autres fréquences que celles prévues théoriquement due à d'autres défauts.
- **Synthèse sur l'analyse multi résolution**

Dans cette partie nous avons appliqué la méthode de l'analyse multi résolution sur le courant statorique afin de détecter les défauts bague externe dans la machine asynchrone.

Ceci nous a permis une analyse plus fine du signal avec défaut bague externe par rapport au cas sain, après avoir analysé le détail N° 5.

**III.6 Application des paquets d'ondelettes sur le courant statorique**

Après l'application nous avons obtenu le spectre suivant :



**Figure III.6:** Spectre du PO(2,0) pour un défaut de bague externe.

• **Commentaires**

Les figure (III.6) montre le spectre du paquet ondelette pour le défaut bague externe, d'après cette figure nous remarquons que :

- L'apparition de nouvelles raies dans le spectre de courant statorique à la présence des défauts de roulement.
- Les fréquences d'alimentation  $f=k*f_a$ , présente dans les spectres de chaque défauts de roulement.
- L'apparition des pics à des fréquences  $f= |f_a+f_e|$ ,  $|f_a-2*f_e|$  et  $|f_a-3*f_e|$  qui correspond aux défauts bague externe.
- On remarque aussi l'existence d'autres pics de fréquence qui ne sont pas défini théoriquement qui sont due à d'autre type de défauts.

- **Synthèse sur les PO**

Comme le signal du courant statorique est non stationnaire, l'analyse par des paquets d'ondelettes est efficace pour réaliser un bon diagnostic.

La détection du défaut bague externe est plus facile comparativement au défaut bague interne, à cause que les défauts réaliser sur la bague interne ne sont pas assez sévère pour faire apparaitre des grands pics de fréquence sur le spectre des paquets d'ondelettes.

### **III.7 Conclusion**

La transformée en ondelettes a prouvé son efficacité à travers les résultats enregistrés dans l'analyse du courant statorique, dont celle-ci nous a permis de mieux détecter et identifier le type de défauts de roulement, comme avantages de ces méthodes c'est de déterminer la bande d'apparition du défaut sans avoir recours à l'étude de tout le spectre.

# **Chapitre VI**

## **Classification des défauts de roulements par l'approche neuronale**

### VI.1 Introduction

Dans ce chapitre nous présenterons une classification par réseaux de neurones des défauts de roulements.

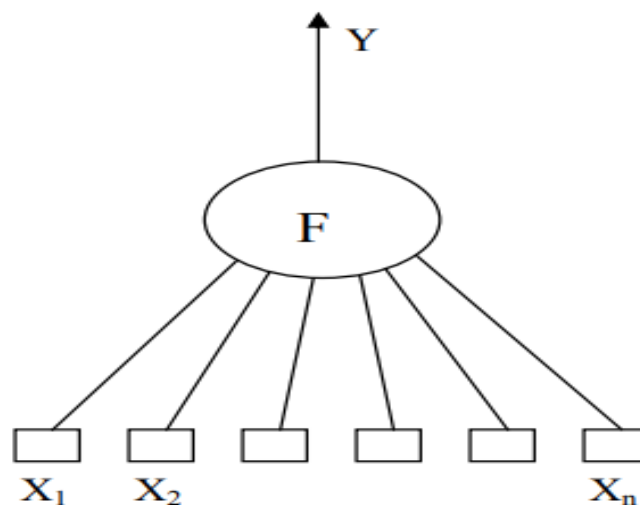
L'objectif général d'un RNA (Réseau de Neurone Artificiel) est de trouver la configuration des poids de connexion entre neurones pour qu'il associe à chaque configuration d'entrée, une réponse adéquate [43].

L'utilisation d'un RNA se fait en deux temps. Tout d'abord une phase d'apprentissage qui est chargée d'établir des valeurs pour chacune des connexions du réseau, puis une phase d'utilisation proprement dite, où l'on présente au réseau une entrée et il nous indique en retour sa sortie calculée.

### VI.2 Le neurone artificiel

- **Principe du neurone artificiel**

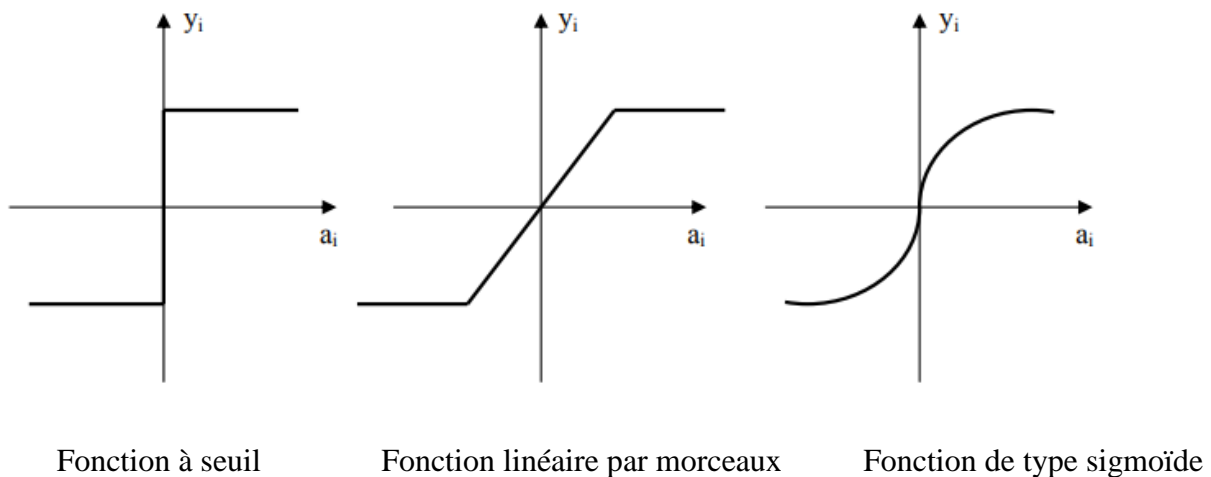
Chaque neurone est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont. A chacune de ses entrées est associé un poids représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval. A chaque connexion est associé un poids [43]. Il est commode de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure (VI.1)



**Figure VI.1:** Neurone artificiel.

Le neurone réalise alors trois opérations sur ses entrées :

- ✓ Pondération : multiplication de chaque entrée par un paramètre appelé poids de connexion.
  - ✓ Sommation : une sommation des entrées pondérées est effectuée.
  - ✓ Activation : passage de cette somme dans une fonction, appelée fonction d'activation.
- La valeur calculée est la sortie du neurone qui est transmise aux neurones suivants.



**Figure VI.2 :** Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel.

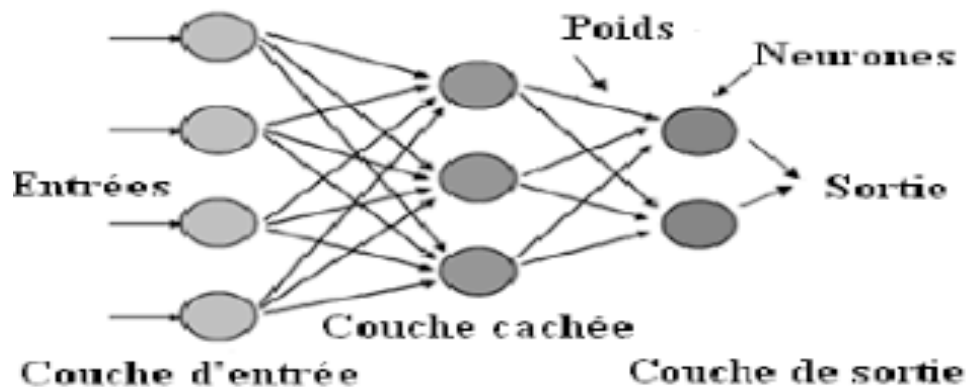
### VI.3 Les réseaux de neurones artificiels RNA

#### ▪ Présentation

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones [43].

Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches :

- ✓ Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation
- ✓ Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
- ✓ Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.



**Figure VI.3 :** Un Réseau de neurone artificiel.

Un réseau de neurones possède les avantages suivants [44]:

- un apprentissage adaptatif : qui est sa capacité d'apprendre comment résoudre de nouvelles tâches basée sur l'expérience initiale ou les données d'apprentissage.
- l'auto-Organisation : qui est la capacité d'un réseau de neurones à créer sa propre architecture ou sa propre représentation d'information qu'il reçoit au cours de la phase d'apprentissage.
- exécution en temps réel : les calculs d'un réseau de neurones se font en temps réel comme ils peuvent être effectués en parallèle à l'aide des dispositifs particuliers. Le réseau de neurones doit apprendre à travers des exemples connus pour savoir exécuter des tâches imperceptibles. Dans la pratique : Les réseaux de neurones ne sont pas une solution-miracle : le choix de la meilleure structure et taille peut avoir un impact énorme sur la solution. Les résultats fournis sont approximatifs, et peuvent diverger beaucoup dans certains cas.

### VI.4 Les type des réseaux de neurones artificiels

#### VI.4.1 Les réseaux « feed-forward »

##### VI.4.1.1 Les perceptrons

###### a) Le perceptron mono-couche

C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche de sortie. Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables [45]. Il suit généralement un apprentissage supervisé.

###### b) Les perceptrons multicouches(ou MLP pour Multi Layer Perceptron)

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non- linéairement séparable. Il suit aussi un apprentissage supervisé [45].

##### VI.4 .1.2 Les réseaux à fonction radiale

Ce sont les réseaux que l'on nomme aussi RBF (Radial Basic Fonction). L'architecture est la même que les MLP cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions Gaussiennes. Les RBF seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les MLP à savoir, en classification et en approximations de fonctions [45].

### VI.5 Conception d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent [43] :

- ✓ La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- ✓ La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- ✓ La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante.



- ✓ La réalisation de l'apprentissage.
- ✓ L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

### **VI. 6 Apprentissage des réseaux de neurones**

#### **VI.6.1 Définition**

L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en trois grandes catégories: apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé et apprentissage renforcé [46].

#### **VI.6.2 Apprentissage supervisé**

Un apprentissage est dit supervisé lorsque l'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. Ce genre d'apprentissage est réalisé à l'aide d'une base d'apprentissage, constituée de plusieurs exemples de type entrées-sorties [43].

#### **VI.6.3 Apprentissage non supervisé**

L'apprentissage non supervisé consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage formé uniquement de données. Aucun résultat désiré n'est fourni au réseau [43].

#### **VI.6.4 Apprentissage renforcé**

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui accorde plutôt un grade qui est une mesure du degré de performance du réseau après quelques itérations [43].

### **VI.7 Apprentissage par rétro propagation du gradient**

#### **VI.7.1 Principe**

L'algorithme consiste dans un premier temps à propager vers l'avant les entrées jusqu'à obtenir une entrée calculée par le réseau, la seconde étape compare la sortie calculée à la sortie réelle connue.

On modifie alors les poids de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie calculée et connue soit minimisée.

On rétro-propage alors l'erreur commise vers l'arrière jusqu'à la couche d'entrée tout en modifiant la pondération. On répète ce processus sur tous les exemples jusqu'à temps que l'on obtient une erreur de sortie considérée comme négligeable [47].

### **VI.7.2 Modélisation de l'apprentissage**

Le processus de modélisation est constitué de deux phases :

#### **VI.7.2.1 Phase propagation avant**

Durant cette phase, un exemple de l'ensemble d'apprentissage est présenté au réseau. La sortie réelle est alors calculée, le calcul s'effectue de l'entrée vers la sortie à travers les différentes couches, ou chaque nœud reçoit en entrée la somme pondérée des sorties des nœuds de la couche précédente [48].

#### **VI.7.2.2 Phase de rétro propagation**

L'idée de la rétro propagation est de faire circuler l'information sur la dérivée de la fonction d'erreur à partir de la couche de sortie, où l'erreur de prédiction est connue, jusqu'à la couche d'entrée. Pour y arriver, il faut arriver à exprimer la dérivée de la fonction d'erreur d'un nœud en fonction de l'information donnée par les couches suivantes. De cette façon, les valeurs attendues de la couche de sortie pourront être rétro propagées vers l'entrée [49].

## **VI.8 Application des réseaux de neurones sur le courant statorique**

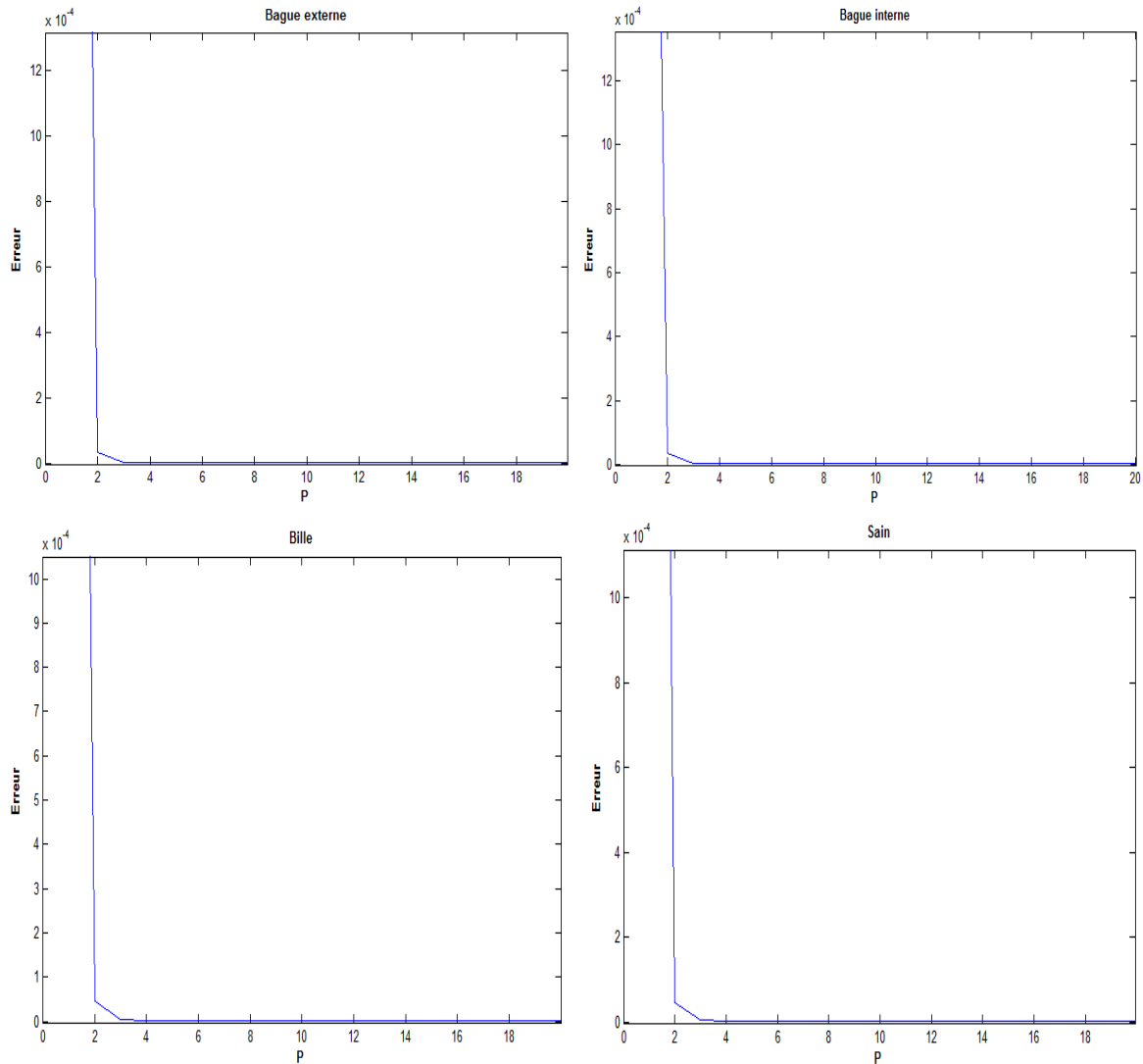
### **VI.8.1 Paramétrisation des signaux**

Les données à manipuler sont de dimension trop grande (60000 points), et la prise en compte de l'ensemble de ses valeurs pour la description de chaque défaut conduirait à des mauvaises performances. Une approche modélisation des signaux s'avère indispensable, pour cela nous avons choisi la modélisation autorégressive (AR).

Cette modélisation conduit à des descriptions de chaque signature par un ensemble de paramètres, la valeur de chacun de ces paramètres n'est pas directement interprétable mais comme nous le verrons, leur ensemble contient l'information recherchée, à savoir l'appartenance aux classes.

## Chapitre VI : Classification des défauts de roulements par l'approche neuronale

Le courants statoriques est représenté par son modèle AR, nous estimons l'ordre  $n$  et les coefficients  $a_k$  de chaque signal, par la méthode d'autocorrélation en minimisant l'erreur final de prédiction en fonction de l'ordre  $P$  :



**Figure VI.4 :** L'erreur de prédiction en fonction de l'ordre  $P$  à vide.

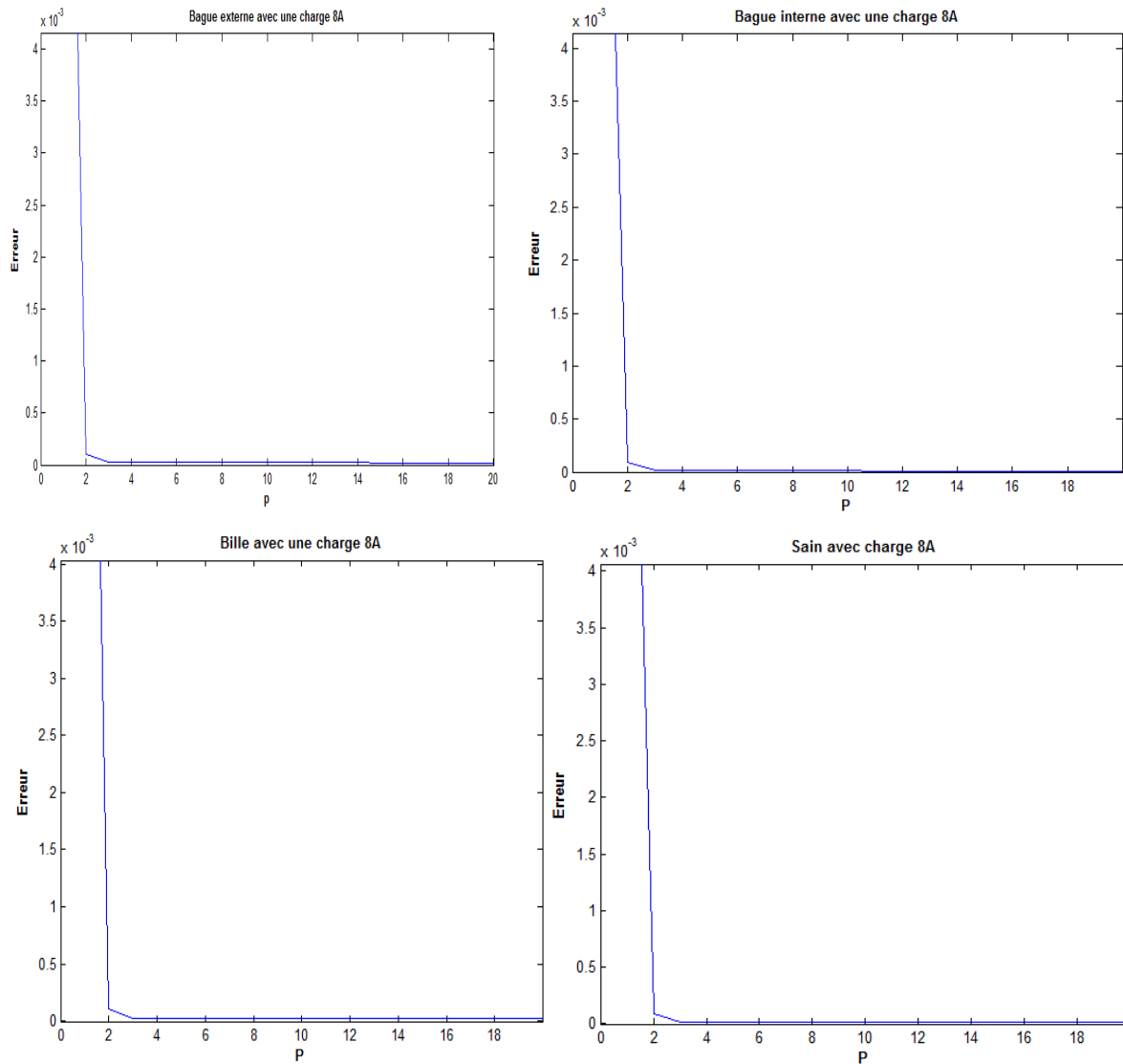


Figure VI.5 : L'erreur de prédiction en fonction de l'ordre P avec une charge de 8A.

### VI.8.2 Classification par les réseaux de neurones

Dans notre travail, nous considérons une base de données de 150 exemples et une base de test de 40 exemples, définies par les paramètres du courant statorique représentés par le modèle AR, avec un ordre  $p=10$  qui a été fixé pour toutes les paramétrisations.

Dans notre cas on a utilisé un réseau de neurones, qui comporte une couche d'entrée de 10 neurones, une couche cachée de 5 neurones et 4 neurones de sortie, chacun étant dédié à une classe donnée (saine, défauts bague interne, défauts bague externe et bille). Le type de réseau de neurones utilisé est « Feed-forward backprop » (rétro propagation), dont la fonction de transfert est « tansig » (sigmoïde).

## Chapitre VI : Classification des défauts de roulements par l'approche neuronale

### ✓ Codage

Pour le codage retenu dans notre travail, les quatre neurones de sortie ont tous des composantes nulles sauf celle relative à la classe qu'il présente. Cette composante est fixée à une valeur non nulle  $M$ , on gardera une valeur  $M$  identique pour toutes les classes, dans notre application elle a été fixée à  $M=1$  (code binaire).

### ✓ Apprentissage

La base d'apprentissage est constituée de 150 signaux.

### ✓ Test

Après apprentissage du réseau, nous avons effectué le test sur 40 signaux (10 sains, 10 défauts bague interne, 10 défauts bague externe et 10 défauts bille).

#### • Moteur à vide :

- Après l'application nous avons obtenu le taux de classification suivant :

	Sain	Bague externe	Bague interne	Bille
Sain	100 %	0 %	0 %	0 %
Bague externe	0 %	100 %	0 %	0 %
Bague interne	0 %	0 %	100 %	0 %
Bille	0 %	0 %	10 %	90 %

Taux de classification moyen = 97.5 %.

**Tableau VI.1 :** Taux de classification en fonctionnement à vide.

Le tableau (VI.1) présente les performances de la classification. Il permet de déterminer la confusion par classe, chaque ligne correspond à la classe effective des signaux que l'on veut classifier, et chaque colonne à la classe à affecter en termes de pourcentage. On remarque une confusion entre la classe défaut bague interne et défaut bille.

- **Moteur avec une charge de 8A**

Après l'application nous avons obtenu le taux de classification suivant :

	Sain	Bague externe	Bague interne	Bille
Sain	90 %	0 %	0 %	10 %
Bague externe	0 %	90 %	10 %	0 %
Bague interne	0 %	20 %	80 %	0 %
Bille	0 %	0 %	0 %	100 %

Taux de classification moyen = 90 %.

**Tableau VI.2 :** Taux de classification d'un moteur avec une charge de 8A.

Le tableau (VI.2) présente les performances de la classification. Il permet de déterminer la confusion par classe, chaque ligne correspond à la classe effective des signaux que l'on veut classifier, et chaque colonne à la classe à affecter en termes de pourcentage. On remarque une confusion entre la classe défaut bague interne et défaut bague externe et une confusion entre la classe défaut bille et la classe saine.

### Commentaire

D'après les résultats obtenus nous pouvons dire qu'un moteur à vide donne des résultats meilleurs qu'un moteur à charge.

### VI.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les réseaux de neurones, en spécifiant la définition de neurone formel, les différents types de réseau de neurone, et leur apprentissage.

Les réseaux de neurones est une technique de classification intéressante, ils ont une capacité d'apprentissage puissante, ce qui a lui permis de donné des bons résultats dans la classification des défauts.

Le taux de classification est moins important avec la charge de 8A qu'à vide, ce qui veut dire que pour faire un bon diagnostic il faut travailler avec un moteur à vide.

# **Conclusion générale**

## Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la détection et localisation des défauts de roulement au sein des machines asynchrones.

Le diagnostic des défauts par l'analyse du courant statorique, a été l'objet de notre étude, Cette approche reste, largement, la méthode la plus utilisée pour plusieurs raisons, notamment à cause de l'accessibilité du courant statorique extérieurement.

L'objectif de ce travail était en premier lieu de maîtriser l'état de l'art du diagnostic, connaître la machine asynchrone et les défauts qui peuvent affecter le bon fonctionnement de la machine, à savoir les défauts mécaniques.

Les méthodes d'analyses utilisées dans ce travail sont, l'analyse temporelle et spectrale, l'analyse par les ondelettes et l'approche neuronale.

L'analyse temporelle du courant statorique permet de détecter la présence de défaut mais pas sa nature. D'où la le passage à l'analyse fréquentielle, plus riche en informations et plus simple à interpréter. L'analyse spectrale a montré que la présence du défaut modifie le spectre du courant soit en fonctionnement à vide ou avec une charge, on faisant apparaître de nouvelles raies ou modifie l'amplitude des raies déjà présentes, vu la richesse et la complexité du spectre du courant statorique, le modèle Schoen s'avère un modèle incomplet pour un diagnostic fiable, c'est pour cela on a développé une autre méthode d'analyse basée sur les ondelettes.

L'utilisation de l'analyse par ondelette discrète (TOD) et paquet d'ondelette permis de valider certains résultats comparant aux résultats obtenus par l'analyse spectrale en particulier dans la détection et localisation des défauts de roulement. L'avantage de ces méthodes de limiter la bande d'apparition de défaut sans avoir recours à l'étude de tout le spectre.

Après détection du défaut, on passe à l'étape d'identification, nous avons présenté une méthode de classification de ces défauts par l'approche neuronale. Premièrement on a modélisé le spectre du courant statorique par le modèle AR et on a estimé ces paramètres par la méthode d'auto corrélation. Les réseaux de neurones avec leurs capacités d'apprentissage, et de généralisation est un outil puissant pour la classification. L'utilisation de telle méthode nous a permis d'obtenir un taux de classification intéressant.

Nous avons montré, à travers les deux méthodes d'analyse spectrale et l'approche neuronale que la charge influe négativement sur le diagnostic.



En perspective, pour améliorer nos résultats, l'étude pourrait être élargit en considérant d'autre outil de diagnostic et de détection avancées à savoir : la transformée de Stockwell pour la détection et la PPV (plus proche voisin) pour la classification.

# **Bibliographie**

## Bibliographie

- [1] Julien Maitre « Reconnaissance des défauts de la machine asynchrone : Application des modèles d'intelligence artificielle », Université du Québec à Chicoutimi, Mai 2017.
- [2] A. Medoued « surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques, Thèse de doctorat, université du 20 Août 1955-Skikda, Mars 2012.
- [3] A. H. Bonnet and G. C Soukup, «Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in Three-Phase Squirrel cage Induction Motors», IEEE Transactions on Industry Applications, vol 28, No. 4, July/ August . 1992, pp. 921-937
- [4] S.KARFALI «contribution à la surveillance et au diagnostic des défauts de la machine asynchrone », Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar, Mai 2016.
- [5] R.Casimir «Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes » Thèse de Doctorat, Ecole central de Lyon, Décembre 2003.
- [6] N.Hamdad, « transformée de Huang-Hilbert application à la détection des défauts », Mémoire de Magister, UMM, Tizi-Ouzou, 2013.
- [7] B.Raison « détection et localisation de défaillances sur un entraînement électrique », Thèse de doctorat, INPG, Grenoble, Septembre 2000.
- [8] G.Didier « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances », Thèse de doctorat, Université Nancy 1, France, 2004.
- [9] <https://www.abcclim.net/moteur-asynchrone-triphas.html>.
- [10] S.Bazine, J.Trigeassou, « Les défauts des machines asynchrone et leur diagnostic », cours, ECL, Lyon, 2003.
- [11] Sakhara Saadi, « Diagnostic des défauts d'un entraînement électrique par la technique ondelette », Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar, Annaba, 19 /01/ 2017.
- [12] Bazi Smail, « Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts dans un Système Machine à Induction-Convertisseur », Thèse de doctorat, Université de Batna 2, 08/12/2016.
- [13] Adrian Ceban, « Méthode Globale De Diagnostic Des Machines Electriques», Thèse de doctorat, l'Université Discipline : Génie Électrique, Université Lille de Nord de France – École doctorale SPI Université d'Artois – Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement, présentée et soutenue publiquement le 2 février 2012.

- [14] G. Didier, «Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances», Thèse de doctorat, l'université Henri Poincaré, Nancy-I, 2004.
- [15] D. Thailly, «Etude du champ de dispersion des machines à courant alternatif : Application au diagnostic», Thèse de doctorat, Laboratoire Systèmes Electrotechniques et Environnement (LSEE), Université d'Artois, Béthune, France, 2007.
- [16] W. T. Thomson, «A review of on-line condition monitoring techniques for three-phase squirrelcage induction motors—past, present and future», in *2nd IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives - SDEMPED '99*, Gijon, Spain, 1999, pp. 3-17.
- [17] A. H. Bonnett and C. Yung, «Increased Efficiency Versus Increased Reliability», *Industry Applications Magazine, IEEE*, vol. 14, pp. 29-36, 2008.
- [18] M. Benkaci, «Surveillance des systèmes mécatronique d'automobile par des méthodes d'apprentissage». Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier, 2011.
- [19] S.Bachir. «Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique».Thèse de doctorat, Université de Poitiers, décembre 2002.
- [20] Kabla Aida, « Analyse de la signature du courant pour la détection et la classification de défauts de roulement dans les machines électrique». Mémoire de magister, université A. Mira, Bejaia.
- [21] R.Chaouche, S.E.Chetti, «Détection et diagnostic de défauts statorique externe d'un moteur asynchrone triphasé à l'aide de la carte arduino mega2560 », Mémoire de master, Universté Kasdi Merbah, Ouargla, 2016.
- [22] Jinane Harmouche, Demba Diallo et Claude Delpha « Discrimination des défauts de roulements par une analyse spectrale globale», Article, Cachan, France, 2014.
- [23] I.Yonel, K.B.Dalci, I.Sonel, «Detection of bearing defect in three-phasing induction motors using park's transform and radial basis function neural network».
- [24] Mahgoun Hafida, « Analyse non stationnaire vibratoire dans la surveillance des machines et la prévention des défaillances », Thèse de doctorat, Université Ferhat Abbas, Sétif, 2012.
- [25] F.Bogard, K.Debray, Y.Q.Guo, A.pavan, «Mise en œuvre d'une méthodologie numérique dans le cadre de suivi de défauts par analyse vibratoire », Elsevier Mécanique industries-pp.79-897, octobre 2001.

- [26] O.Butcher. « Diagnostic de la machine asynchrone ». Mémoire de D.E.A en Génie électrique, (INPG) Grenoble, Septembre 2001.
- [27] Christophe Doignon, « Traitement du Signal », cours, Université Louis Pasteur de Strasbourg, (2008-2009).
- [28] A.Caplier, « chapitre1: Représentation d'un signal continu » INPG-ENSERG Formation ELAN [<http://www.ta-formation.com/temps-fréquence/jav-tf.htm>].
- [29] Damir Buskulic, « Notes de cours de PHYS 708 Méthodes et outils numériques de traitement du signal », cours, 10 décembre 2010.
- [30] M.Kunt. « Traitement numérique des signaux » Edition Dunod, 1989.
- [31] Kidiyo Kpalma et Véronique HAESE-COAT « Traitement Numérique du signal, Théorie et Application » Edition Ellipses, 2003.
- [32] <http://cermics.enpc.fr/polys/oap/node86.html>.
- [33] M.E.H Benbouzid, « A review of induction motor signature analysis as a medium for faults detection», IEEE Transactions of industrial Electronics, Vol, 47, N°5,pp. 984-993, October 2000.
- [34] S.Montrésor, M.Baury « Représentation temps-échelle et détection de la fréquence fondamentale du signal de parole », XVIIIèmes journées d'études sur la parole, Montréal (Québec), 1990.
- [35] J. Morlet « Sampling theory and wave propagation ». In 12<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition, 1994.
- [36] Nicolas MORIZET, « Initiation aux ondelettes », article invité, 2006.
- [37] Michel Misti, Yves Misiti et all, « Les ondelettes et leurs applications», Livre p°193, Lavoisier, 2003.
- [38] <http://actiegeld.info/ngenci/01/ondelettes/>
- [39] P. FLANDRIN, « Temps-fréquence », 2ème édition - Hermès, 1998.
- [40] Cohen, A. « Ondelettes et Traitement Numérique du Signal », Masson 1992.
- [41] Y.Meyer, « Ondelettes et Algorithmes récurrents », Hermann Ed, 1992.

[42] G.Strang, et T.Ngguyen, « Wavelets and Filter Banks», Wellesley-Cambridge press.1996.

[43] Y.AMMAR, « Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques », Thèse de doctorat, Toulouse, 2007.

[44] S.Nebti, «Reconnaissance de caractères manuscrits par intelligence collective », Thèse de doctorat, Université Ferhat Abass-Sétif, 2013.

[45] E.Davallo, P.Naim, «Des Réseaux de Neurones», Edition Eyrolles, Paris, 1993.

[46] Belgacem Amar, « Classification des signaux EGC avec un système-multi-agent neuronale », Thèse de magister, Université Abou Baker Belkaid, Tlemcen, 2012.

[47] <http://william.arrouy.free.fr/neural/neu3.html>.

[48] M.Khelil, « analyse tridimensionnelle des signaux ultrasonores, application au contrôle non destructif des matériaux », Thèse de Magister, USTHB, Alger, 2002.

[49][http://www.dmi.usherb.ca/~larocheh/cours/ift725\\_A2012/diapositives/adam\\_salvail\\_reseaux\\_de\\_neurones.pdf](http://www.dmi.usherb.ca/~larocheh/cours/ift725_A2012/diapositives/adam_salvail_reseaux_de_neurones.pdf).

## Résumé

L'analyse des signaux du courant statorique du moteur asynchrone (MCSA) est devenue une technique très répandue pour apprécier l'état de santé du moteur asynchrone afin d'éviter la défaillance. Les techniques classiques de traitement du signal et de détection de la défaillance dans les machines tournantes, basées sur l'analyse de Fourier ont montrées leurs limitations en termes de résolution spectrale, ce qui nécessite l'utilisation des nouvelles techniques donnant une analyse plus performante.

Nous proposons dans ce travail d'autre méthode plus performante dans le cadre de détection de défauts de roulement : les ondelettes qui offre une analyse très fine, à travers une décomposition discrète « multi-résolution » ou en « paquet d'ondelette », et plus efficacement les réseaux de neurone appliqué comme outil de classification.

**Mots clés :** Machine asynchrone, diagnostique, MCSA, défauts de roulement, Analyse spectrale, ondelettes, réseau de neurone artificiel.

## Abstract

Analysis of asynchronous motor stator current (MCSA) signals has become a widely used technique for assessing the state of health of the induction motor to avoid failure. Conventional signal processing and failure detection techniques in rotating machines, based on Fourier analysis, have proven their limitations in terms of spectral resolution, which requires the use of newer techniques for more efficient analysis.

We propose in this work other method more powerful in the frame detection of bearing defects: the wavelets which offers a very fine analysis, through a discrete decomposition "multi-resolution" or in "wavelet packet", and more effectively applied neural networks as a classification tool.

**Key words:** Asynchronous machine, diagnosis, MCSA, bearings faults, spectral analysis, wavelet, artificial neural network.

## ملخص

لقد أصبح تحليل إشارات التيار الثابت غير المتزامن للحركة (MCSA) تقنية مستخدمة على نطاق واسع لتقييم الحالة الصحية للمحرك غير المتزامن لتجنب الفشل. أثبتت تقنيات معالجة الإشارات التقليدية وتقنيات الكشف عن الأخطاء في الآلات الدوارة ، المستندة إلى تحليل فورييه ، حدودها من حيث الدقة الطيفية ، التي تتطلب استخدام تقنيات أحدث لإجراء تحليل أكثر كفاءة.

ونقترح في هذا العمل إلى طريقة أكثر فعالية أخرى في إطار الكشف عن خطأ الحاملة: الموجات يوفر تحليلاً مفصلاً للغاية، من خلال التحلل منفصلة "متعددة قرار" أو "الموجات حزمة" و الشبكات العصبية المطبقة بشكل أكثر فاعلية كأداة تصنيف.

**الكلمات المفتاحية:** آلة غير متزامنة ، تشخيصية ، MCSA ، خطأ دوار ، تحليل طيفي ، موجة ، شبكة عصبية اصطناعية.