



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



Université de Batna 2

Faculté de Technologie

Département d'Electrotechnique

Thèse

En vue de l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

En Electrotechnique

Présentée par :

M. BAZI Smail

Ingénieur d'État en Électrotechnique de l'Université de Batna

Thème

*Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts
dans un Système Machine à Induction-Convertisseur*

Soutenue le : 08/12/2016

Devant Le Jury :

N. NAIT SAID	Professeur	Université de Batna 2	Président
MS. NAIT SAID	Professeur	Université de Batna 2	Rapporteur
R. BENZID	Professeur	Université de Batna 2	Co- Rapporteur
K. SRAIRI	Professeur	Université de Biskra	Examineur
S. ZOUZOU	Professeur	Université de Biskra	Examineur
K. BARRA	Professeur	Université d'OEB	Examineur

إهداء

إلى روح والدي الطاهرة ...

إلى أمي أدام الله ظلها الوارف ...

إلى زوجتي ...

إلى ريجانتي محمد علي و هبة الرحمن ...

إلى كل الأحرار...

أهدي هذا العمل المتواضع

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé au sein du laboratoire des systèmes propulsion à induction électromagnétique LSP-IE de l'université de Batna.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur NAIT SAID Mohamed Saïd, Professeur à l'université de Batna 2, pour avoir accepté de diriger ce travail, pour ses conseils judicieux et sa patience pour accomplir tout un cycle (Ingéniorat, Magister et Doctorat).

J'exprime ma reconnaissance à Monsieur BENZID Redha, Professeur à l'université de Batna 2, d'avoir également proposé et dirigé ce travail.

Mes vifs remerciements à Monsieur NAIT SAID Nasreddine, Professeur à l'université de Batna 2, de m'avoir honoré pour présider le jury de soutenance de cette thèse de Doctorat.

Je tiens à remercier également les membres de jury pour avoir accepté d'y siéger et d'examiner la présente thèse, en l'occurrence :

Monsieur SRAIRI Kamel, Professeur à l'université de Biskra.

Monsieur ZOUZOU Salah Eddine, Professeur à l'université de Biskra.

Monsieur BARRA Kamel, Professeur à l'université d'Oum El Bouaghi.

Mes remerciements fraternels à Monsieur BAZI Yakoub, Professeur à l'université de (King Saud) Riyadh en Arabie Saudite.

Le Professeur DRID Saïd est remercié pour la procuration des relevés expérimentaux.

Enfin, Monsieur Benhalla Mustafa pour avoir mis à notre disposition les machines de son atelier.

Smail Bazi

SOMMAIRE

Notations et symboles	
Introduction Générale	1
Généralités	1
Problématique	2
Structure de la thèse	2

Chapitre I : L'état de l'art

Types de défauts possibles sur un ensemble convertisseur – machine asynchrone

I.1 Introduction	4
I.2 Constitution de la machine asynchrone	5
I.2.1 Le stator	5
I.2.2 Le rotor.....	6
I.2.3 Les paliers.....	7
I.3 Constitution de l'alimentation d'un moteur asynchrone.....	7
I.4 Les défaillances dans les machines électriques	8
I.4.1 Etude statistique.....	9
(i) Machines tournantes	10
(ii) Convertisseurs statiques	10
I.4.2 Types des défauts et leurs causes.....	10
(i) Défauts électriques	11
a. Défauts du stator	11
b. Défauts du rotor	12
(ii) Défauts mécaniques	12
a. Défauts de roulements	13
b. Défauts d'excentricité	13
I.4.3 Origines et causes des défauts	14
I.5 Défaillance affectant le convertisseur de puissance	17
a- Défaillance d'IGBT	17
b- Défaillance des diodes	17
c- Défaillance des condensateurs.....	18
I.6 Méthodes de diagnostic des machines asynchrones	18
I.6.1. Méthodes de diagnostic avec modèle analytique.....	19
(i) Techniques d'estimation d'état	19

(ii) Technique de génération de résidus	19
(iii) Techniques d'identification.....	19
I.6.2 Méthodes de diagnostic sans modèle analytique.....	20
(i) Méthode par traitement de signal.....	20
(ii) Méthode par intelligence artificielle (IA).....	20
I.7 Méthodes de détection des défauts ou Techniques de surveillance.....	21
I.7.1 Analyse de la signature du courant statorique (MCSA).....	21
I.7.2 Analyse du flux	21
I.7.3 Analyse des signaux vibratoires et acoustiques	21
I.7.4 Analyse par mesure de la température	21
I.7.5 Analyse du couple électromagnétique	22
I.7.6 Analyse de la puissance instantanée	22
I.7.7 Analyse des décharges partielles :	22
I.7.8 Analyse des fluctuations de la vitesse.....	23
I.8 Implémentation des capteurs intelligents sans fil.....	23
I.9 Conclusion.....	23

Chapitre II

Modélisation de la machine asynchrone en vue du diagnostic

I.1 Introduction	25
II.2 Méthodes de modélisation des machines asynchrones.....	26
II.3 Modélisation triphasé d'une machine asynchrone	27
II.4 Modélisation 2D –Park- d'une machine asynchrone « saine »	29
II.5 Modélisation 2D –Park modifiée- d'une machine asynchrone « défailante »	32
II.5.1 Défaut statorique de type court-circuit	32
II.5.2 Défaut rotorique de type rupture de barres	36
II.5.3 Modèle de défauts mixte stator et rotor	38
II.7 Résultat et discussion de simulation des modèles présentés	39
II.8 Conclusion	42

Chapitre III

Méthodes de traitement des signaux dédiées au diagnostic des défauts d'un système

III.1 Introduction	44
III.2 Transformée de Fourier	45
III.2.1 La transformée de Fourier rapide (FFT).....	46
III.2.2 analyse dans le domaine temps fréquence (STFT)	47
III.3 Les Ondelettes (Wavelets).....	52

III.3.1 Transformée en ondelettes.....	54
III.3.2 Transformée en ondelettes continue.....	55
III.3.3 Transformée en ondelettes discrète.....	57
III.4 Optimisation d'essaim de particules (Particle Swarm Optimization).....	57
III.4.1 Formulation mathématique du PSO.....	57
III.5 Théorie de Machine d'apprentissage extrême (Extreme Learning Machine).....	60
III.6.1 Formulation mathématique de l'ELM.....	62
III.7 Conclusion.....	64

Chapitre IV

Application au diagnostic des défauts de la machine asynchrone

IV.1 Introduction.....	65
IV.2 Première approche proposée.....	66
IV.2.1 Définition de l'asymétrie (en anglais skewness).....	66
IV.2.2 Forme de la distribution.....	67
IV.3 Description de l'algorithme proposé.....	68
IV.4 Analyse des signaux simulés par FFT et STFT.....	69
IV.5 Analyse des signaux relevés expérimentalement par FFT et STFT.....	75
IV.6 Analyse des signaux simulés par ondelette continue CWT.....	80
IV.6.1 Analyse des signaux simulés.....	80
IV.6.2 Analyse des signaux relevés expérimentalement.....	82
IV. 7 Analyse des signaux simulés par la première approche proposée.....	83
IV.7.1 Analyse des signaux simulés.....	83
IV.7.2 Analyse des signaux relevés expérimentalement.....	86
IV.8 Deuxième approche proposée.....	88
IV.8.1 Classification avec ELM.....	88
IV.8.2 Sélection du modèle avec (PSO).....	90
IV.8.3 Génération des signaux.....	92
IV.8.4 La performance de classification.....	92
IV.8.5 Classification avec ELM et DWT.....	92
IV.8.6 Optimisation des paramètres avec (PSO).....	93
IV.9 Conclusion.....	96
Conclusion Générale.....	97

Annexe.

Références Bibliographiques.

NOTATIONS ET SYMBOLES

v_s	Vecteur tension statorique
v_{ds}, v_{qs}	Composantes du vecteur tension statorique dans le référentiel (d,q)
v_{sa}, v_{sb}, v_{sc}	Composantes du vecteurs tension statorique dans le référentiel du stator
v_r	Vecteur tension rotorique
v_{dr}, v_{qr}	Composantes du vecteur tension rotorique dans le référentiel (d,q)
i_s	Vecteur courant statorique
i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}	Composantes du vecteurs courant statorique dans le référentiel du stator
i_{ds}, i_{qs}	Composantes du vecteur courant statorique dans le référentiel (d,q)
i_r	Vecteur courant rotorique
i_{dr}, i_{qr}	Composantes du vecteur courant rotorique dans le référentiel (d,q)
$\overline{\Phi}_s$	Vecteur flux statorique
Φ_{ds}, Φ_{qs}	Composantes du flux statorique dans le référentiel (d,q)
$\overline{\Phi}_r$	Vecteur flux rotorique
Φ_{dr}, Φ_{qr}	Composantes du flux rotorique dans le référentiel (d,q)
$\overline{\Phi}_{cc}$	Vecteur flux de court circuit.
ω_s	Pulsation statorique
ω	Pulsation rotorique
ω_r	Vitesse électrique du rotor
Ω	Vitesse mécanique du rotor
C_e	Couple électromagnétique
C_r	Couple résistant
J	Inertie mécanique
f_v	Coefficient de frottement visqueux
$R_s (R_r)$	Résistance du stator (rotor)
$L_s (L_r)$	Inductance propre cyclique du stator (rotor).
L_m	Inductance mutuelle stator-rotor.
L_f	Inductance de fuite.
σ	Coefficient de dispersion totale.
$T_r = \frac{L_r}{R_r}$	Constante de temps rotorique.
Im	Partie imaginaire du nombre complexe
$ \cdot $	module ou valeur absolue
B_{cc}	bobinage court-circuité.
i_{cc}	le courant de court-circuit
φ_{cc}	flux de court circuit.
θ_{cc}	angle de positionnement du flux.
R_{cc}	résistance de court circuit.

L_{cc}	inductance de court circuit.
η_{cc}	Coefficient (ratio) de court circuit.
n_{cc}	Nombre de spires en court circuit.
n_s	Nombre de spires sur une phase.
θ_0	l'angle électrique repérant la barre en défaut.
η_0	le rapport de défaut
n_{bc}	le nombre de barres cassées.
n_b	le nombre de barres totales.
FFT	Fast Fourier Transform. (transformée de fourrier rapide).
STFT	Short Time Fourier Transform (transformée de fourrier rapide à fenêtre glissante).
CWT	ondelette continue.
DWT	ondelette discrète.
CWTM	matrice des coefficients de la transformée d'ondelette..
SKV	Skewness vector (vecteur d'asymétrie).
MFV	median filter vector (vecteur du filtre médian).
CCV	coefficient correlation vector (vecteur des coefficients de corrélation).
TH	threshold (seuil).
PSO	Particle Swarm Optimization
φ_1, φ_2	Constantes d'accélération.
w	inertie.
$r_1(\cdot), r_2(\cdot)$	Variables aléatoires.
$P_g(t)$	meilleur position globale.
$P_{bi}(t)$	meilleur position locale pour la i^{eme} particule.
$f(g_m)$	fonction objective.
CV	Cross Validation
SVM	support Vector machine (machine à vecteur de support).
ELM	extreme learning machine (machine d'apprentissage extreme).
RN	réseau de neurones.
OA	Overall Accuracy (Précision Globale)
Db	Daubechies.
Bior	Biorthogonales.
Coif	Coiflets.
Sym	Symlets.
C	paramètre de régularisation.
ψ_{dt}	Transformée en ondelettes.
\mathbf{x}_i	Vecteur des coefficients de la transformée d'ondelette.
\mathbf{w}_j	Vecteur sortie des poids.
dl	niveau de décomposition.
iter	itérations.

INTRODUCTION GENERALE

0.1 GENERALITES

La machine asynchrone, de par sa construction et sa robustesse, assure une large plage d'application dans le domaine de l'industrie. Son exploitation pour fournir de l'énergie mécanique est excellente. Par contre, son utilisation comme variateur de vitesse, telles que les machines à courant continu, a été tardive à cause de sa complexité en commande.

L'évolution de l'électronique de puissance, la micro-électronique et la micro-informatique ont permis de surmonter le problème de la non linéarité de la machine et de réaliser des algorithmes de commande pouvant faire de la machine asynchrone un redoutable concurrent de vitesse variable.

Une fois supplanter ces homologues et régner sur une large plage de l'industrie, le diagnostic de cette machine est devenu incontournable et plus que nécessaire, d'où, une véritable mutation a vu le jour par des recherches universitaires et des travaux industriels orientés vers le diagnostic et la détection des défauts qu'elle peut encourir.

Ses défauts sont divers, ils sont d'origine mécanique (usure des roulements, défaut d'excentricité de l'arbre...), électrique ou magnétique (court circuit des spires du stator, rupture de barre rotorique, ...) et peuvent être de l'alimentation (réseau ou convertisseur).

Plusieurs approches sont alors considérées pour effectuer la surveillance et le diagnostic des machines asynchrones. Tout d'abord, l'approche « modèle » est employée pour analyser les paramètres et les variables de l'entraînement et pour en caractériser l'évolution en fonction de la présence de défauts, par utilisation de méthodes d'estimation

paramétrique, de classification ou de reconnaissance des formes. D'autres études portent sur une approche « signal », en considérant l'analyse et le traitement du signal des différentes grandeurs mesurables. Ces dernières peuvent être de nature mécanique (vitesse, couple, vibrations), thermique ou encore électrique (courants, tensions, puissance) [1-2].

0.2 PROBLEMATIQUE

Dans le cadre de ce travail, en premier lieu, nous cherchons à partir d'un signal de défaut acquis par simulation ou par expérimentation de déterminer exactement le temps de l'introduction du défaut par un algorithme basée sur CWT-Skewness-Corrélation (CSC) à cause des limites d'analyse que présente la FFT (perte de localisation temporelle) et la STFT (problème de fenêtrage), ainsi que l'analyse par CWT ne peut détecter aisément les défauts dits naissants.

En second lieu, une approche de reconnaissance de formes est proposée pour la détection des défauts dans les moteurs à induction sur la base d'un classificateur de la machine d'apprentissage extrême (ELM) et la transformée en ondelettes discrète (DWT).

Spécifiquement, la méthode utilise les ondelettes discrètes pour modéliser les différents types de défauts dans le moteur. Puis la machine d'apprentissage extrême est entraînée pour détecter ces défauts. Pour plus de robustesse, la méthode utilise les algorithmes d'essaims particuliers (PSO) pour estimer automatiquement les paramètres de la machine d'apprentissage extrême et détecter l'ondelette appropriée ainsi que le niveau de décomposition permettant d'obtenir les meilleures performances.

0.3 STRUCTURE DU MEMOIRE

Les différentes parties concernant la présente thèse font l'objet de quatre chapitres structurés comme suit :

- ✓ Le premier chapitre présente, dans un premier lieu, la constitution de la machine asynchrone et les convertisseurs statiques de puissance alimentant la machine asynchrone, puis un aperçu sur les différents types de défauts pouvant affecter les machines électriques tournantes et leurs causes. Ensuite, il s'en suivra les défauts que peuvent subir les convertisseurs alimentant la machine. Enfin, notre exposé convergera vers les méthodes de diagnostic les plus fréquemment utilisées pour la détection et le diagnostic des défauts concernant la machine asynchrone.

- ✓ Le deuxième chapitre sera consacré à la modélisation dans le plan complexe (en 2D) de la machine asynchrone s'articulant sur la transformation de Park. Sur l'idée de Emmanuel Schaeffer et Smail Bachir [25-26] des modèles avec défauts type (court circuit, rupture de barre et mixte) seront représentés et qui feront l'objet d'une simulation par le logiciel (MATLAB, m.file) et validés, dans le but de créer des signaux en défauts et qui seront exploités ultérieurement dans le cadre du travail de cette thèse.
- ✓ Le troisième chapitre exposera, les méthodes de traitement des signaux dédiées au diagnostic des défauts que peut subir la machine asynchrone par FFT, STFT, CWT et DWT. Puis, en convergeant vers la technique d'optimisation PSO, fondée sur la notion de coopération entre particules et enfin un bref récit sur la théorie de la machine d'apprentissage extrême (ELM) est aussi présentée.
- ✓ Le quatrième chapitre fera l'objet de différentes applications pour l'analyse des signaux obtenus par simulation et autres par expérimentation.

Cette analyse est basée sur :

- 1) FFT, STFT, CWT puis l'algorithme proposé fondé sur CWT-Skewness-Corrélation (CSC).
- 2) la détection de défauts par le classificateur optimisée par PSO basé sur DWT-ELM avec discussion des résultats.

Il est à noter que lorsque la machine est associée à un onduleur, les courants ainsi que les tensions sont affectés, voire altérés, par les multiples harmoniques liés à la commutation des composants de puissances. Les formes d'ondes des signaux ainsi que leurs contenus fréquentiels de l'association convertisseur -machine rendent difficiles l'identification des raies caractéristiques des défauts intrinsèques à la machine à induction. De ce fait, nous avons opté pour utiliser la machine seule pour rendre facile l'extraction des signatures des défauts de la machine affectée. L'impact de l'association du convertisseur concernant l'analyse spectrale serait en perspectives ultérieurement. D'autres part, les défauts convertisseurs ne sont pas connus détectables par des signatures de fréquences mais plutôt par un contour de Park, par exemple...

Enfin, le travail est clôturé par une conclusion générale indiquant la contribution de cette thèse en exposant notamment les éventuelles perspectives.

CHAPITRE I

L'ETAT DE L'ART

TYPES DE DEFAUTS POSSIBLES SUR UN ENSEMBLE CONVERTISSEUR – MACHINE ASYNCHRONE

I. 1 INTRODUCTION

La continuité et la qualité de service sont des descriptions très importantes et incontournables que doit avoir tout système pour satisfaire les exigences de la communauté utilisatrice industrielle ou autres. Donc, toute perturbation, pour le bon fonctionnement du système, doit être neutralisée dès sa naissance pour éviter les gros endommagements et assurer le minimum de service. La machine asynchrone constitue un élément principal dans le processus industriel et toutes perturbations encourues peuvent être causées par un élément de ces différents constituants. C'est dans ces axes que la détection des défauts et leurs diagnostics dans les machines électriques ont été imposés.

Ce chapitre présente, dans un premier lieu, la constitution de la machine asynchrone et les convertisseurs statiques de puissance alimentant la machine asynchrone, puis il présentera un aperçu sur les différents types de défauts pouvant affecter les machines électriques tournantes

et leurs causes. Ensuite, les défauts que peut subir les convertisseurs. Enfin, les méthodes de diagnostic les plus fréquemment utilisées pour la détection des défauts.

I.2 CONSTITUTION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

En général, selon les pré-descriptions la machine asynchrone se compose de trois parties distinctes [1-3] ; comme présentée par la photo de la figure (I.1).

- Le stator, partie fixe de la machine où l'alimentation électrique est connectée.
- Le rotor, partie tournante qui permet la transmission du mouvement et de mettre en rotation la charge mécanique.
- Les paliers, la partie mécanique qui permet la mise en rotation de l'arbre moteur et l'entraînement des charges.



Figure (I.1) : Vu éclaté moteur asynchrone

I.2.1 Le stator

C'est le primaire, analogiquement au transformateur, fixe, portant un bobinage le plus souvent triphasé, logé dans des encoches constituées par l'empilement des tôles d'acier doux au silicium, voir figure (II.2). Il est régulièrement réparti sur la face interne du stator et relié à la source d'alimentation. Le bobinage est constitué des conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches créent dans l'entrefer le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent la fermeture des courants en organisant la circulation des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre.

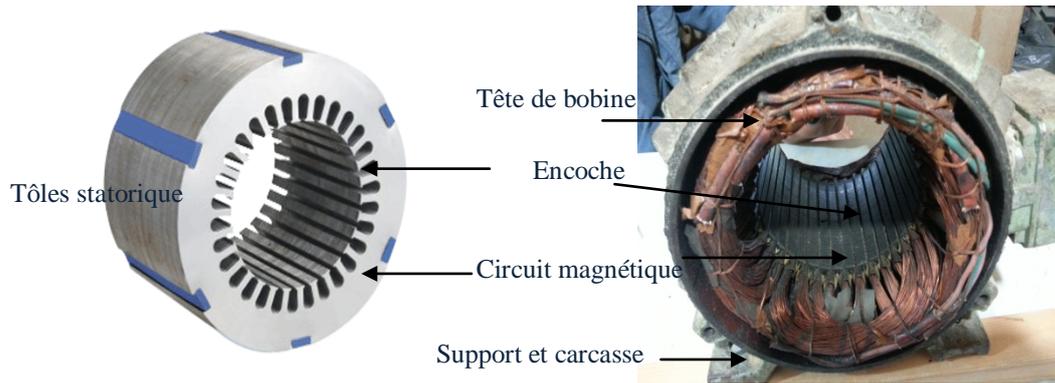


Figure (I.2): Vu stator d'une machine asynchrone

L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique [1,4].

I.2.2 Le rotor

Le secondaire, mobile autour de l'axe de symétrie de la machine, qui peut être soit bobiné et fermé sur lui-même, soit à cage d'écureuil ; voir figure (I.3). Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'une barre rotorique à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor. Elles sont réalisées de l'alliage de l'aluminium ou du cuivre. Cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine analogue à celui du moteur à rotor bobiné [1-4].

Le moteur à cage d'écureuil est plus simple à construire que son homologue à rotor bobiné et, de plus, il dispose d'une plus grande robustesse. Il constitue la plus grande partie du parc des moteurs asynchrones actuellement en service.



(a) 16 barres



(b) 24 barres

Figure (I.3) : Rotor à cage

I.2.3 Les paliers

Les paliers sont constitués de roulements à billes et de flasques. Les roulements assurent le guidage en rotation libre de l'arbre. Les flasques, moulés en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique. L'ensemble ainsi établi constitue, alors, la machine asynchrone [1-4].

I.3 CONSTITUTION DE L'ALIMENTATION D'UN MOTEUR ASYNCHRONE

L'onduleur de tension est un convertisseur statique constitué de cellules de commutation généralement à transistors ou à thyristors (GTO, par exemple) pour les grandes puissances [5]. Il permet d'imposer à la machine des ondes à amplitudes et fréquence variables à partir d'un réseau standard 220/380-50Hz [6].

La figure (I.4) présente un schéma d'alimentation pour la machine à induction avec un onduleur de tension à partir d'un réseau triphasé.

Dans le cas des moteurs asynchrones, la vitesse de rotation du rotor dépend de la fréquence statorique f_s (fréquence de la tension d'alimentation du moteur) et de la fréquence des courants rotoriques (donc de la charge). Un convertisseur statique permet de faire varier l'amplitude et la fréquence de la tension d'alimentation et donc de faire varier la vitesse de la machine.

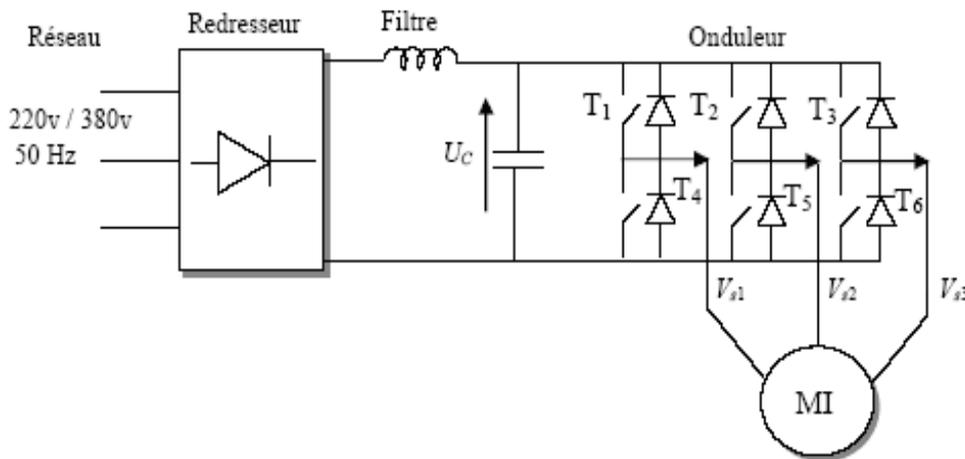


Figure (1.4) : Structure d'alimentation de la machine à induction

Les différents éléments constituant la chaîne d'alimentation sont :

- **Source électrique AC :** La source électrique alternative est généralement obtenue par le réseau triphasé électrique.
- **Redresseur :** Il permet de transformer une tension alternative en une tension continue.

- **Filtrage** : Il élimine les phénomènes de l'ondulation de la tension en sortie du redresseur. Ce filtre, associé au pont redresseur, constitue une source de tension continue non réversible servant à alimenter le bus continu à l'entrée de l'onduleur.
- **Onduleur** : Il permet de transformer une tension continue en une tension alternative d'amplitude et de fréquence variables. Il génère une succession d'impulsions de tension, réalisée par l'intermédiaire de la commande des interrupteurs.

L'ensemble de transistors constitue l'onduleur triphasé à modulation de largeur d'impulsion MLI, qui impose la fréquence du champ tournant et l'amplitude du courant dans la machine.

Le moteur, inductif par nature, lisse le courant. Ce dernier est pratiquement sinusoïdal.

L'onduleur comporte trois bras indépendants. Chaque bras est composé de deux interrupteurs pilotés de façon complémentaires.

L'onduleur va générer des tensions ou des courants de fréquence variable riches en harmoniques. Celles-ci sont à l'origine de pertes supplémentaires (fer et Joule) s'ajoutant aux pertes 'normales' qu'on aurait si les tensions et les courants étaient sinusoïdaux. L'accroissement de l'échauffement dû à ces pertes supplémentaires et les contraintes en tension risquent de diminuer la durée de vie du moteur [4], [6].

Toutes ces contraintes augmentent le risque des défaillances. De nombreux défauts peuvent apparaître sur les entraînements électriques. Ils se répartissent en trois catégories : les défauts qui se produisent dans la machine électrique (défauts de roulement, défauts au stator et au rotor), ceux qui se produisent dans la chaîne d'entraînement (défaut de la charge, accouplement) et ceux intervenant au niveau de l'alimentation (déséquilibre d'alimentation, défaut convertisseur). Ces défauts sont liés car ils peuvent interagir. Dans les parties suivantes, on cite les différentes défaillances affectant le moteur et le convertisseur.

I.4 LES DEFAILLANCES DANS LES MACHINES ELECTRIQUES

Par définition, une défaillance représente tout incident donnant lieu à un comportement anormal de la machine et qui peut, à court ou long terme, provoquer son endommagement et par conséquent son arrêt définitif [7].

Malgré sa robustesse, la machine asynchrone peut présenter différents types de défauts qui peuvent être recensés selon l'étude statistique donnée ci-après.

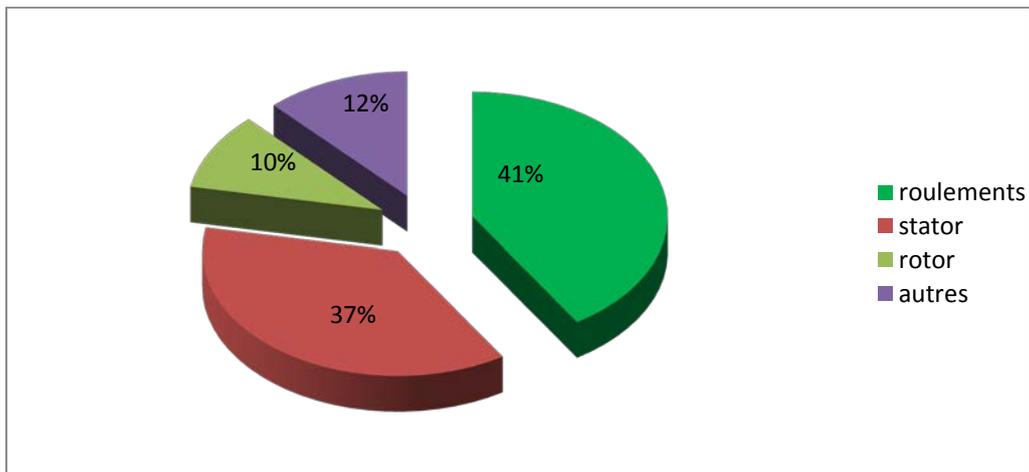
I.4.1 Etude statistique

(i) Machines tournantes

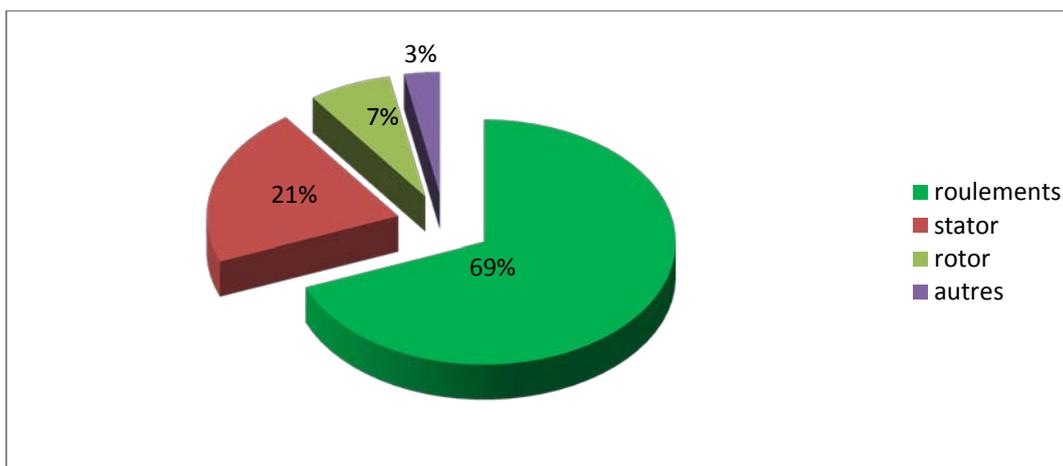
De nombreuses études statistiques sur les machines tournantes ont été effectuées depuis les années 80 à nos jours. La référence [8] a porté sur [9-10] que toutes ces études concernent les machines asynchrones de moyenne et grande puissance exploitées dans l'industrie.

Parmi ces études ceux réalisées par [10], en 1999, sur la gamme des machines de grande puissance (10Kw à 1Mw). La répartition, des défaillances, était comme suit : les roulements (41%), le stator (37%), le rotor (10%) et les autres pannes (12%).

Après une décennie, une autre étude est menée par [9], sur la même gamme de puissance, pour les machines exploités dans le domaine pétrochimie, a montré que: les roulements (69%), le stator (21%), le rotor (7%) et les autres pannes (3%). La figure (I.5) illustre ces deux statistiques.



Thomson [1999]



Bonnet [2008]

Figure (I.5) : évolution des statistiques des pannes dans les machines asynchrones pour une décennie.

Donc, ces études révèlent bien que les défauts proviennent essentiellement des roulements en premier lieu et le stator en second lieu. Et que les défauts au stator et au rotor sont de moins en moins fréquents et cela est dû à l'amélioration des techniques de fabrication des machines électriques surtout les isolants [8].

(ii) Convertisseurs statiques

Ces statistiques sont basées sur les retours d'expérience pour tenter de classer les origines des dysfonctionnements. Bien que largement pratiquées par les grandes firmes industrielles du domaine, ces statistiques restent néanmoins à usage de la communauté industrielle. La référence [11] apporte des éléments chiffrés sur la répartition statistique des défaillances, concernant des variateurs de vitesse conventionnels de quelques kW à une centaine de kW dans le domaine industriel. Comme l'illustre la figure (I.6), cette référence nous informe que 90% des défaillances sont d'origine interne au convertisseur, 50% proviendraient de la chaîne de commande et 40% de la chaîne de puissance, contre seulement 10% externes au convertisseur, à imputer à la charge et à l'alimentation.

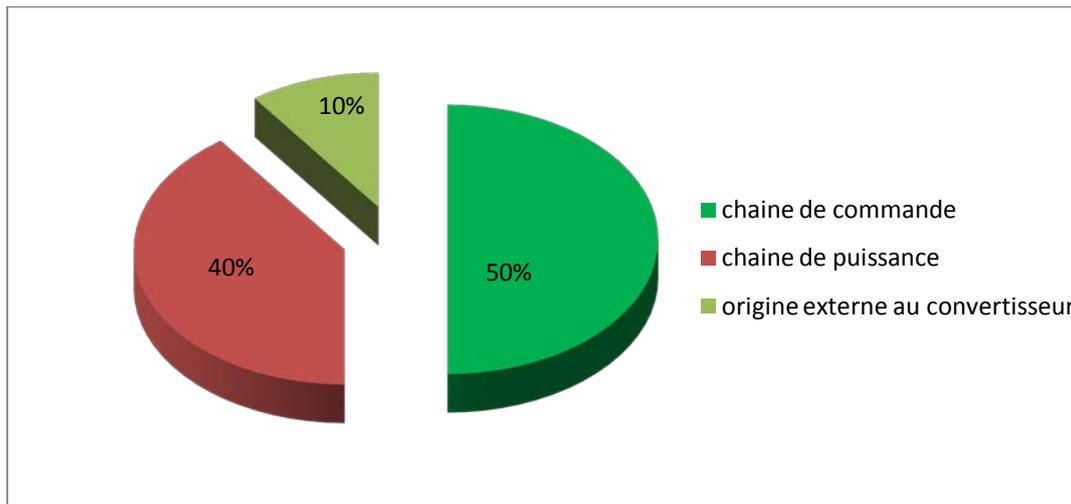


Figure (I.6) : Illustration de la répartition des modes de défaillance au sein d'un variateur de vitesse conventionnel dans le domaine de l'industrie pour une gamme de quelques kW à une centaine de kW [11].

I.4.2 Types des défauts et leurs causes

Les défauts et leurs causes sont nombreux et les plus répandus sont identifiés [12]. Les défauts peuvent être subdivisés en deux catégories mécaniques et électriques. Ces défauts exigent, ainsi, une attention particulière car, dans certain cas, ils causent l'arrêt intempestif de la machine.

(i) Défauts électriques

a. Défauts du stator

L'armature statorique, munie de son bobinage est une partie de la machine qui subit beaucoup de contraintes et dont les effets sont plus importants à cause de la complexité de la structure et la fragilité de certaines parties telles que les isolants [8]. La quasi totalité de ces défauts sont dus à la dégradation de l'isolant, ils se manifestent sous la forme :

- * D'un court-circuit entre spires.
- * D'un court-circuit entre deux phases.
- * D'un court-circuit entre phase et carcasse.

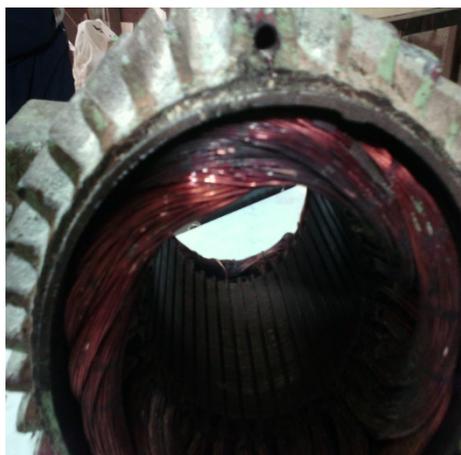
Ces défauts sont causés suite aux enchainements de dégradation de l'isolant et ils provoquent un déséquilibre des courants des trois phases et par conséquent à une dégradation de l'effet mécanique de la machine.

Ci-dessous des images prises dans un atelier de menuiserie. Figure (I.7) bobinage du stator complètement grillé dû à une surtension.



Figure (I.7) : Stator d'un moteur asynchrone complètement grillé

Figure (I.8) les bobines d'une phase complètement grillées à cause de la poussière et les débris de la menuiserie pénétrant à travers l'ouverture de la brise du flasque en fonte arrière. Les photos sont prises dans l'atelier de menuiserie de monsieur Benhalla à Batna.



(a) bobine d'une phase grillée.



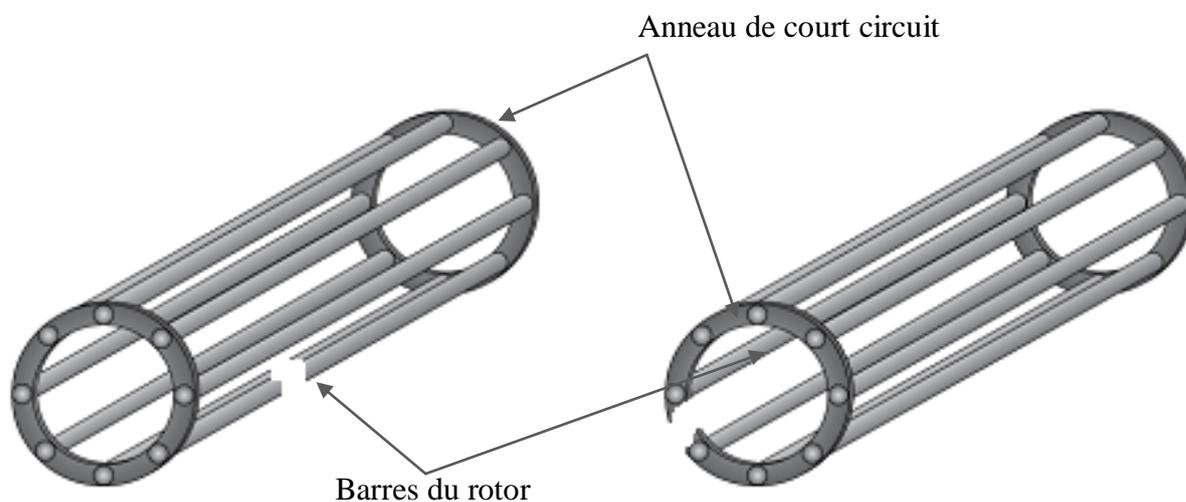
(b) flasque en fonte détérioré

Figure (I.8) : Stator d'un moteur asynchrone

b. Défauts du rotor

Les défauts du rotor bobiné sont les mêmes que ceux du stator. Pour le rotor à cage les défauts les plus rencontrés peuvent être, voir figure (I.9) ; comme :

- * Rupture d'une barre rotorique (ou éventuellement plusieurs barres).
- * Rupture de l'anneau de court circuit.



(a) rupture de barres

(b) rupture d'anneau de court-circuit.

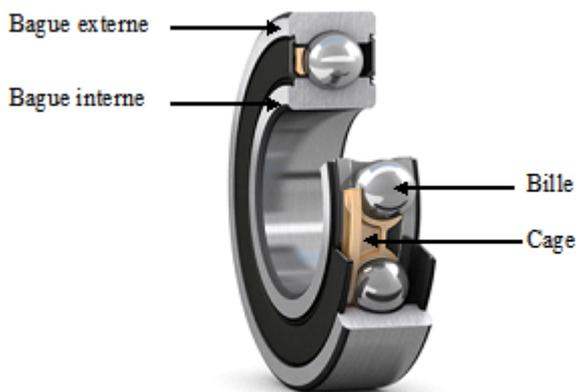
Figure (I.9) : Défaut d'un rotor à cage d'écureuil.

(ii) Défauts mécaniques

Plus de 40% de défauts des moteurs asynchrones sont des défauts mécaniques. Ces défauts peuvent être des défauts de roulements, des défauts d'excentricité, . . . [1]

a. Défauts de roulements

La plupart des défauts observés sur le terrain sont liés à l'usure abrasive, à l'humidité, à la corrosion, au montage incorrect, à des ajustements incorrects des bagues sur l'arbre ou dans le palier, au glissement des éléments roulants, à une pollution imprévue ou à la défaillance de la cage, des joints ou de la lubrification, une charge excessive [1]. Ils entraînent des effets mécaniques dans les machines tels que l'augmentation du niveau sonore et l'apparition de vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinal de la machine. Ces types de défaut induisent également des variations (oscillations) dans le couple de charge de la machine asynchrone. Le point ultime de roulements défectueux est le blocage du rotor [13]. La figure (I.10(a)) présente une vue coupe d'un roulement à billes et La figure (I.10(b)) présente un défaut de cage à bille.



(a) roulement à bille.



(b) défaut de cage à bille

Figure (I.10) : Roulement à bille.

b. Défauts d'excentricité

Les conséquences des défauts mécaniques se manifestent généralement au niveau de l'entrefer par des défauts d'excentricité [13].

L'excentricité, décentrement du rotor par rapport au stator, d'une machine électrique est un phénomène qui évolue dans le temps et qui existe dès sa fabrication.

Le point ultime de l'excentricité est le frottement du stator sur le rotor, qui est synonyme de destruction rapide de la machine.

Trois catégories d'excentricité sont généralement distinguées comme donnée par la figure (I.10):

* L'excentricité statique : l'axe de rotation du rotor est fixe mais ne coïncide pas avec celui du stator, dont la cause principale est un défaut de centrage des flasques.

* L'excentricité dynamique : le rotor possède un axe de rotation qui tourne autour de l'axe géométrique du 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 mixte, la plus fréquente, est la combinaison des deux cas su-présentés.

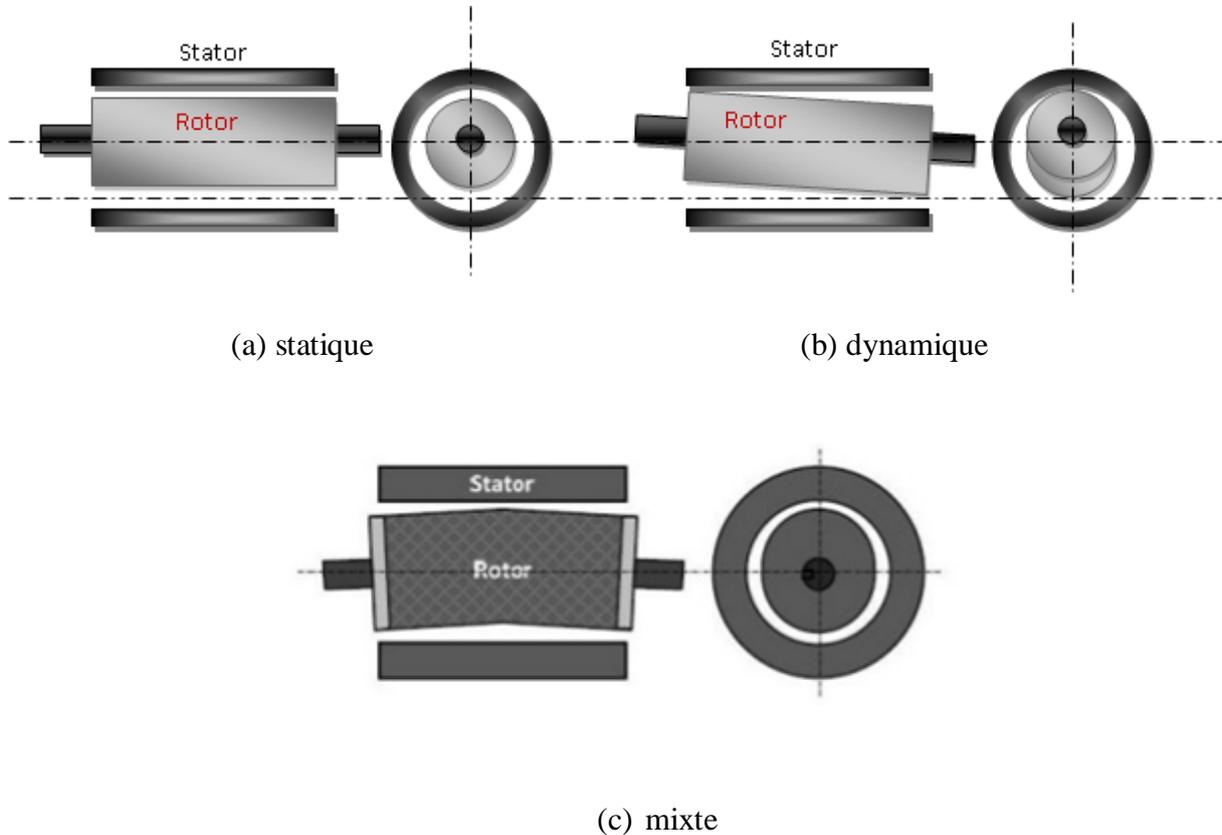


Figure (I.11) : Défauts d'excentricités [8]

Une analyse vibratoire, une analyse par ultrasons, une analyse fréquentielle des courants absorbés ou simplement une analyse visuelle de l'arbre de la machine permettent de détecter ces types de défaillance. Nous pouvons trouver dans la littérature des ouvrages très complets qui traitent ces divers problèmes [14-16].

I.4.3 Origines et causes des défauts

La majorité de ces défauts sont l'origine d'une combinaison de diverses contraintes agissant sur la machine, ce qui peut être classée en thermique, électrique, mécanique, environnemental et défauts de fabrication [17].

- **Thermique** : l'augmentation de la température au dessus de la température de fonctionnement normal de la machine entraîne la détérioration de l'isolant du bobinage au niveau du stator et également le rotor bobiné. Donc, par cet effet la durée de vie de l'isolant se

raccourcit rapidement. Elle influe également sur le lubrifiant, dans les roulements, qui perd ses propriétés physiques et qui perturbe la rotation normale des billes dans la cage.

Cette surcharge thermique peut se produire en raison des variations de tension appliquées, tension de phase déséquilibrée, ventilation obstruée, température ambiante plus élevée, démarrages répétitifs dans un court laps de temps, à des surcharges, etc. [12,1].

- **Electrique** : Une tension supérieure à la valeur nominale ou des variations brutales et instantanées de cette tension, va conduire à la dégradation du diélectrique assurant l'isolation des bobines. La présence d'un fort champ électrique interne conduira à des décharges partielles dans les cavités de l'isolant. Il en résulte des spots carbonisés dans l'isolation. Ces spots causent des déformations du champ électrique (augmentation dans la région du défaut) [12]. Pour les roulements, il y a la circulation de courants de fuite induits par les onduleurs qui cause les arcs électriques [13] et cause le vieillissement rapide de ces derniers.

- **Mécanique** : les démarrages répétitifs ont pour conséquence d'augmenter la température dans les bobinages du stator et du rotor. Cet effet cyclique provoque des dilatations et contractions répétitives de l'isolant. Cela pourrait entraîner des fissures dans l'isolant qui peuvent se propager et provoquer un début de court-circuit interne. Les efforts mécaniques sur les tôles et les conducteurs ont des composantes alternatives qui provoquent des vibrations de la structure [18]. Ces vibrations provoquent l'érosion et l'abrasion de l'isolant entraînant leur détérioration. L'entraînement des surcharges, les vibrations dues aux excentricités de l'arbre ou au mauvais ajustement des roulements, manque de ventilation, manque de lubrifiant ces effets influent négativement sur le fonctionnement normal de la machine.

- **Environnemental** : La présence d'humidité ou de produits chimiques dans l'air ambiant peut détériorer la qualité de l'isolation et conduire à défaut d'enroulement. Le début de la dégradation entraîne des courants de fuites qui accélèrent la détérioration de l'isolant jusqu'au court-circuit franc. Les milieux poussiéreux influent également sur la lubrification des roulements ce qui provoquent leurs usures et corrosions et conduisent à leurs détériorations [12].

- **Défauts de fabrication** : les défauts de fabrication ont un effet néfaste sur le fonctionnement normal des machines. Ils peuvent être la conséquence de :

Mauvaise soudure entre les barres et les anneaux, mauvais serrage, insuffisance baignade pour l'isolant, montage anormal des roulements ou des enroulements, moulage défectueux dans le cas de rotors injectés sous pression d'aluminium [13].

La référence [19] rapporte sur [20] le tableau 1.1 qui résume les causes provoquant les défauts statoriques et rotoriques.

Tableau (1.1) : Les causes des défauts de la machine asynchrone

	Défauts	Causes	Effets sur le système
Défauts statoriques	Vibration du support	Un déséquilibre magnétique, mouvement des enroulements, un déséquilibre de l'alimentation, surcharge, mauvaise installation, un contact avec le rotor.	Vibrations mécaniques
	Un défaut entre le stator et la carcasse	Ecrasement des spires par la carcasse, le cycle thermique, une abrasion de l'isolant, présence de points anguleux dans les encoches, un choc.	courant dans la phase
	Défaut d'isolation	Endommagement de l'isolant lors de l'insertion des enroulements, démarrage fréquent, condition de température ou l'humidité extrême.	Court-circuit dans l'enroulement
	Court-circuit inter spires	Température excessive, humidité, vibration, surtension.	variation courants statoriques, augmentation d'amplitude sur les autres phases
	Court-circuit inter phases	Défauts d'installation, haute température, alimentation déséquilibrée, contrainte d'écrasement au niveau des enroulements.	déséquilibre des courants statoriques
	Déséquilibre d'alimentation	Problème sur le réseau d'alimentation Défaillance du convertisseur	Augmentation : courants dans les autres phases de vibrations de l'échauffement
Défaut rs rotoriques	Défauts de roulements	Mauvaise installation, déséquilibre magnétique, perte de lubrifiant ou mal lubrifiés, mauvaise qualité de lubrifiant, haute température, manque de propreté, charge déséquilibrée. Surcharge. jeu au niveau des paliers	oscillations du couple de charge augmentation des pertes augmentation vibrations Altération de l'équilibre magnétique
	Rupture de barres	déséquilibre magnétique, régime transitoire à longue durée, fatigue thermique. Réduction de la valeur moyenne de couple électromagnétique Oscillations de la vitesse Vibrations mécaniques	Réduction de la valeur moyenne de couple électromagnétique Oscillations de la vitesse Vibrations mécaniques
	Ruptures d'anneaux	Défaut de fabrication. Surcharge du couple	Déséquilibre la répartition des courants
	Défaut du circuit magnétique	Défaut de fabrication, fatigue thermique, surcharge.	Vibrations mécaniques

	Désalignement du rotor (excentricité)	Mauvaise installation, déséquilibre magnétique, défaut de roulements. Positionnement incorrect des paliers lors de l'assemblage Usure des roulements Défaut de charge Défaut de fabrication	oscillations de couple
--	--	---	------------------------

En général, ces défauts produisent un ou plusieurs symptômes qui peuvent être [19]:

- Un déséquilibre des courants de ligne et des tensions.
- Une augmentation des oscillations du couple.
- Une diminution du couple moyen.
- Une augmentation des pertes et donc une réduction de l'efficacité énergétique.
- Un échauffement excessif et donc un vieillissement accéléré.

I.5 DÉFAILLANCE AFFECTANT LE CONVERTISSEUR DE PUISSANCE

Comme tout composant électronique en fonctionnement, les composants électroniques sont soumis à des mécanismes de dégradation et de vieillissement liés aux conditions de fonctionnement ou à l'environnement. En électronique de puissance, les mécanismes de dégradation et les modes de défaillance des composants ont été largement étudiés et le sont encore [21-22]. Les défaillances sont principalement dues aux contraintes thermiques et électriques.

Défaillance d'IGBT : Les causes de destruction d'un module IGBT (Insulated Gate Bipolar Transistor) sont généralement d'origine thermique liées à un court-circuit, de surintensité ou surtension. Les conséquences sont alors désastreuses et entraînent quelquefois la perte d'un convertisseur ou d'un équipement complet. Le court-circuit constitue la condition de fonctionnement la plus critique pour un composant. En effet, il est alors traversé par un fort courant en ayant la pleine tension à ses bornes. Les sollicitations successives et les défauts au niveau de la puce au silicium augmentent le taux de son vieillissement comme les diodes classiques [23].

Défaillance des diodes : Pour les diodes classiques, plusieurs modes de défaillance sont possibles. Seul le vieillissement, qui est la défaillance classée comme la plus importante. La défaillance apparaît en fin de vie du composant causée par la mauvaise dissipation thermique [23].

Défaillance des condensateurs : Pour les condensateurs, électrolytiques ou à films métallisés, qui ont le rôle de capacité de filtrage lorsqu'ils sont soumis aux ondulations de tensions ou une mauvaise répartition de courant, ils sont affectés, par conséquent, par une élévation de température qui accélère leur vieillissement et seront hors service [23]. Le tableau (1.2) expose les causes des défauts des convertisseurs statiques.

Tableau (1.2) : Les causes des défauts du convertisseur statique [4].

composants		Défauts	Causes	Effets sur le système
Convertisseur de puissance	Condensateur	Electrolytique	Elévation de température Vieillessement (usure)	altération service du filtre
		A films métallisés	usure mauvais dimensionnement composante HF du courant non homogénéité des condensateurs	mauvaise répartition du courant
	Diodes classiques	Vieillessement	Température Défaut de puce	Perte de puissance pendant l'étape de roue libre
	IGBT	Court-circuit	défaut de commande Usure Défaut de puce	altération importante des courants de phases et du couple
		Circuit ouvert	Défaillance des oxydes de grilles	Courant quasiment nul dans la phase affectée
		Vieillessement	Usure du composant	Diminution de la tension de sortie du bras
	Circuit de commande	Défaillance LED	Vieillessement Température	Diminution du niveau d'émission (énergie et spectre)= sortie toujours inactive

I.6 METHODES DE DIAGNOSTIC DES MACHINES ASYNCHRONES

L'objectif de cette section est de présenter les diverses méthodes de diagnostic appliquées aux machines électriques. Ces méthodes sont nombreuses et peuvent être classées, selon plusieurs auteurs [19-20], [1] en deux catégories, celles qui utilisent un modèle analytique (connaissance à priori) du système et celles qui se dispensent de ce modèle (sans connaissance à priori). L'approche analytique

est plutôt inspirée par les automaticiens, alors que les communautés du génie électrique et du traitement du signal préfèrent s'intéresser à des méthodes plus heuristiques.

I.6.1. Méthodes de diagnostic avec modèle analytique

Ces méthodes de détection reposent sur des connaissances à priori du système. Elles supposent la connaissance des modèles et des paramètres représentant le processus physique à étudier. La comparaison des signaux disponibles obtenus d'un modèle sain et des signaux générés par un modèle inconnu permet la détection ainsi que l'identification de la défaillance susceptible de se produire. La différence étant la signature du défaut. Si cette différence dépasse un seuil prédéfini, la présence d'un défaut est signalée. Ces techniques peuvent être classées en trois catégories citées ci-après :

(i) Techniques d'estimation d'état : utilisent le filtre de Kalman et l'observateur de Luenberger pour la reconstruction de l'état du système en connaissant son modèle mathématique, dans [24] a utilisé le filtre de Kalman pour détecter les cassures de barres par estimation de la résistance rotorique.

(ii) Technique de génération de résidus : Les résidus sont des signaux qui reflètent l'écart entre un modèle et le système à surveiller. Ces techniques d'extraction des résidus visent à fournir des signaux indicatifs et exploitables pour détecter la présence d'une défaillance spécifique. En mode sain, ces résidus doivent s'approcher de zéro et refléter la présence d'un défaut en convergeant à des valeurs significatives [19].

(iii) Techniques d'identification : ces techniques ont pour objectif de déterminer un modèle dynamique du système à surveiller à partir d'un modèle de référence. L'idée fondamentale est que les paramètres caractérisant ce modèle identité vont être sensibles aux défauts affectant la machine, et vont donc permettre par leurs variations de caractériser ces défauts. L'estimation des paramètres du modèle est assurée par un algorithme d'optimisation pour minimiser l'erreur entre la sortie du modèle et celle de la machine [19].

Ces méthodes de diagnostic par identification sont généralement utilisées pour la surveillance et la détection des défaillances, le plus souvent à l'aide de modèles spécifiques [25-26] :

- les ruptures de barres ou de portions d'anneaux au rotor.
- d'excentricité statique et dynamique.
- de réduction de spires ou court-circuit entre spires d'une même phase au stator.

Les techniques de diagnostic suscitées nécessitent la connaissance du comportement dynamique de la machine à l'aide d'un modèle de connaissance. Toutefois, ces méthodes ne

permettent pas d'étudier tous les défauts de la machine (défauts de roulements par exemple). Ci après, on cite les méthodes de diagnostic sans modèle, basées sur le suivi et l'analyse des grandeurs telles que les courants, les vibrations, les flux et le couple.

I.6.2. Méthodes de diagnostic sans modèle analytique

Ces méthodes ne nécessitent pas forcément de modèle précis du système mais reposent plutôt sur une reconnaissance de signatures. Les signatures de défauts, obtenues par modélisation ou par relevé expérimental, sont généralement classées dans une base de données qui seront exploités ultérieurement par analyse signal ou par système expert (classification, reconnaissance de forme...) [19].

(i) Méthode par traitement de 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. Les méthodes courantes d'analyse des signaux de diagnostic sont l'analyse spectrale [27-28], le spectrogramme [29], l'analyse temporelle [27], l'analyse temps-fréquence [28-29] et l'analyse temps-échelle ou ondelettes (wavelets) [30-31]. Les défauts étudiés par ces méthodes de diagnostic sont :

- Les ruptures de barres ou de portions d'anneaux au rotor.
- Les courts-circuits entre spires au stator.
- L'excentricité statique et dynamique.

(ii) Méthode par intelligence artificielle (IA)

L'intelligence artificielle imite l'intelligence humaine, inspirée des phénomènes de la nature, heuristique et évolutionnaire, est de plus en plus utilisée dans le domaine de la supervision et du diagnostic, elle a permis d'augmenter l'efficacité et la fiabilité du diagnostic. Elles exploitent les signatures avec ou sans modèle pour réaliser la supervision et le diagnostic du système. Elles ne nécessitent pas de modèle précis du système. Une véritable mutation des recherches vers ce genre de technique pour augmenter l'efficacité du diagnostic et la détection des défauts. En fait, l'Intelligence Artificielle comprend diverses techniques qui sont exploitées dans le domaine du diagnostic, telles que les systèmes experts, les réseaux de neurones[32-33], la logique floue [34-35], les algorithmes génétiques [36], les (PSO) Particle Swarm optimization [37-39], les (SVM) Support Vector Machine [40-43] et la reconnaissance des formes (Pattern Recognition) [4], [44] qui peuvent être utilisées de manière indépendante ou combinées pour améliorer l'efficacité du diagnostic.

I.7 METHODES DE DETECTION DES DEFAUTS OU TECHNIQUES DE SURVEILLANCE

Pour détecter les défauts suscités, différentes techniques de surveillance, pour les moteurs à induction, ont été développées par différents chercheurs, en utilisant différents paramètres de la machine. Elles peuvent être décrites comme suit [17], [45-46]:

I.7.1 Analyse de la signature du courant statorique (MCSA): l'analyse des courants statoriques dans le domaine fréquentiel reste la plus utilisée car le spectre résultant est riche en informations sur les défauts électriques et mécaniques pouvant apparaître sur la machine asynchrone. Les courants sont faciles à mesurer, ils fournissent des informations sur de nombreux défauts [47].

I.7.2 Analyse du flux : Toute distorsion de la densité de flux d'entrefer en raison de défauts, quelque soit sa nature électrique ou mécanique, peut affecter la conversion électromécanique et la répartition du champ électromagnétique dans la machine. Un flux homopolaire axial dans l'arbre va être créé, qui peut être détectée par des bobines exploratrices placées à l'extérieur de la machine, parallèlement et perpendiculairement à l'axe du rotor [4,8].

I.7.3 Analyse des signaux vibratoires et acoustiques : L'analyse des défaillances des moteurs électriques par les signaux vibratoires et acoustiques permet une détection de quasiment tous les défauts, notamment ceux mécaniques, pouvant se produire sur le processus. Cette analyse peut être réalisée à partir de capteurs, généralement des accéléromètres, placés sur les paliers dans les directions verticales, axiales et radiales.

Pour surveiller l'état des roulements, des recherches utilisent un capteur laser pour lire directement les déplacements causés par les défauts de roulement. Dans ces méthodes, il faut que le capteur de déplacement laser soit placé sur la surface d'appui, ce qui n'est généralement pas facile à mettre en œuvre [48].

I.7.4 Analyse par mesure de la température : un capteur peut être monté sur l'enroulement ou noyé (intégré) dans l'isolant ou placé dans la plaque à bornes est un bon indicateur de la surchauffe de la machine qui est un signe de défauts, figure (.11). En plus, récemment des techniques par visualisation des images thermiques par infrarouge sont utilisées pour le diagnostic des différents défauts, figure (1.12) [49,50].

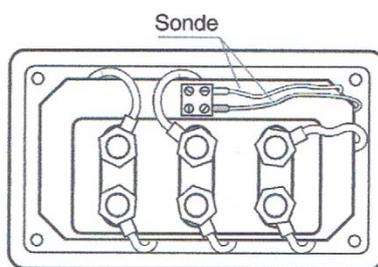
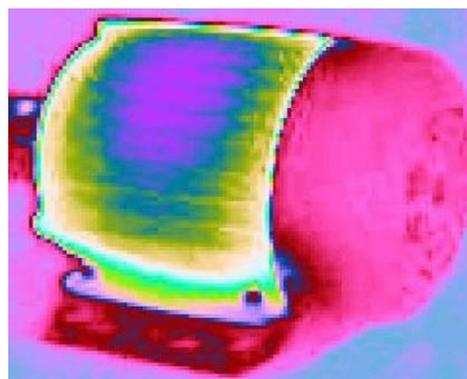


Figure (1.11) : Capteur de température dans une plaque à bornes [51]



(a) moteur sain



(b) moteur en défaut avec 40% court-circuit de la bobine d'une phase

Figure (1.12) : Image colorée infrarouge thermique [52]

I.7.5 Analyse du couple électromagnétique : L'utilisation de ce signal peut s'avérer un bon choix pour la détection des défauts de charge. En effet, les variations du couple de charge vont induire des variations du flux et du courant dans la machine. De même la torsion de l'arbre, entraîne l'apparition d'harmoniques dans le spectre du couple. Donc il peut servir pour la détection des défauts électriques et mécaniques [4].

I.7.6 Analyse de la puissance instantanée : la quantité d'information donnée par la puissance d'une phase, qui n'est autre que le produit de la tension d'alimentation et le courant absorbé par le moteur, est plus importante que l'analyse de la tension seule ou le courant seule[53].

I.7.7 Analyse des décharges partielles : C'est une petite décharge électrique qui se produit en raison de l'imperfection de l'isolation résultante d'une mauvaise fabrication ou de la surchauffe, donne lieu à des lacunes ou les trous d'airs où la décharge se manifeste.

L'analyseur de décharge partielle peut facilement détecter cette décharge pendant le fonctionnement de la machine.

Les décharges partielles, telles que définies par la norme CEI 60270, sont des décharges diélectriques localisées dans une partie d'un système qui se produit dans l'intervalle séparant deux conducteurs sous l'effet d'un champ à haute tension. Les décharges partielles survenant dans un bobinage dégradent son isolation et peuvent entraîner la défaillance du moteur [53].

I.7.8 Analyse des fluctuations de la vitesse : Détecte les défaillances en mesurant les fluctuations dans la période de rotation du moteur. Cette méthode est particulièrement utile pour détecter les défauts au rotor, les vibrations, l'excentricité, l'asymétrie du rotor, des roulements défaillants et des désalignements d'arbre. Cependant, la machine fonctionnant généralement à vitesse et couple de charge variables, les instruments de mesure doivent être capables de distinguer les variations de vitesse dues au couple de charge et celles dues à des défauts au rotor [55].

I.8 IMPLEMENTATION DES CAPTEURS INTELLIGENTS SANS FIL

De nos jours, les recherches convergent vers les exigences de l'industrie où elle nécessite l'intégration des capteurs intelligents sans fil, Wireless Sensor Networks (WSN), pour améliorer la détection des défauts afin de réduire les coûts de maintenance et la consommation d'énergie. La mise en œuvre des capteurs intelligents permet au système d'effectuer la détection de défaut en ligne d'une manière entièrement automatisée [56].

I.9 CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré à la présentation de la machine asynchrone et ses différents constituants, ainsi que la constitution de son alimentation. Des études statistiques, sur les défaillances des machines, sont exposées dont le taux le plus élevé était ceux des défauts de roulements et du stator. Anis que la citation des différents défauts que peut subir une machine asynchrone et que ces défauts pourraient entraîner dans la plupart du temps un arrêt intempestif de la machine. C'est pour remédier à ce problème que les recherches se sont orientées de plus en plus vers le diagnostic dans les milieux industriels. Ces défauts sont dus aux différentes causes et peuvent être classifiés en deux catégories dominantes : électrique ou mécanique. Dés lors, les différentes techniques de diagnostic et détection de ces défauts sont citées et répertoriées.

Le chapitre suivant traitera la modélisation de la machine asynchrone en vue de son diagnostic Sur l'idée d'Emmanuel Schaeffer et Smail Bachir [25-26].

CHAPITRE II

MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DU DIAGNOSTIC

II.1 INTRODUCTION

La machine asynchrone, de par sa construction, fait l'objet d'un intérêt accru dans le domaine de l'industrie et occupe une large plage d'applications au détriment des machines synchrones et celles à courant continu. Elle présente un système dynamique non linéaire fortement couplé constituant certes un sérieux candidat pour sa commande mais surtout d'un atout majeur pour son diagnostic dont l'attrait se résume à utiliser les méthodes de l'analyse spectrale du courant du stator pour pouvoir détecter les différents défauts qui peuvent y exister.

Depuis plusieurs années, la modélisation et la simulation de la machine asynchrone ont fait déjà l'objet de plusieurs travaux, que ce soit dans le but du dimensionnement, de la commande ou du diagnostic. La diversité des objectifs a fait donc apparaître plusieurs techniques de modélisation ainsi que des simulations qui en découlent. L'intérêt des simulations est unanimement reconnu car constituant un moyen efficace irréfutable et économique et imite la réalité des phénomènes physiques sur la base des modèles mathématiques bien définis. Ces simulations sont utilisées pour faire des études préliminaires

et/ou comparatives, tant au stade du développement (conception), qu'au cours des fonctionnements normaux, et voir anormaux, des systèmes à pourvoir.

Le présent chapitre exposera une approche de modélisation de la machine asynchrone, publiée par Schaffer et Smail Bachir [25-26], et qui est pressentie relativement simple à modéliser cette machine dans les régimes sains et défaillants dont, ces derniers, sont particulièrement liés aux défauts de court-circuit du stator et/ou des cassures de barres du rotor. C'est sous la forme d'état que la validation de la dite modélisation est réalisée par un programme de simulation implanté sous le logiciel MATLAB, lequel programme qui s'est imposé dans les milieux universitaire et industriel comme un outil puissant de modélisation, de simulation et de visualisation.

II.2 METHODES DE MODELISATION DES MACHINES ASYNCHRONES

Les modèles décrivant le fonctionnement de la machine asynchrone, en état sain ou en présence de défauts, sont issus à partir des lois physico-mathématiques régissant la machine elle-même. Ces lois se basent essentiellement sur l'électromagnétisme et l'électromécanique. Ces modèles doivent présenter un compromis entre simplicité et précision selon la méthode de modélisation utilisée [38], donc avec l'évolution de la technologie *soft-computing* il est préférable d'adapter des modèles simples qui peuvent rigoureusement imiter d'une manière identique les modèles réels. Les méthodes de modélisation les plus répandues sont [7]:

- * La méthode des éléments finis.
- * La méthode des réseaux de perméance.
- * La méthode des circuits électriques magnétiquement couplés.

Les méthodes, suscitées, ont chacune d'elle une plage prédominante d'utilisation. Les deux premières sont pénalisantes en temps de calculs mais pouvant être raffinées aux objectifs prescrits! Par contre la troisième reste relativement rapide et prend moins de temps pour les calculs [19], c'est qui est plus bénéfique de nos jours pour la réalisation des commandes et diagnostics en temps réel. En effet, la troisième semblerait la plus adéquate, et voire adaptée, pour la modélisation des circuits électriques aussi bien pour les fonctionnements statiques (régimes permanents) que dynamiques (régimes transitoires) des machines électriques, comme elle apporte notamment une notion particulière d'analyse par les axes triphasés (multi phasés), diphasé et monophasé. D'où la naissance des relations de passages (Clarke, Concordia et Park) afin d'avoir un modèle avec un nombre de variables minimales.

II. 3 MODELISATION TRIPHASEE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE

Une modélisation assez représentative du comportement physique réel de la MAS, fait convenir d'admettre les hypothèses simplificatrices suivantes [3], [57]:

- La répartition de la force magnétomotrice est sinusoïdale
- La machine est supposée symétrique (à grandeurs périodiques).
- Le rotor est représenté par un bobinage triphasé équivalent.
- Les pertes fer sont négligées.
- L'entrefer est lisse.
- Les circuits magnétiques sont non saturés.
- L'effet de peau et l'effet de la température sont négligés.

Dans ces conditions, le modèle moteur à induction triphasé (au stator et au rotor), illustré schématiquement par la figure (II.1), est décrit par les équations suivantes (tension, flux, couple et mécanique) données ci-après. Les trois phases de l'armature du stator, et respectivement du rotor, sont décalées $\pm 2\pi/3$. Celles du rotor sont court circuitées sur elles mêmes. θ est l'angle absolu de rotation inter armature.

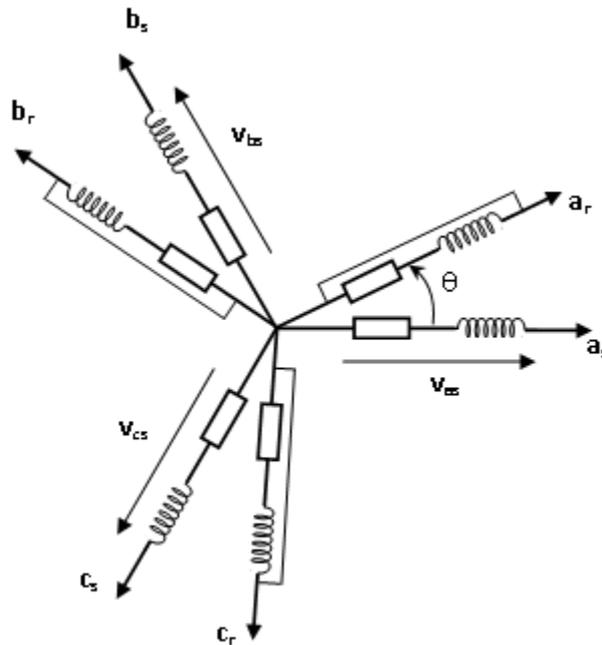


Figure (II.1) : Model triphasé de la machine asynchrone.

- **Equations tensions**

$$\begin{cases} [v_s]_{3 \times 1} = [R_s]_{3 \times 3} [i_s]_{3 \times 1} + \frac{d}{dt} [\Phi_s]_{3 \times 1} \\ [v_r]_{3 \times 1} = [R_r]_{3 \times 3} [i_r]_{3 \times 1} + \frac{d}{dt} [\Phi_r]_{3 \times 1} \end{cases} \quad (\text{II-1})$$

où,

$$\begin{aligned} [v_s]_{3 \times 1} &= [v_{sa} \ v_{sb} \ v_{sc}]^t, & [i_s]_{3 \times 1} &= [i_{sa} \ i_{sb} \ i_{sc}]^t, & [\Phi_s]_{3 \times 1} &= [\Phi_{sa} \ \Phi_{sb} \ \Phi_{sc}]^t \\ [v_r]_{3 \times 1} &= [v_{ra} \ v_{rb} \ v_{rc}]^t, & [i_r]_{3 \times 1} &= [i_{ra} \ i_{rb} \ i_{rc}]^t, & [\Phi_r]_{3 \times 1} &= [\Phi_{ra} \ \Phi_{rb} \ \Phi_{rc}]^t \end{aligned}$$

$$[R_s]_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}, \quad [R_r]_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix}$$

$[v_s], [v_r]$: Vecteurs des tensions du stator, du rotor

$[i_s], [i_r]$: Vecteurs des courants du stator, du rotor

$[\Phi_s], [\Phi_r]$: Vecteurs des flux du stator, du rotor

$[R_s], [R_r]$: Matrices des résistances du stator, du rotor, dont R_s et R_r désignant, respectivement, résistance du stator et du rotor

- **Equations flux**

$$\begin{cases} [\Phi_s]_{3 \times 1} = [L_{ss}]_{3 \times 3} [i_s]_{3 \times 1} + [L_{msr}]_{3 \times 3} [i_r]_{3 \times 1} \\ [\Phi_r]_{3 \times 1} = [L_{mrs}]_{3 \times 3} [i_s]_{3 \times 1} + [L_{rr}]_{3 \times 3} [i_r]_{3 \times 1} \end{cases} \quad (\text{II-2})$$

où,

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{bmatrix}; \quad [L_{rr}] = \begin{bmatrix} l_r & m_r & m_r \\ m_r & l_r & m_r \\ m_r & m_r & l_r \end{bmatrix}$$

$$[L_{msr}] = [L_{mrs}] = M_0 \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta \end{bmatrix}$$

- $[L_{ss}]$: Matrice des inductances du stator
- $[L_{rr}]$: Matrice des inductances du rotor
- $[L_{msr}]$: Matrice des inductances mutuelles stator–rotor
- M_0 : Valeur maximale des inductances mutuelles stator–rotor
- l_s, l_r : Self inductance d'une phase isolée du stator, du rotor
- m_s, m_r : Mutuelle inductance intra armature du stator, du rotor

- **Expression du couple électromagnétique.** noté C_{em} (formulation co-énergie)

$$C_{em} = \frac{1}{2} \cdot [i]_{1 \times 6}^t \cdot \frac{d[L(\theta)]_{6 \times 6}}{d\theta} \cdot [i]_{6 \times 1} \quad (\text{II-3})$$

$$\text{où, } [i] = \begin{bmatrix} [i_s]_{3 \times 1} & [i_r]_{3 \times 1} \end{bmatrix}$$

$$L(\theta) = \begin{bmatrix} L_{ss} & L_{msr}(\theta) \\ L_{mrs}(\theta) & L_{rr} \end{bmatrix}_{6 \times 6}$$

- **Equation mécanique**

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - f_v \Omega \quad (\text{II-4})$$

où,

- J : Moment d'inertie
- Ω : Vitesse mécanique du moteur
- f_v : Coefficient de frottement visqueux
- C_r : Couple de charge.

II.4 MODELISATION 2D – PARK – D'UNE MACHINE ASYNCHRONE « SAINE »

L'application du vecteur de position à $\pm 120^\circ$, noté $\wedge = \begin{bmatrix} 1 & a & a^2 \end{bmatrix}$ où $a = e^{j\frac{2\pi}{3}}$, à tout vecteur triphasé dépendant du temps $[X]_{3 \times 1} = [X_a \ X_b \ X_c]^T$ conduit à un vecteur 2D tournant dans le plan donné sous forme complexe, *le x surmonté d'une barre*, comme suit

$$\bar{x} = x_a + jx_\beta = \wedge \cdot [X]_{3 \times 1} = x_a + ax_b + a^2x_c \quad (\text{II.5})$$

Ce vecteur \wedge appliqué à gauche des équations (II.1) et (II.2) transforme celles-ci en 2D exprimées sous forme complexe comme suit et où les indices en exposant signifient que les référentiels de mesure au stator et au rotor sont séparés.

$$\begin{cases} \bar{v}_s^{(s)} = R_s \bar{i}_s^{(s)} + \frac{d\bar{\Phi}_s^{(s)}}{dt} \\ \bar{v}_r^{(r)} = R_r \bar{i}_r^{(r)} + \frac{d\bar{\Phi}_r^{(r)}}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

$$\begin{cases} \bar{\Phi}_s^{(s)} = L_s \bar{i}_s^{(s)} + L_m \bar{i}_r^{(r)} e^{j\theta} \\ \bar{\Phi}_r^{(r)} = L_r \bar{i}_r^{(r)} + L_m \bar{i}_s^{(s)} e^{-j\theta} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

La transformation du triphasé au biphasé (2D), par le vecteur \wedge , permet notamment de définir nouvelles inductances appelées inductances cycliques ou d'armatures telles que

$$L_s = l_s - m_s : \text{ Inductance propre cyclique du stator.}$$

$$L_r = l_r - m_r : \text{ Inductance propre cyclique du rotor.}$$

$$L_m = \frac{3}{2} M_0 : \text{ Mutuelle inductance cyclique stator-rotor.}$$

Par la relation de passage de rotation $\bar{x}^{(s)} = \bar{x}^{(r)} e^{j\theta}$, le modèle complexe (2D) donné par les équations précédentes (II-6) et (II-7) dans le référentiel séparé, peut être ramené à un référentiel unique de Park lié rotor, tel que les relations tension et flux suivantes :

- Equation tension en $(.)^{(r)}$

$$\begin{cases} \bar{v}_s^{(r)} = R_s \bar{i}_s^{(r)} + \frac{d\bar{\Phi}_s^{(r)}}{dt} + jp\Omega \bar{\Phi}_s^{(r)} \quad \text{où, } p\Omega = \frac{d\theta}{dt} \\ \bar{v}_r^{(r)} = R_r \bar{i}_r^{(r)} + \frac{d\bar{\Phi}_r^{(r)}}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

- Equation flux en $(.)^{(r)}$

$$\begin{cases} \bar{\Phi}_s^{(r)} = L_s \bar{i}_s^{(r)} + L_m \bar{i}_r^{(r)} \\ \bar{\Phi}_r^{(r)} = L_r \bar{i}_r^{(r)} + L_m \bar{i}_s^{(r)} \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

Avec les fuites totalisées au stator et ramenées au stator selon l'inductance L_f telles que $L_f = L_s - L_m$ et $L_r - L_m = 0$, ces équations flux (II-9) s'écrivent comme (abstraction de l'indice exposant (r))

$$\begin{cases} \bar{\Phi}_s = L_s \bar{i}_s + L_m (\bar{i}_r + \bar{i}_s) = L_s \bar{i}_s + L_m \bar{i}_m \\ \bar{\Phi}_r = L_m (\bar{i}_r + \bar{i}_s) = L_m \bar{i}_m \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

et le système d'équations tension (II-8) devient aussi

$$\begin{cases} \bar{v}_s = R_s \bar{i}_s + L_f \frac{d\bar{i}_s}{dt} + L_m \frac{d\bar{i}_m}{dt} + jp\Omega \bar{\Phi}_s \\ \bar{v}_r = R_r \bar{i}_r + L_m \frac{d\bar{i}_m}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

En considérant le rotor en court-circuit (rotor à cage), i.e. $\bar{v}_r = 0$, les équations (II.10) et (II.11) donnent lieu au schéma équivalent de la machine asynchrone illustré sur figure (II.2) représentant le modèle aux fuites totalisées au stator rapporté au référentiel du rotor.

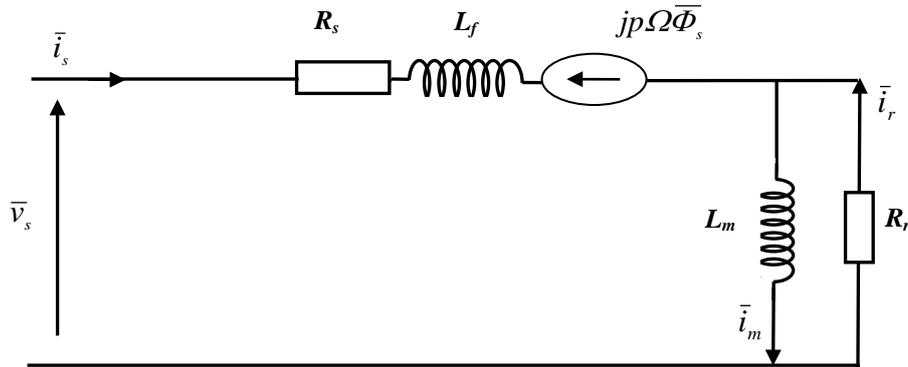


Figure (II.2) : Schéma équivalent du modèle MAS à fuites totalisées au stator

Ainsi la représentation d'état complexe de la machine dite saine peut en être déduite comme suit et où $T_r = L_m / R_r$; $L_m = L_r$ définissant la constante de temps du rotor.

$$\begin{bmatrix} \dot{\bar{I}}_s \\ \dot{\bar{\Phi}}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s + R_r}{L_f} - jp\Omega & \frac{1}{L_f \cdot T_r} + j \frac{p\Omega}{L_f} \\ R_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{I}_s \\ \bar{\Phi}_r \end{bmatrix} \quad (\text{II.12})$$

Le couple électromagnétique est

$$C_{em} = p(\bar{i}_s \Lambda \bar{\Phi}_r) \quad (\text{II.13})$$

II.5 MODELISATION 2D – PARK MODIFIE–D'UNE MACHINE ASYNCHRONE

« DEFAILLANTE »

Selon les références [25] et [26], on convient d'admettre que le modèle élaboré de la machine asynchrone dite défailante superpose deux modèles dynamiques en son sein, le modèle conventionnel sain définit comme modèle commun et un modèle dit différentiel lié à la présence du défaut. Subséquemment, par cette approche de modélisation, deux types de

défauts sont à considérer, en l'occurrence les défauts de court-circuit des spires du stator et les défauts des ruptures de barre de la cage du rotor, ainsi que de leur action de défaillance simultanée

II.5.1 Défaut statorique de type court-circuit

Il s'agit de modéliser une machine fictive équivalente (2D) dont le stator et le rotor sont toujours constitués de trois phases identiques parcourues par des courants triphasés. Pour prendre en compte l'existence de spires en court-circuit au stator de la machine asynchrone, une bobine supplémentaire court-circuitée est introduite dont le nombre de spires n_{cc} est égal au nombre de spires en défaut dans la machine [25]. Lorsqu'un court-circuit de spires apparaît, l'application du théorème d'Ampère montre qu'il se crée en plus du champ tournant, une excitation magnétique stationnaire due au nouveau bobinage court-circuité B_{cc} parcouru par le courant de court-circuit i_{cc} . Cette bobine B_{cc} , où siège un flux de court circuit φ_{cc} , est positionnée par l'angle θ_{cc} tel que schématisé sur la figure (II.3).

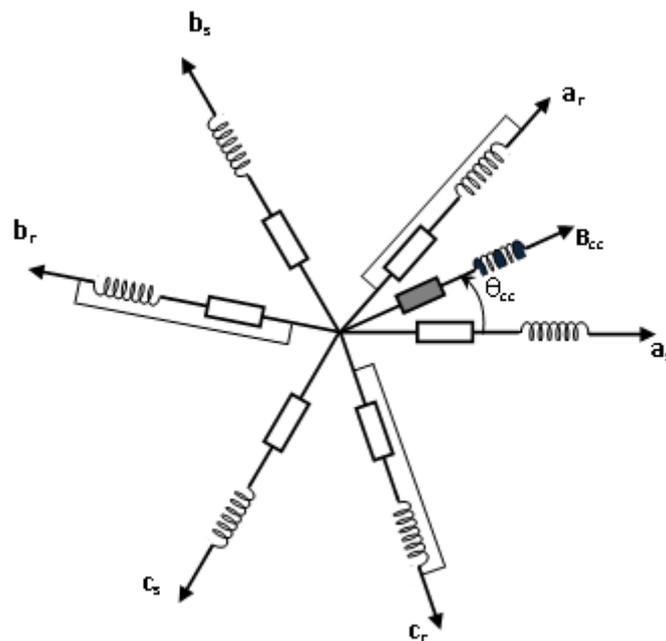


Figure (II.3) : Enroulements triphasés avec court-circuit

La bobine B_{cc} fictive additionnelle est caractérisée par une résistance R_{cc} , proportionnelle au nombre de spires, et une inductance L_{cc} proportionnelle au carré de ce nombre de spires de la bobine. Ces deux paramètres, en ratio par rapport à une phase du stator, s'écrivent comme :

$$R_{cc} = \eta_{cc} R_s \quad (II.14)$$

$$L_{cc} = \eta_{cc}^2 (M_0 + L_f) \quad \text{où, } M_0 = \frac{2}{3} L_m \quad (\text{II.15})$$

avec,

$$\eta_{cc} = \frac{n_{cc}}{n_s} = \frac{\text{Nombre de spires en court - circuit}}{\text{Nombre de spires sur une phase saine}} \quad (\text{II.16})$$

L'adjonction de la bobine de court-circuit sus mentionnée définissant le mode différentiel, au système triphasé sain, appelé mode commun, voir section II.3, conduit à un système différentiel 7×7 . D'après [25, 26], l'aboutissement un schéma équivalent spécifique du modèle de la machine revient d'abord à transformer le système différentiel 7×7 en un système équivalent réduit 5×5 , cela étant moyennant les transformations conformes (Concordia, Park). Ainsi donc, référées au référentiel unique lié au rotor, les équations (en 2D ou en complexe) de la machine asynchrone avec défaut de court-circuit au stator s'écrivent comme suit en notant que les expressions des flux sont données sur la base que les variables sont ramenées au stator avec fuites totalisées au stator par analogie avec le transformateur.

- Equations aux tensions :

$$\bar{v}_s = R_s \bar{i}_s' + \frac{d\bar{\Phi}_s}{dt} + jp\Omega \bar{\Phi}_s \quad (\text{II.17})$$

$$\bar{v}_r = R_r \bar{i}_r + \frac{d\bar{\Phi}_r}{dt} \quad (\text{II.18})$$

$$\bar{0} = R_{cc} \bar{i}_{cc} + \frac{d\bar{\Phi}_{cc}}{dt} \quad (\text{II.19})$$

- Equation aux flux :

$$\bar{\Phi}_{cc} = M_{ccs} \bar{i}_s' + M_{ccr} \bar{i}_r + L_{cc} \bar{i}_{cc} \quad (\text{II.20})$$

$$\bar{\Phi}_s = \bar{\Phi}_f + \bar{\Phi}_m = L_f \bar{i}_s' + L_m (\bar{i}_s' + \bar{i}_r) \quad (\text{II.21})$$

$$\bar{\Phi}_r = \bar{\Phi}_m = L_m (\bar{i}_s' + \bar{i}_r) \quad (\text{II.22})$$

$$\bar{i}_s = \bar{i}_s' + \bar{i}_{cc} \quad (\text{II.23})$$

où,

$\bar{\Phi}_f, \bar{\Phi}_m$: Flux de fuites, flux magnétisant.

\bar{i}_s', \bar{i}_{cc} : Courant du stator (avant défaut), courant de défaut de court circuit

- Equation du courant de court circuit:

$$\bar{i}_{cck} = \frac{2}{3} \frac{\eta_{cck}}{R_s} P(-\theta) Q(\theta_{cck}) P(\theta) \bar{v}_s \quad (\text{II.24})$$

avec :

$$Q(\theta_{cc}) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc})^2 & \cos(\theta_{cc}) \cdot \sin(\theta_{cc}) \\ \cos(\theta_{cc}) \cdot \sin(\theta_{cc}) & \sin(\theta_{cc})^2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.25})$$

L'indice k indique le numéro de la phase subissant le court circuit et le courant statorique résultant devient

$$\bar{i}_s = \bar{i}'_s + \sum_{k=1}^3 \bar{i}_{cck} \quad (\text{II.26})$$

Des équations précédentes découlent le schéma équivalent spécifique de la machine avec court circuit au stator, comme illustré sur la figure (II.4), et qui donne lieu à la formulation d'état écrite ci-après, formules (II-32). On convient de noter, à partir de ce schéma équivalent que l'approche de la modélisation de la machine asynchrone avec défaut de court circuit est déduite de la superposition pure et simple du modèle « sain » et du modèle « défaillant ».

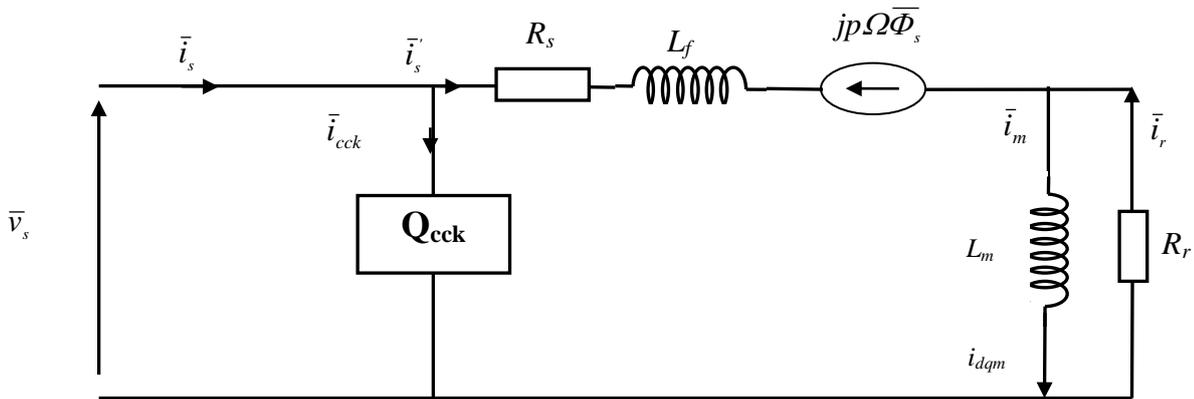


Figure (II.4) : Schéma équivalent spécifique de la machine asynchrone avec défaut de court circuit au stator

• **Formulation d'état modèle machine asynchrone avec défaut de court circuit**

$$\begin{cases} \dot{X} = A(\omega).X + B.U \\ Y = C.X + D(\eta_{cck}, \theta_{cck}).U \end{cases} \quad (II.27)$$

avec,

$$X = [i'_{ds} \ i'_{qs} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr}]^t$$

$$U = [v_{ds} \ v_{qs}]^t$$

$$Y = [i_{ds} \ i_{qs} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr}]^t$$

Où,

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_s + R_r}{L_f} & p\Omega & \frac{1}{L_f \cdot T_r} & \frac{1}{L_f} p\Omega \\ -p\Omega & -\frac{R_s + R_r}{L_f} & -\frac{1}{L_f} p\Omega & \frac{1}{L_f \cdot T_r} \\ R_r & 0 & -\frac{1}{T_r} & 0 \\ 0 & R_r & 0 & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1/L_f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/L_f & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad \text{et} \quad [U] = [v_{ds} \ v_{qs}]$$

$$D(\eta_{cck}, \theta_{cck}) = \frac{2}{3.R_s} \sum_{k=1}^3 \eta_{cck} P(-\theta) Q(\theta_{cck}) P(\theta)$$

II.5.2 Défaut rotorique du type rupture de barres

Comme dans le cas du court circuit des spires d'une phase du stator, les deux paramètres repérant le défaut de cassure de barre, et dont le modèle est supposé équivalent à un système triphasé bobiné au rotor, sont θ_0 et η_0 , où θ_0 est l'angle électrique repérant le bobinage en défaut ou plus exactement la barre en défaut, et η_0 est le rapport de défaut permettant de quantifier le déséquilibre et d'obtenir le nombre de barres cassées n_{bc} exprimé sur une phase fictive par

$$\eta_0 = \frac{3n_{bc}}{n_b} \quad (\text{II.28})$$

Les deux équations de la maille (en complexe réel pur) en défaut :

$$0 = \eta_0 R_r \cdot i_0 + \frac{d\Phi_0}{dt} \quad (\text{II.29})$$

$$\Phi_0 = \frac{2}{3} \eta_0^2 L_m i_0 + \sqrt{\frac{2}{3}} L_m [\cos \theta_0 \sin \theta_0] \begin{bmatrix} \Re(\bar{i}_s + \bar{i}_r) \\ \text{Im}(\bar{i}_s + \bar{i}_r) \end{bmatrix} \quad (\text{II.30})$$

NB : le vecteur opérateur $\begin{bmatrix} \Re(\cdot) \\ -j \text{Im}(\cdot) \end{bmatrix}$: pour conformité entre écriture complexe et celle

de la modélisation 2D d'origine

Les équations de la machine (stator, rotor et bobinage B_0) sont données dans le référentiel lié au rotor comme ci-après. Comme le cas du modèle de court circuit, les scalaires flux et courant de la bobine B_0 sont aussi projetés par l'angle θ_0 sur ce même référentiel.

$$\bar{v}_s = R_s \bar{i}_s' + \frac{d\bar{\Phi}_s}{dt} + jp\Omega \bar{\Phi}_s \quad (\text{II.31})$$

$$0 = R_r \bar{i}_r + \frac{d\bar{\Phi}_r}{dt} \quad (\text{II.32})$$

$$\bar{\Phi}_{dqs} = L_f i_{dqs} + L_m (i_{dqs} + i_{dqr} + \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_0 i_{dqo}) \quad (\text{II.33})$$

$$\bar{\Phi}_r = L_m (\bar{i}_s + \bar{i}_r) + \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_0 L_m \bar{i}_0 \quad (\text{II.34})$$

$$0 = \eta_0 R_r \cdot \bar{i}_0 + \frac{d\bar{\Phi}_0}{dt} \quad (\text{II.35})$$

$$\bar{\Phi}_0 = [1 \quad j] \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_0 Q(\theta_0) \begin{bmatrix} \Re\left(\bar{i}_s + \bar{i}_r + \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_0 \bar{i}_0\right) \\ \text{Im}\left(\bar{i}_s + \bar{i}_r + \sqrt{\frac{2}{3}} \eta_0 \bar{i}_0\right) \end{bmatrix} \quad (\text{II.36})$$

NB : Le vecteur opérateur $\begin{bmatrix} \Re(\cdot) & 0 \\ 0 & j \text{Im}(\cdot) \end{bmatrix}$: pour conformité entre écriture complexe et celle

de la modélisation 2D d'origine

Avec,

$$Q(\theta_0) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_0)^2 & \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) \\ \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) & \sin(\theta_0)^2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.37})$$

L'auteur [58] a donné après étude la résistance subissant le défaut de rupture de barre formulée ci-après où la machine saine est lorsque $\alpha=0$, et $R_{\text{défaut}}=0$. La figure (II.5) illustre le schéma équivalent de la machine synchrone simulant le défaut de la rupture des barres

$$R_{eq} = R_r + R_{\text{défaut}} = \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \frac{\alpha}{1+\alpha} Q(\theta_0) \right) R_r \quad (\text{II.38})$$

Avec : $\alpha = \frac{2}{3} \eta_0$

$$R_{\text{défaut}} = -\frac{\alpha}{1+\alpha} R_r \begin{bmatrix} \cos(\theta_0)^2 & \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) \\ \cos(\theta_0) \cdot \sin(\theta_0) & \sin(\theta_0)^2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.39})$$

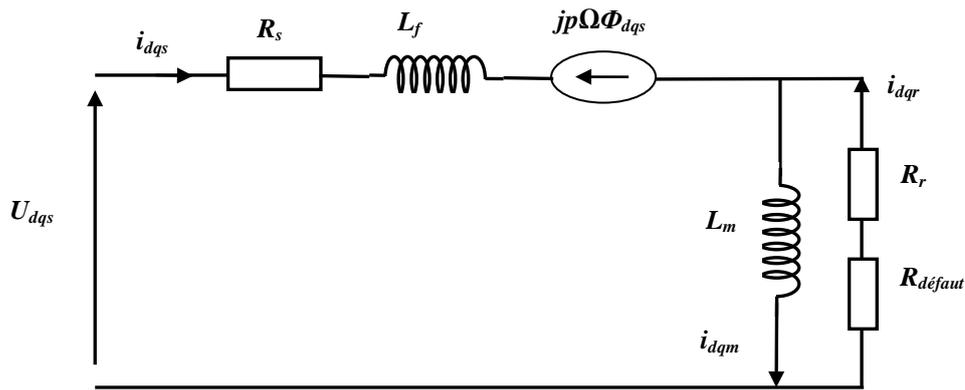


Figure (II.5) : Modèle de la machine avec défauts rotoriques

Le modèle d'état de la MAS avec rupture de barre est représenté par le système d'équation différentiel suivant [58]:

$$\begin{cases} \dot{X} = A(\omega).X + B.U \\ Y = C.X \end{cases} \quad (\text{II.40})$$

Avec ;

$$X = [i_{ds} \ i_{qs} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr}] \quad [U] = [V_{ds} \ V_{qs}]$$

$$A(\omega) = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}; \quad \begin{cases} A_{11} = (R_s + R_{eq})L_f^{-1} - jp\Omega \\ A_{12} = (R_{eq}L_m^{-1} - jp\Omega)L_f^{-1} \\ A_{22} = -R_{eq}L_m^{-1} \\ A_{21} = R_{eq} \end{cases}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1/L_f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/L_f & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

II.5.3 Modèle de défauts mixte stator et rotor

Avec les deux défauts stator et rotor le modèle mixte s'écrit par les équations suivantes et dont le schéma équivalent pour ce défaut mixte stator-rotor est montré sur la figure (II.6).

$$\begin{cases} \dot{X} = A(\omega).X + B.U \\ Y = C.X + D.U \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

Avec ;

$$X = [i'_{ds} \ i'_{qs} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr}] \quad [U] = [V_{ds} \ V_{qs}] \quad Y = [i_{ds} \ i_{qs}]$$

$$A(\omega) = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}; \quad \begin{cases} A_{11} = (R_s + R_{eq})L_f^{-1} - jp\Omega \\ A_{12} = R_{eq}L_m^{-1} - jp\Omega L_f^{-1} \\ A_{22} = -R_{eq}L_m^{-1} \\ A_{21} = R_{eq} \end{cases}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1/L_f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/L_f & 0 & 0 \end{bmatrix}^T; \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad \text{et} \quad [U] = [V_{ds} \ V_{qs}],$$

$$D(\eta_{cck}, \theta_{cck}) = \begin{bmatrix} \frac{2}{3R_s} \sum_{k=1}^3 \eta_{cck} P(-\theta) Q(\theta_{cck}) P(\theta) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

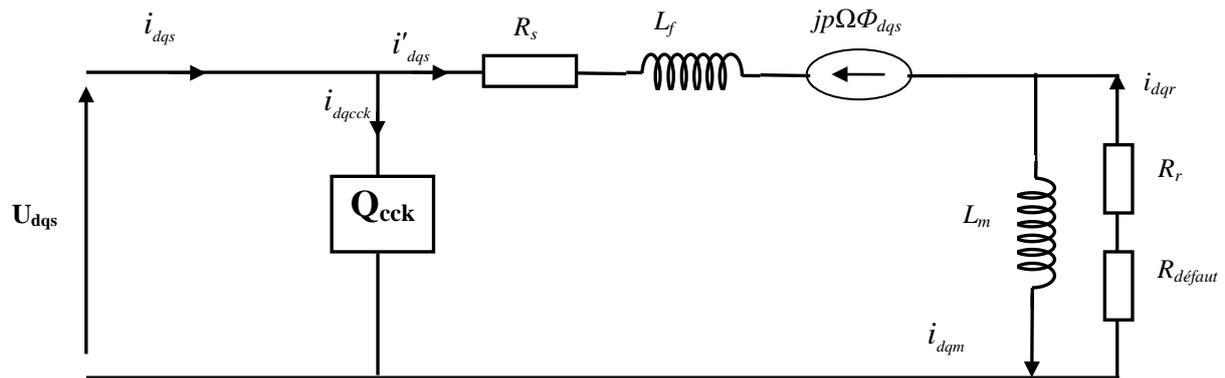


Figure (II.6) : Modèle avec défauts mixtes

II.8 RESULTAT ET DISCUSSION DE SIMULATION DES MODELES PRESENTES

Les résultats que seront présentés et discutés émane d'un programme développé sous le logiciel MATLAB en utilisant la méthode d'intégration de Runge Kutta d'ordre 4. Le moteur asynchrone est alimenté directement à partir du réseau d'alimentation triphasé équilibré 220/380 V, 50Hz.

Les courbes de la figure (II.7) représentent les résultats de simulation d'un démarrage à vide de la MAS puis chargé de 5N à $t=0,5s$ et suivi de l'introduction à $t= 1s$ du défaut court circuit uniquement sur la première phase du stator selon les ratios de court circuit $\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$ et $\eta_{cc3}=0$. Le pas de simulation est de 0.1ms. Il est évident que le défaut de court circuit introduit sur une seule phase cause, prime abord, une augmentation de l'amplitude de son propre courant et se répercute aussi sur les autres phases par un accroissement remarqué sur leur amplitude respective des courants par effet mutuel. Ainsi si les trois phases se trouvent en même temps affectées par ce défaut alors qu'une seule en est concernée, il plus probable que celle qui subira une augmentation substantielle du courant soit la plus indiquée pour le siège de ce court circuit. Dans tous les cas de figure, une analyse spectrale d'un courant de l'une des trois phases indiquera la présence de ce défaut selon une (ou des) raies spectrales bien répertoriés. L'impact sur les vibrations de la machine n'est pas à exclure si l'intensité de court circuit devient excessive...

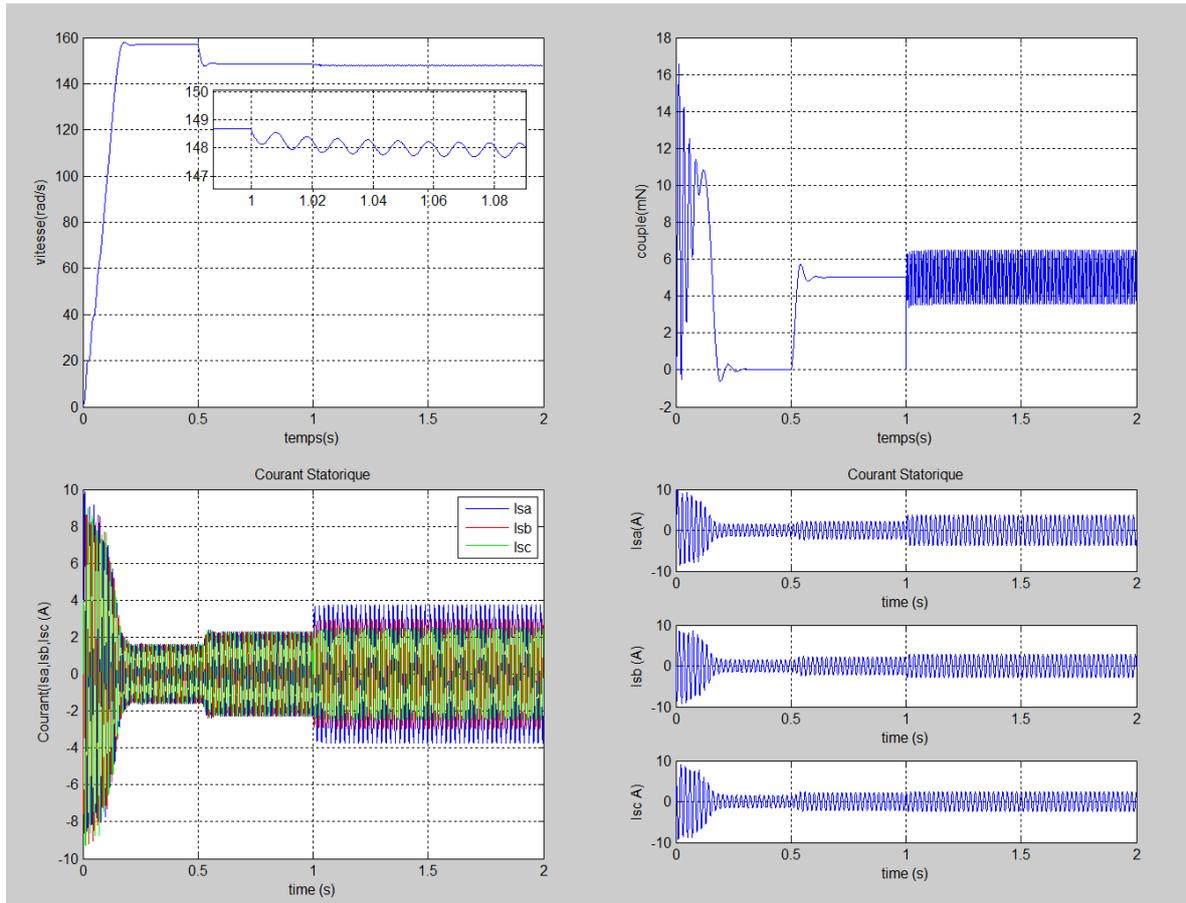


Figure (II.7) : Caractéristiques mécaniques et électriques de la MAS lors d'un court circuit simulé sur une phase pour $\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$

Les courbes de la figure (II.7) montrent les résultats de simulation du démarrage à vide de la MAS, puis chargé de 10N à $t=0.5s$, suivi de l'introduction à $t= 1s$ du défaut de rupture de barre à $\eta_0=10.71\%$ représentant la cassure de trois barres si on admet que le nombre de barres est de 28. On remarque bien que lors de l'introduction du ce dit défaut fait apparaître des oscillations dans l'amplitude des courants des trois phases statoriques.

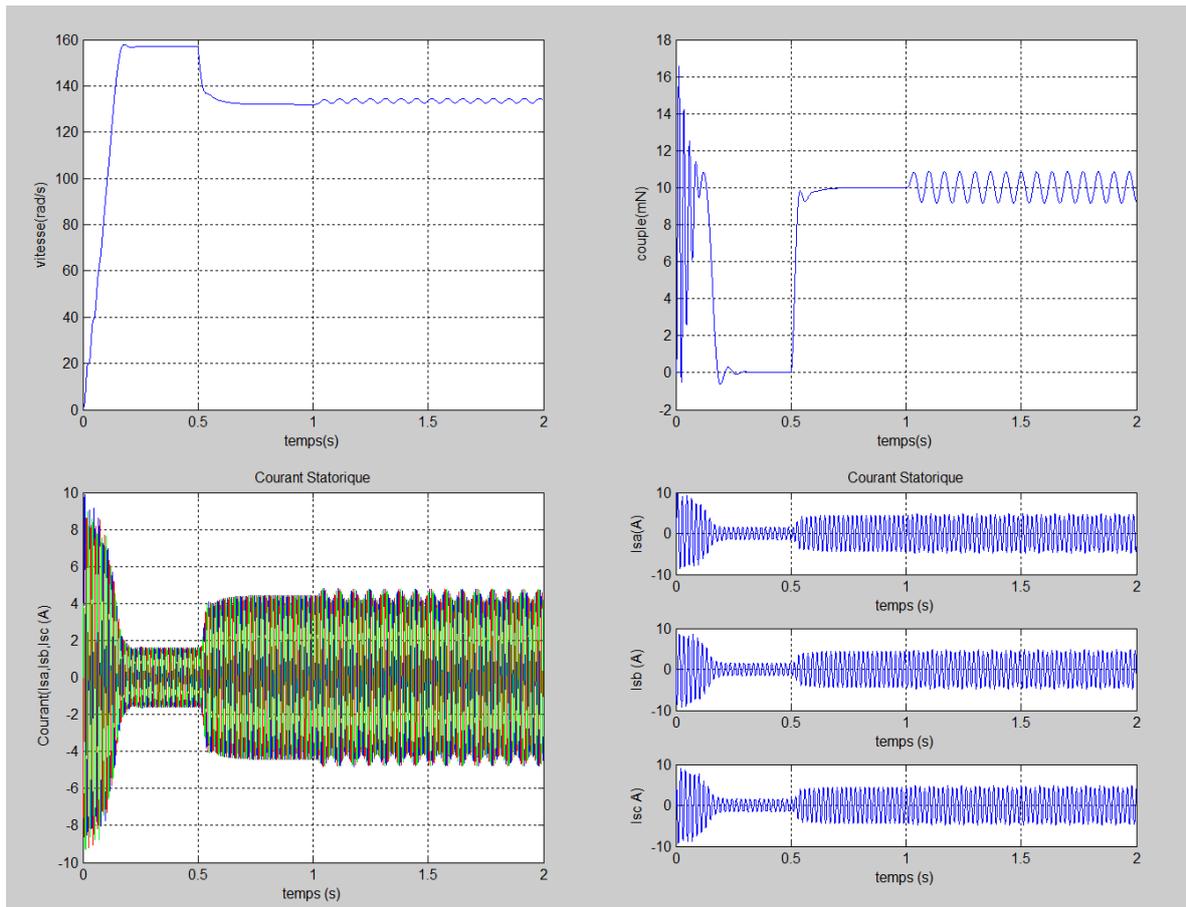


Figure (II.8) : Caractéristiques mécaniques et électriques de la MAS pour un défaut de rupture de barre à $\eta_0=10,71\%$

La simulation du défaut mixte rupture de barre et court circuit sur une phase est présentée par la figure (II.9), où la machine est chargée avec 8N à $t=0.5s$, puis un défaut de rupture de barres est introduit à $t=1s$, de $\eta_0=10,71\%$ soit de 3 barres cassées sur 28, et un court circuit, de $\eta_{cc1}=15\%$ sur la première phase, est introduit à l'instant $t=1,5s$. Donc, le premier défaut fait apparaître les ondulations sur toutes les allures et avec l'introduction du deuxième défaut la vitesse a dégradé, le couple subit une augmentation d'amplitude avec de fortes oscillations ainsi que pour les courants des trois phases. Le pas d'échantillonnage est pris pour 0.1ms.

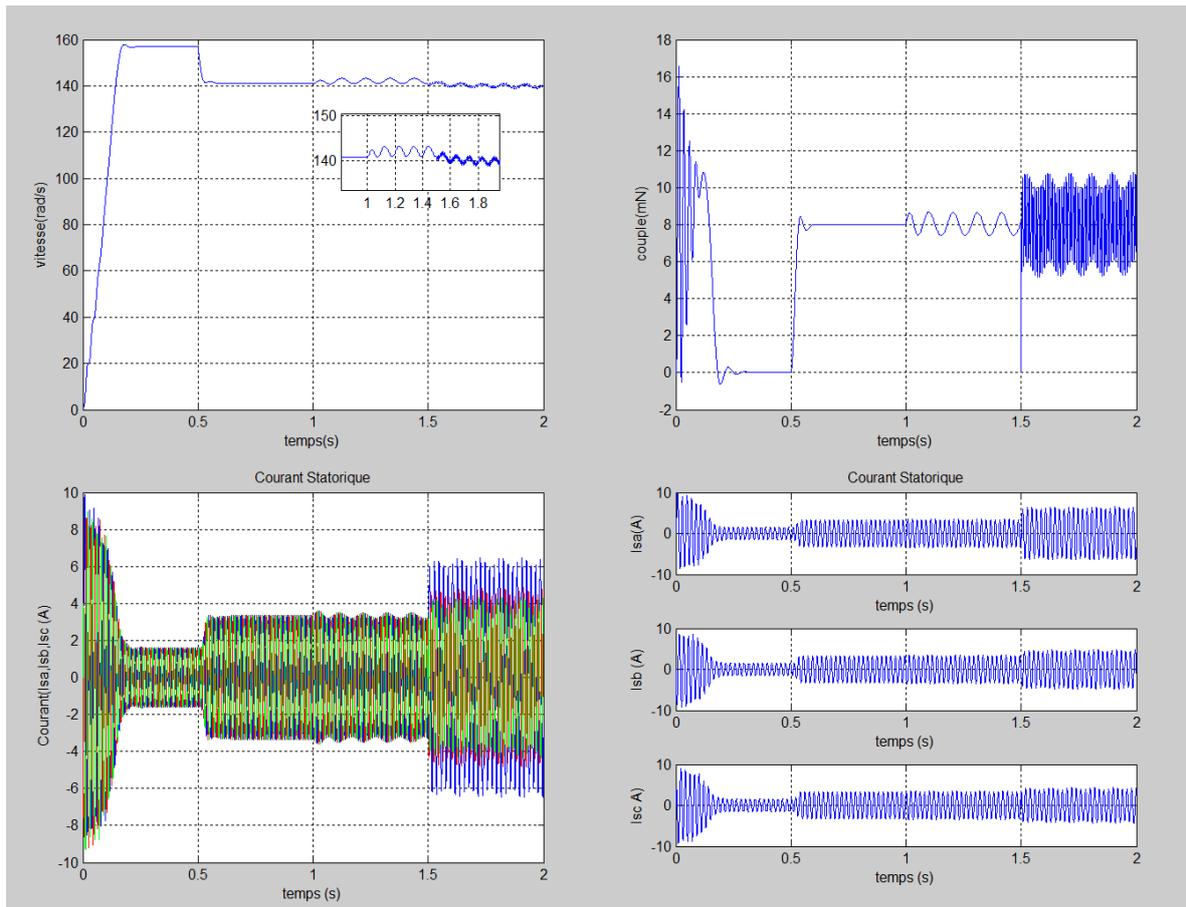


Figure (II.9) : Caractéristiques mécaniques et électriques de la MAS pour défaut mixte rotor/stator.

II.9 CONCLUSION

Dans ce chapitre, il a été présenté un bref rappel sur les différentes méthodes de modélisation de la machine asynchrone la méthode des éléments finis, la méthode des réseaux de perméance et la méthode des circuits électriques magnétiquement couplés. Selon plusieurs auteurs, les deux premières pénalisantes en temps de calcul et la troisième ne l'est pas d'où sa vaste utilisation.

La modélisation 2D ou complexe de la machine asynchrone saine a été d'abord abordée. Ensuite, il s'en est suivi de présenter l'approche de modélisation avec trois types de défauts inspirés des travaux de [25] et [26] : court circuit au niveau des bobines d'une ou plusieurs phases du stator ; rupture de barre rotorique et finalement une combinaison des deux défauts.

Les résultats obtenus imitent ceux présentés dans [26] et ces résultats seront exploités ultérieurement dans le cadre du thème de la thèse. A partir de ces résultats, essentiellement

ceux du court circuit, il s'est avéré entre autre qu'il est possible de développer un algorithme, de surveillance et de détection, approprié.

Le chapitre suivant sera consacré à l'étude théorique des méthodes de traitement de signal dédiées au diagnostic des moteurs à induction et ceux basées sur les méthodes heuristiques évolutionnaires.

CHAPITRE III

METHODES DE TRAITEMENT DES SIGNAUX DEDIEES AU DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'UN SYSTEME

III.1 INTRODUCTION

L'objectif du traitement du signal est d'analyser avec soin, coder efficacement, transmettre rapidement et reconstruire soigneusement un signal à partir de ses fluctuations et de ses oscillations, c'est dans cet axe que les outils de traitement de signal ont pris naissance l'un après l'autre de la transformée de Fourier avec ses variétés aux ondelettes de nos jours utilisées massivement dans le traitement des signaux dans les différents domaines.

La transformée de Fourier, ou plus généralement l'analyse fréquentielle ou spectrale, est un outil fondamental pour la compréhension et la mise en œuvre de nombreuses techniques numériques de traitement des signaux. Cet outil trouve de nombreuses applications dans des différents secteurs tels que la reconnaissance vocale, l'amélioration de la qualité des images, la transmission numériques, le milieu biomédical et autres. Il a, également, envahi le domaine de diagnostic et détection des défauts dans les machines électriques statiques ou tournantes [27].

De nos jours, l'analyse fréquentielle des grandeurs mesurables, des machines électriques, reste la plus utilisée pour le diagnostic des défauts, car la plupart d'entre eux et qui sont connus peuvent être détectés avec ce type d'approche [28]. Avec les limitations qu'ont connues ces méthodes, les recherches ont poussé vers une autre envergure pour améliorer la qualité et l'efficacité du traitement du signal d'où la naissance des ondelettes. La transformée en ondelettes décompose le signal à la fois en temps et en fréquence et qui introduit une fenêtre dont la taille variant avec la fréquence.

Les ondelettes en combinaison avec les Support Vector Machine (SVM) et/ou Extreme Learning Machine (ELM), donne une bonne alternative pour l'étude des classificateurs dans les différents domaines (traitement d'image, biomédical, ...) et aussi dans la détection et la classification des défauts dans les machines électriques [39-42].

Dans ce chapitre, ils seront d'abord abordés les différentes panoplies des transformées de Fourier selon leurs diversités et notamment les ondelettes, puis suivi d'un aperçu sur l'utilisation de l'algorithme évolutionnaire Particle Swarm Optimization (PSO) et sur le classificateur basé sur DWT-ELM. Donc, le but est dédié à la détection des défauts dans la machine asynchrone par application de ces algorithmes sur les signaux prélevés et porteurs d'information sur les défaillances qu'encourt la machine.

III.2 TRANSFORMEE DE FOURIER

En 1807, la transformation de Fourier a vu le jour, elle consiste à décomposer un signal périodique quelconque en une somme de signaux sinusoïdaux de différents amplitudes et déphasages.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{III.1})$$

La transformée de Fourier Discrète, généralement notée TFD, est une suite finie de N termes $x(0), x(1), x(2), \dots, x(N-1)$ et elle est calculée par la relation :

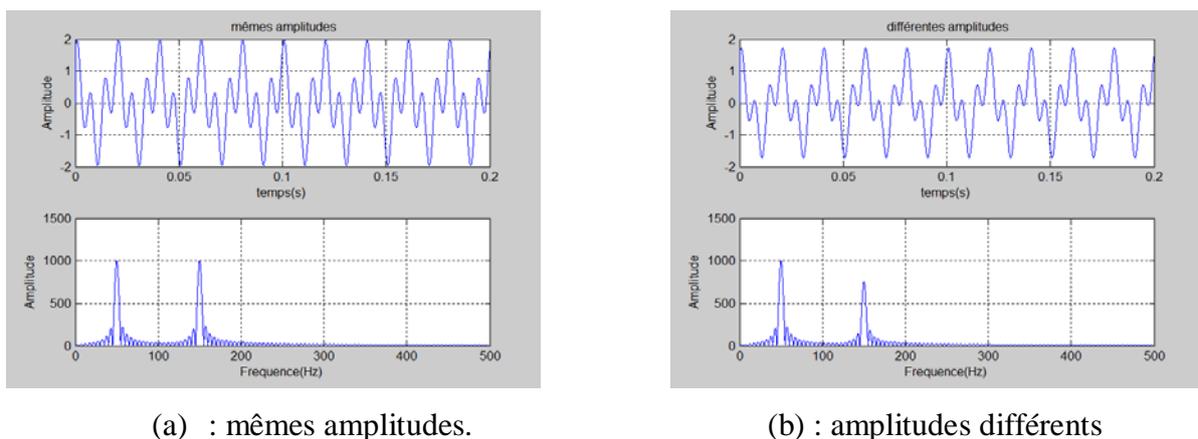
$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi nk}{N}} \text{ Pour } k=0, \dots, N-1 \quad (\text{III.2})$$

Où le terme N représente le nombre de points de calcul de la TFD. Ce terme joue sur la précision du tracé alors que le terme X est lié à la résolution en fréquence [59].

III.2.1 La Transformée de Fourier Rapide (FFT)

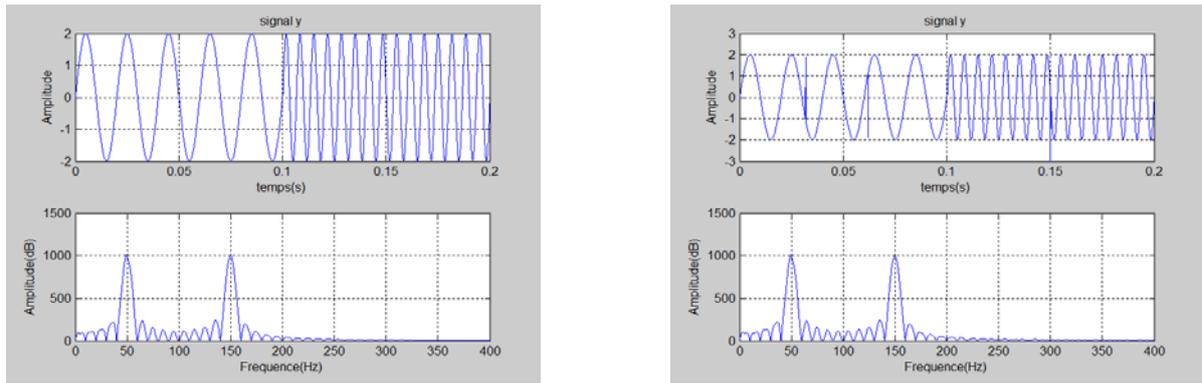
La transformée de Fourier rapide, est une technique mathématique de calcul rapide élaborée en 1965 par J. W. Cooley et J. W. Tuckey. La FFT permet de ramener le calcul de la transformée de Fourier discrète de N^2 à $N \cdot \log(N)$ opérations. Cette réduction de la complexité de calcul a suffi à faire passer facilement résolubles de nombreux problèmes liés à l'analyse spectrale. Pour une meilleure visualisation d'une analyse fréquentielle, la FFT est utilisée au travers d'une fenêtre glissante d'observation [53]. Malgré sa célébrité et son succès, la FFT reste inadaptable pour les signaux non stationnaires et elle montre assez vite ses limitations, perte de localisation temporelle [28-29].

Ci-après un premier exemple sur un signal stationnaire est donné. Ce signal est composé d'une somme de deux sinusoïdes de fréquences (50 et 150 Hertz) de même amplitude, dont FFT voir figure (III.1-a), et d'amplitude différente, dont FFT voir figure (III.1-b). On constate qu'avec l'analyse de Fourier, les deux signaux sont identiques en raies spectrales et bien sûr les amplitudes diffèrent.



Figure(III.1) : Représentation temporelle et fréquentielle somme de deux sinusoïdes.

Un deuxième exemple sur un signal non stationnaire, changeant l'allure fréquentielle dans le temps, en passant d'une sinusoïde de 50Hz à une autre de 150hz en gardant la même amplitude. On remarque que l'analyse en fréquence est incapable de donner l'information sur la localisation temporelle du changement de régime dans le signal de la figure (III.2). On le constate aussi que dans la figure (III.2-b) une impulsion est ajoutée par rapport à la figure (III.2-a), mais sans aucun impact sur la FFT.



(a) : succession de deux sinusoïdes.

(b) : succession de deux sinusoïdes + impulsions

Figure(III.2) : Perte de localisation temporelle.

III.2.2 Analyse des signaux dans le domaine temps fréquence (STFT)

L'analyse, par ces méthodes, est introduite pour l'étude des signaux non stationnaire c'est à dire les signaux qui évoluent dans le temps. Elle est connue en anglais sous le nom STFT (Short Time Fourier Transform). L'idée originale sur laquelle est basée cette méthode est apparue en 1946 grâce au physicien Denis Gabor [60]. Il s'agit de calculer la transformée de Fourier du signal temporel découpée en morceaux. Multiplication du signal $x(t)$ par une fenêtre glissante $h(t - b)$ (réelle) et calcul de la transformée de Fourier de ce produit.

$$F(f, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t - b)e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{III.3})$$

Par conséquent, la STFT décompose le signal dans le domaine temporel en deux dimensions temps et fréquence (f, b) . Le module de ce plan qui est le carré de l'amplitude de la STFT $|F(f, b)|^2$ est appelé le spectrogram [51]. Le problème, pour cette représentation, est le fenêtrage où le signal ne peut être représenté fidèlement et il se retrouve, donc, dans les mêmes limites que la transformée de Fourier. La résolution en temps et en fréquence du spectrogramme est limitée par le principe d'incertitude de Heisenberg-Gabor qui stipule que l'on ne peut être infiniment précis en temps et en fréquence [61], la formulation mathématique du principe d'incertitude de Heisenberg-Gabor est donnée par l'inégalité (III.4):

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (\text{III.4})$$

Où Δt et Δf sont respectivement la résolution temporelle et la résolution fréquentielle et sont définis par (III.5) et (III.6) :

$$\Delta t = \sqrt{\frac{1}{E} \int (t - C_t)^2 |x(t)|^2 dt} \quad (\text{III.5})$$

$$\Delta f = \sqrt{\frac{1}{E} \int (t - C_f)^2 |X(f)|^2 df} \quad (\text{III.6})$$

E étant l'énergie du signal C_f et C_t , correspondent respectivement au centre temporel et fréquentiel de l'énergie. Ces quantités sont définies par les équations (III.7) et (III.8).

$$C_t = \frac{1}{E} \int t |x(t)|^2 dt \quad (\text{III.7})$$

$$C_f = \frac{1}{E} \int f |X(f)|^2 df \quad (\text{III.8})$$

Le spectrogramme est une analyse mono-résolution; on ne peut être à la fois « précis » en temps et en fréquence. Cependant, pour une large classe de signaux réels, les zones d'énergie sont non-stationnaires sur des périodes courtes à haute fréquence d'où l'intérêt d'une analyse multi-résolution [61].

Il est à noter qu'il est impossible d'analyser le signal sur une période infinie d'où il faut choisir une fonction de pondération (Hamming, Hann, Blackman, Kaiser...) pour corriger les effets d'un fenêtrage fini comme illustré sur la figure (III.3) [4]. De nombreuses fenêtres existent, certaines possèdent des paramètres de taille permettant de sélectionner la région la plus intéressante du signal (sachant que cela a une influence alors sur les lobes secondaires et la taille du lobe principal). Parmi les fonctions de fenêtrage on cite :

$$\text{Hamming: } w_{\text{hamming}}(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right), \text{ pour } 0 \leq n \leq N \quad (\text{III.9})$$

$$\text{Blackman: } w_{\text{blackman}}(n) = 0.42 - 0.5 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right) + 0.08 \cos\left(2\pi \frac{2n}{N}\right),$$

$$\text{pour } 0 \leq n \leq N \quad (\text{III.10})$$

$$\text{Triangulaire: } w_{\text{tri}}(n) = \begin{cases} 2n/N & \text{pour } 0 \leq n \leq N/2 \\ 2 - 2n/N & \text{pour } N/2 \leq n \leq N \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

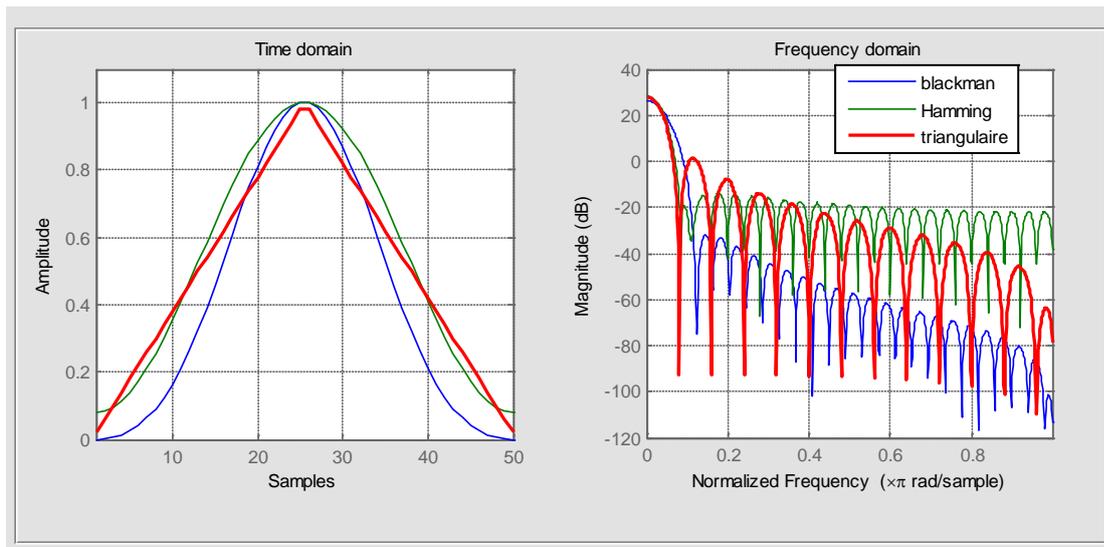


Figure (III.3) Fonctions de fenêtrage et leurs enveloppes de réponses fréquentielles générées par *MATLAB Window Visualization*

Ainsi, l'étude d'un signal avec la STFT permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la résolution d'analyse est fixée par le choix de la taille de l'enveloppe :

Si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues.

Si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre.

Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de l'analyse par ondelettes.

Dans la transformée de Gabor, la fenêtre h est une Gaussienne d'échelle (a):

$$h(x) =$$

$$\frac{1}{a} e^{-\pi \left(\frac{x}{a}\right)^2} \cdot e^{2i\pi f x}$$

Les fonctions de Gabor sont alors ($a=1$) : $G_{t,f}(x) = e^{-\pi(x)^2} \cdot e^{2i\pi f x}$

Fonctions de Gabor pour $f = 1, 2, 6$ et 10 Hz (partie réelle). La taille de la fenêtre est fixe et le nombre d'oscillations varie, principe présenté par la figure (III.4). C'est au contraire à base de l'ondelette où la taille de la fenêtre qui varie et le nombre d'oscillations est fixe, principe illustré par la figure (III.5) par ondelette complexe de Morlet : $\psi_{a,f}(x) = e^{-\pi(x)^2} \cdot e^{2i\pi f x}$

Ondelettes de Morlet d'échelles $a = 2, 1, 1/2$ et $1/4$ (partie réelle). L'échelle (a) donne la taille du support. Lorsque $a > 1$ dilatation, $a < 1$ contraction.

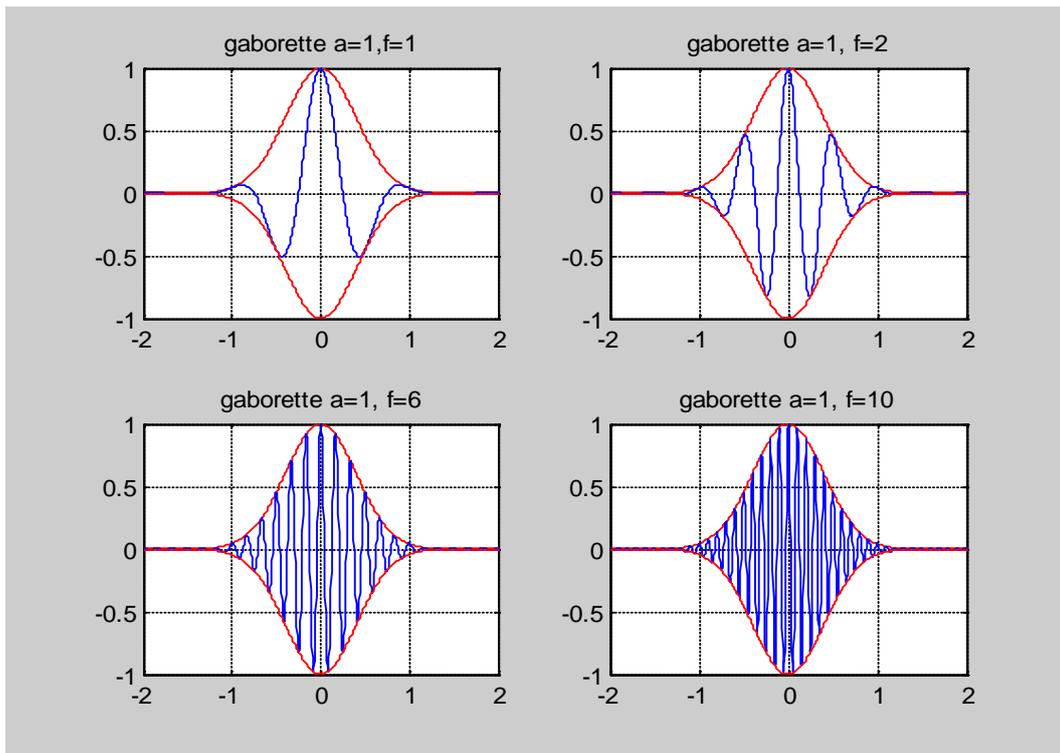


Figure (III.4) Base de Gabor

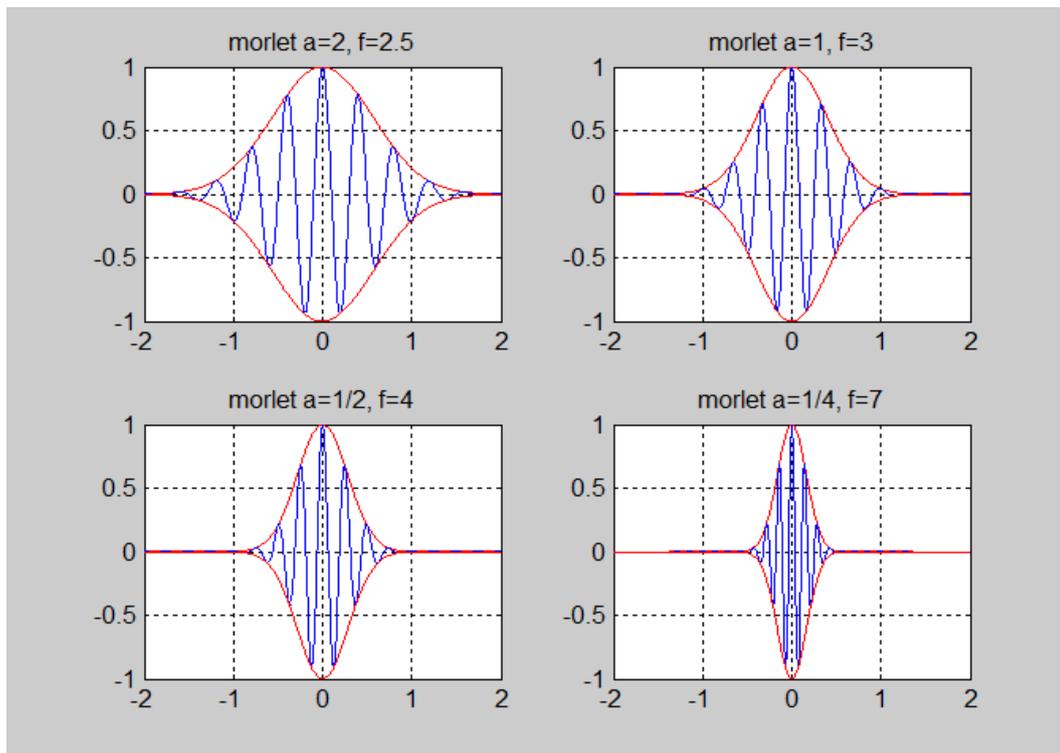
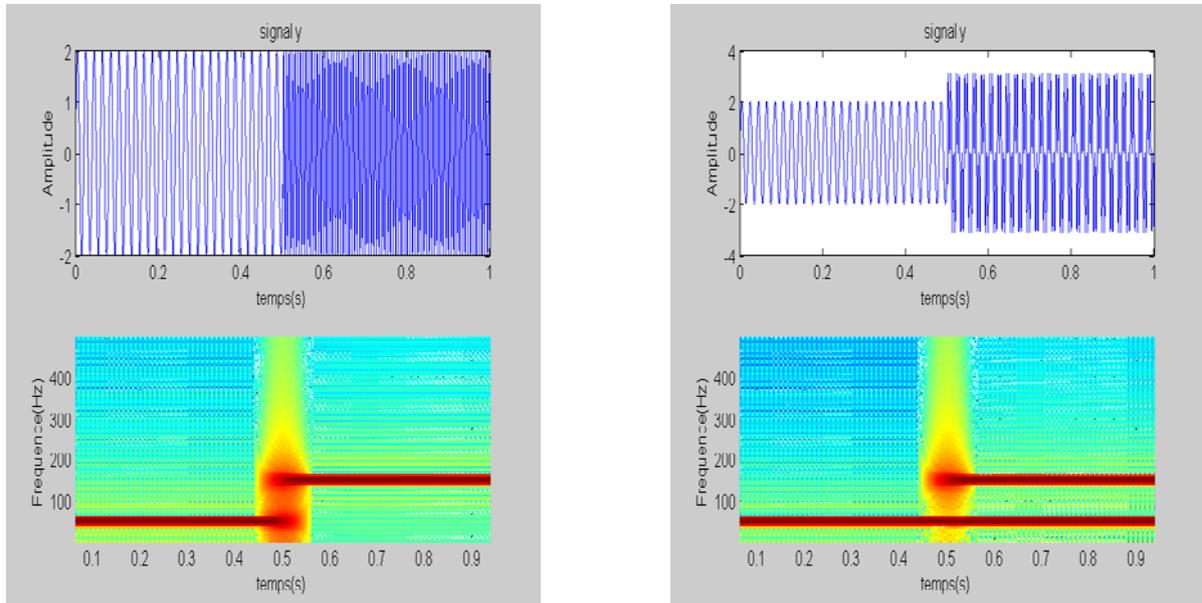


Figure (III.5) Base d'ondelette

Le troisième exemple illustre la succession de deux signaux. La figure (III.6-a) représente la succession de deux sinusoïdes de 50hz à 150Hz. La figure (III.6-a) représente une

sinusoïde de 50Hz puis sa somme avec une autre sinusoïde de 150hz. On peut remarquer clairement que l'analyse temps-fréquence permet cette fois-ci de retrouver à la fois les fréquences et l'information temporelle du changement.

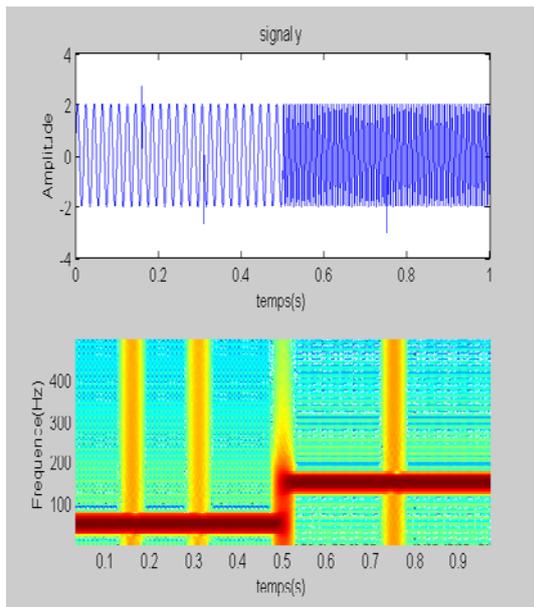


(a) : succession sinusoïde.

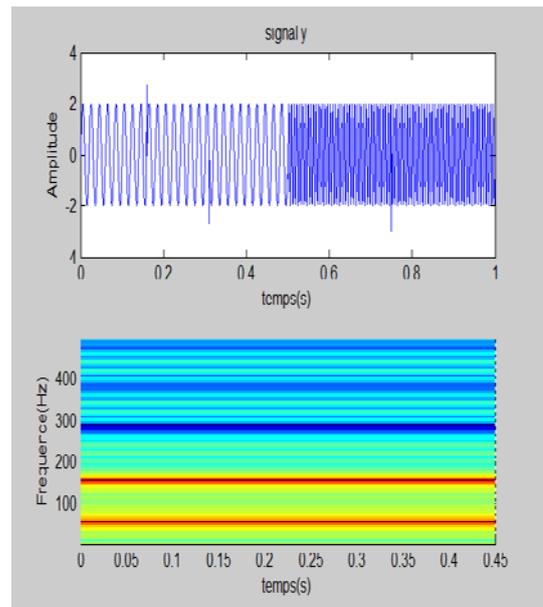
(b) : somme de deux sinusoïdes.

Figure (III.6) : Représentation temporelle de la succession de deux sinusoïdes et leur STFT

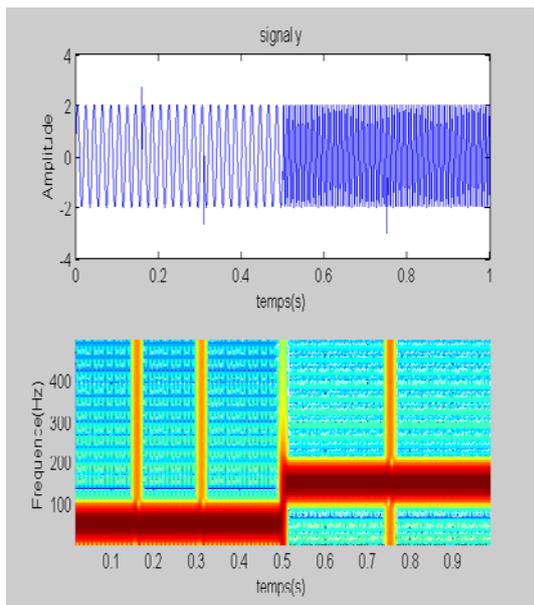
Un quatrième exemple montre où la STFT trouve ses limites, voir figure (III.7). La figure (III.5-a) donne les informations sur sa composition fréquentielle, la variation du signal ainsi que sur les impulsions introduites aux différents instants et ceci par un choix adéquat de la fenêtre d'analyse. La figure (III.7-a) montre le bon choix, la taille de la fenêtre est de 128 points. Par contre la figure (III.7-b) illustre un mauvais choix de la fenêtre donc le spectrogramme ne peut rien identifier, taille de la fenêtre est de 1024 points. La figure (III.8-a) présente la fenêtre de 64 points et qui est précise en temps mais pas en fréquence alors que celle de 256 points est précise en fréquence mais pas en temps, voir figure (III.8-b). Il est à noter que le pas d'échantillonnage est de 0.1ms pour tous les exemples.



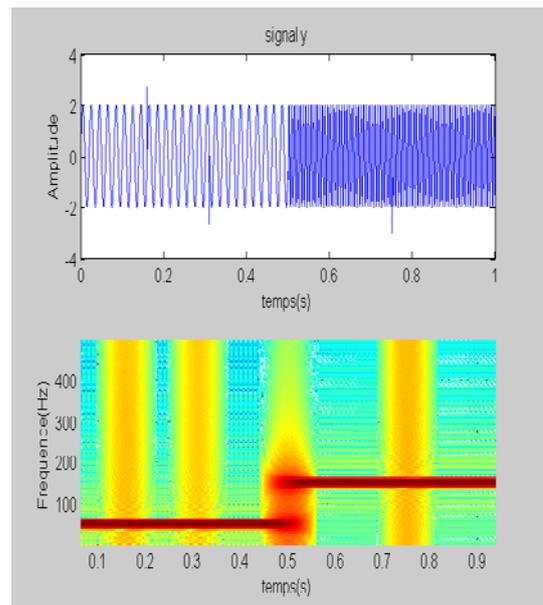
(a) : choix positif nfft=128points



(b) : choix négatif nfft=1024points

Figure (III.7) : Représentation temporelle de la succession de deux sinusoïdes et leur STFT

(a) : précision en temps nfft=64points



(b) : précision en fréquence nfft=256points

Figure (III.8) : Représentation temporelle de la succession de deux sinusoïdes et leur STFT

III.3 LES ONDELETTES (WAVELETS)

En raison des limites de la transformée de Fourier et de Gabor (STFT), au début des années 1980 la collaboration des physico-mathématiciens a introduit la transformée en ondelettes qui décompose le signal à la fois en temps et en fréquence et qui introduit une fenêtre dont la taille varie avec la fréquence [62,63]. Le terme ondelette désigne une fonction ψ

$\in L^2(\mathfrak{R})$ qui oscille sur un intervalle de longueur finie, donc d'intégrale nulle. Au-delà, la fonction décroît très vite vers zéro. Elle est normée $|\psi|=1$ et elle vérifie la condition d'admissibilité :

$$\int_{\mathfrak{R}^+} \frac{|\hat{\psi}^*(t)|^2}{|t|} dt = \int_{\mathfrak{R}^-} \frac{|\hat{\psi}(t)|^2}{|t|} dt < +\infty \quad (\text{III.12})$$

où $\hat{\psi}$ désigne la transformée de Fourier de ψ .

A partir de l'unique fonction ψ , on construit par translation et dilatation une famille d'ondelettes :

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in \mathfrak{R}^+, b \in \mathfrak{R}^+ \quad (\text{III.13})$$

où a est l'échelle, sert à dilater, et b est la position, sert à translater. Le couple (a, b) définit les atomes (noyaux) de base.

Ci-dessous sont données les familles des ondelettes sur le tableau (III.1) et les allures de quelques ondelettes sur la figure (III.10), obtenues à partir de Matlab et qui restera une source très intéressante en ce qui concerne le type de forme d'ondelettes.

Tableau (III.1) : Famille des ondelettes [Matlab]

Ondelette	Symbole
Haar	haar
Daubechies	db
Symlets	sym
Coiflets	coif
BiorSplines	bior
ReverseBior	rbio
Meyer	meyr
DMeyer	dmey
Gaussian	gaus
Mexican_hat	mexh
Morlet	morl
Complex Gaussian	cgau
Shannon	shan
Frequency B-Spline	fbsp
Complex Morlet	Cmor

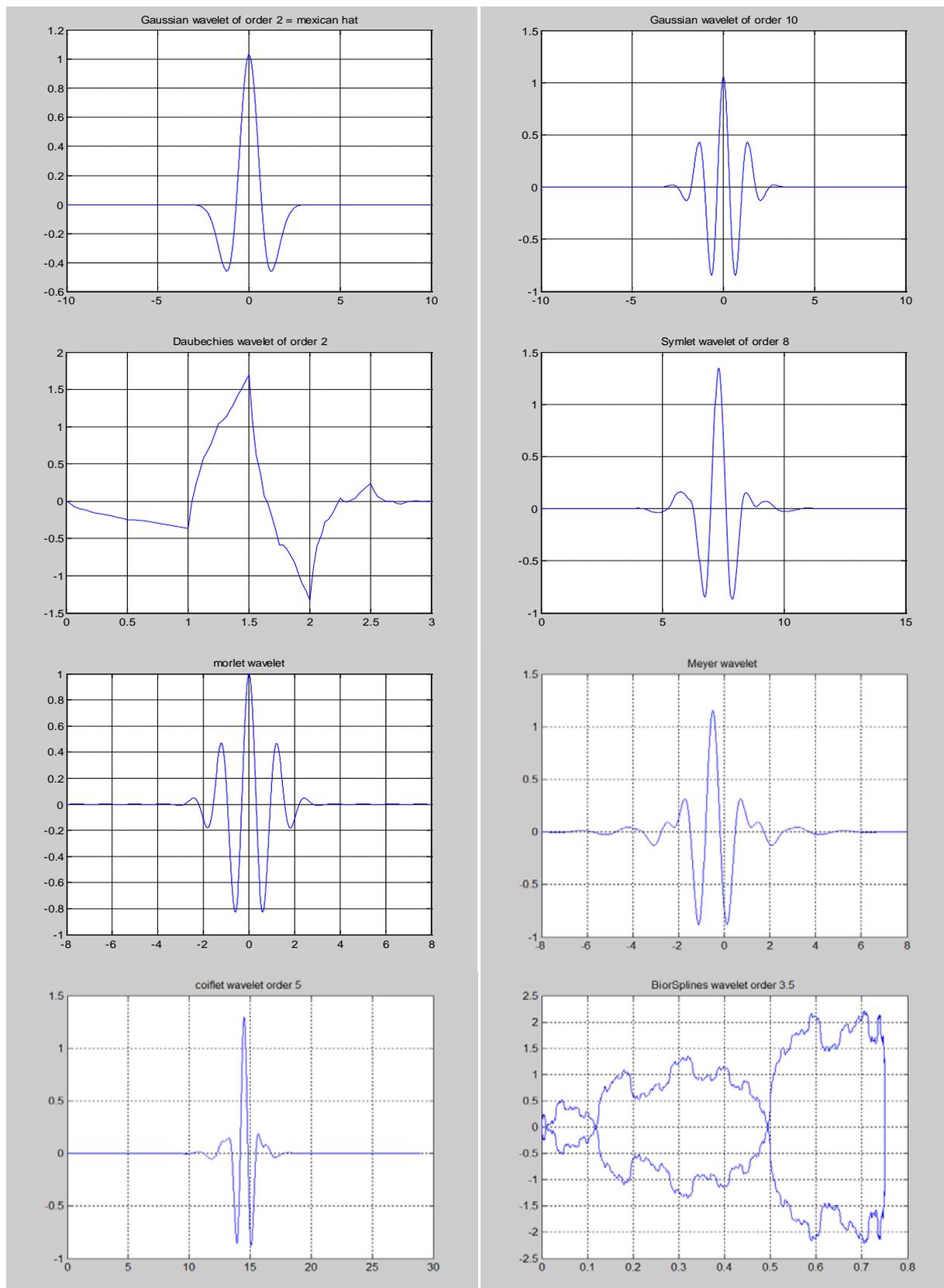


Figure (III.10) : Diversité de forme des ondelettes construites à partir de MATLAB.

III.3.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier, avec une fonction de mérite complètement différente. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier [64-65].

La transformée en ondelettes est en fait un ensemble infini de diverses transformées, dépendant de la fonction de mérite utilisée pour la calculer. Il existe aussi de nombreuses manières de classer les types de transformées en ondelettes. On peut utiliser les *ondelettes orthogonales* pour le développement en ondelettes discret et les *ondelettes non-orthogonales* pour le développement en ondelettes continu [60],[64-65] elles seront brièvement décrites ci-après.

III.3.2 Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue (CWT, Continuous Wavelet Transform) est une implémentation de la transformée en ondelettes utilisant des échelles arbitraires ainsi que des ondelettes pratiquement arbitraires. Les ondelettes utilisées ne sont pas orthogonales et les données obtenues par cette transformée sont hautement corrélées [60],[64-65].

En principe la transformée en ondelettes continue fonctionne en utilisant directement la définition de la transformée en ondelettes, c'est-à-dire en calculant la convolution du signal par l'ondelette mise à l'échelle. Nous obtenons de cette manière pour chaque échelle un ensemble de longueur N identique à celle du signal. En utilisant M échelles choisies arbitrairement nous obtenons une matrice $N \times M$ représentant directement le plan temps-fréquence. L'algorithme utilisé pour ce calcul peut être basé sur une convolution directe ou par une convolution réalisée par une multiplication dans l'espace de Fourier (aussi appelée transformée en ondelettes rapide).

Le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-fréquence est le point le plus important. Celui-ci a une influence sur la résolution en temps et en fréquence du résultat. Nous ne pouvons modifier de cette manière les caractéristiques de la transformée en ondelettes (les basses fréquences ont une bonne résolution fréquentielle mais une mauvaise résolution temporelle; les hautes fréquences ont une bonne résolution temporelle et une mauvaise résolution fréquentielle), mais on peut toutefois augmenter la résolution fréquentielle totale ou la résolution temporelle totale. Ceci est directement proportionnel à la largeur de l'ondelette

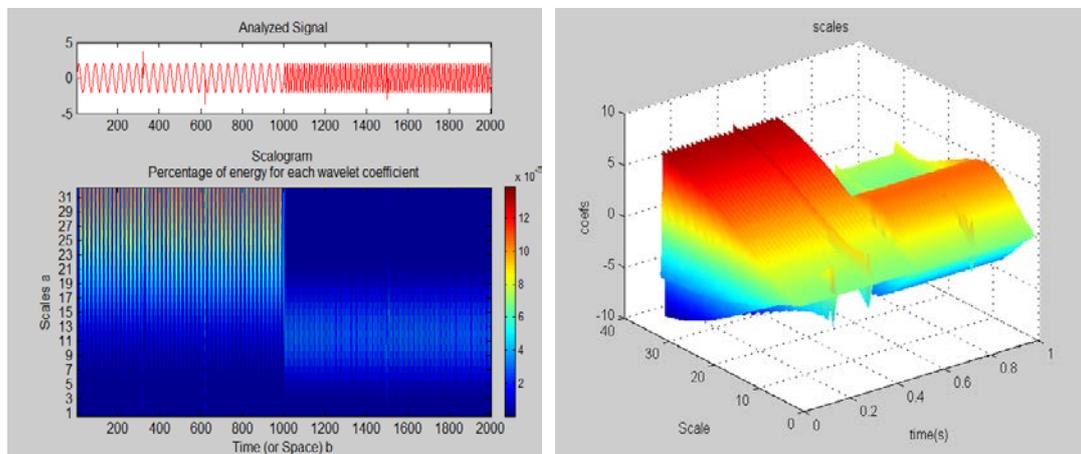
utilisée dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier [64-65]. La transformée en ondelettes continue s'écrit :

$$W_x(a, b; \psi) = a^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (\text{III.14})$$

où ψ est une ondelette analysante et x une fonction de $L^2(\mathcal{R}^n)$. $W_x(a, b)$ est appelé coefficient d'ondelette. Cette transformée est continue par rapport aux paramètres de dilatation, de translation et de rotation et possédant certaines propriétés dont la conservation de l'énergie (comme la transformée de Fourier), signifiant qu'il n'y a pas de perte d'information entre la fonction et sa transformée, la linéarité de la transformation et l'invariance par translation et rotation.

la visualisation sous forme de carte d'énergie temps-fréquence se fait par le calcul du scalogramme $|W_x(a, b)|^2$.

Exemple du signal, non stationnaire, de la succession de deux sinusoides avec les scratches (impulsions de Dirac), traité par CWT-db1 la figure (III.11-a) peut donner l'information du changement du signal mais pas sur les impulsions. Mais, par contre la figure (III.11-b) des échelles en 3D donne l'information sur les deux cas, changement d'allure et impulsions.

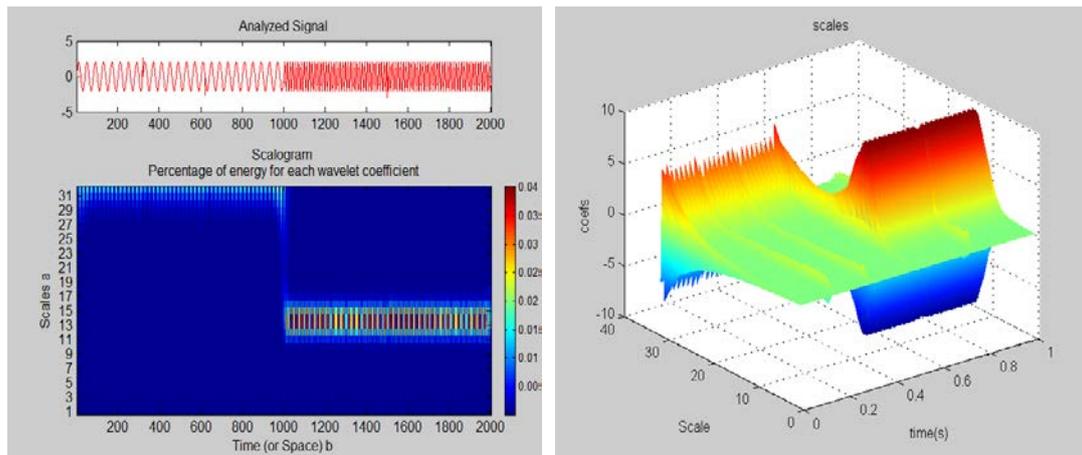


(a) : analyse par CWT-db1

(b) : coefficients et échelles 3D

Figure (III.11) : Analyse par ondelette continue db1 du signal avec impulsions

Le même signal est traité par CWT-gaus20, présenté par la figure (III.12-a), peut donner l'information sur le changement du signal mais pas sur les impulsions. Mais, par contre la figure (III.12-b) des échelles donne l'information sur les deux cas, changement d'allure et impulsions.



(a) : analyse par CWT-gaus20

(b) : coefficients et échelles 3D

Figure (III.12) : Analyse par ondelette continue gaus20 du signal avec impulsions

III.3.3 Transformée en ondelettes discrète

Elle est adaptée dans le cas où l'on se trouve dans un ensemble discret, elle est alors appelée la transformée en ondelettes discrète. La transformée en ondelettes discrète (DWT, Discrete Wavelet Transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles. Cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales, ce qui constitue la différence principale avec la transformée en ondelettes continue, ou son implémentation en séries discrètes dans le temps parfois appelée transformée en ondelettes continue discrète dans le temps (DT-CWT, discrete-time continuous wavelet transform) [64].

En effet, au lieu d'utiliser la famille d'ondelettes, on se sert de la famille dénombrable d'ondelettes :

$$\psi_{i,j}(t) = a_0^{-i/2} \psi(a_0^{-i/2} t - j) \quad i, j \in \mathbb{Z}, a_0 \text{ est pris en général égal à } 2. \quad (\text{III.15})$$

III.4 OPTIMISATION D'ESSAIM DE PARTICULES (PSO : PARTICLE SWARM OPTIMIZATION)

L'optimisation d'essaim de particules (PSO) est une technique stochastique basée sur la population d'optimisation développée par Dr. Eberhart et Dr. Kennedy en 1995, inspiré par le comportement social des oiseaux s'assemblant ou le banc de poissons [66]. PSO partage beaucoup de similitudes avec des techniques évolutionnaires de calcul telles que les algorithmes génétiques (AGs) [55]. PSO est initialisée avec une population des solutions aléatoires et recherche des optimums en mettant à jour des générations. Cependant, à la différence des AGs, PSO n'a aucun opérateur d'évolution tel que le croisement et la mutation. Au PSO, les solutions potentielles, appelées les particules, volent par l'espace du problème en suivant les particules optimums courantes [66].

III.4.1 Formulation mathématique du PSO

Considérons une population (swarm) composée de K particules.

Les équations formalisant le mouvement des particules sont données par [66,67] :

$$\mathbf{v}_i(t+1) = w \cdot \mathbf{v}_i(t) + \varphi_1 \cdot r_1(t) \cdot (\mathbf{p}_{bi}(t) - \mathbf{p}_i(t)) + \varphi_2 \cdot r_2(t) \cdot (\mathbf{p}_g(t) - \mathbf{p}_i(t)) \quad (\text{III.15})$$

$$\mathbf{p}_i(t+1) = \mathbf{p}_i(t) + \mathbf{v}_i(t) \quad (\text{III.16})$$

Chaque particule dans le swarm est caractérisé par :

- 1) Sa position courante $\mathbf{p}_i(t) \in \mathfrak{R}^d$, qui réfère à une solution candidate pour le problème d'optimisation considéré à l'itération t ;
- 2) Sa vitesse $\mathbf{v}_i(t) \in \mathfrak{R}^d$;
- 3) La meilleure position $\mathbf{p}_{bi}(t) \in \mathfrak{R}^d$ identifiée durant sa trajectoire antécédente pour la $i^{\text{ème}}$ particule. Soit $\mathbf{p}_g(t) \in \mathfrak{R}^d$ la meilleure position globale identifiée dans le processus de recherche pour toutes les particules dans le swarm. La position optimale est mesurée avec une fonction dit *fitness* définit suivant le problème d'optimisation. Durant l'optimisation, les particules se déplacent suivant les équations (III.15) et (III.16).
- 4) $r_1(\cdot)$ et $r_2(\cdot)$ sont des variables aléatoires générés d'une distribution uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$ afin de fournir un poids stochastique aux différentes composantes participant dans la définition de la vitesse de la particule.
- 5) φ_1 et φ_2 sont deux constantes d'accélération régulant les vitesses relatives par rapport à des meilleures positions locales et globales. Ces paramètres sont considérés comme des facteurs d'échelle utilisés pour déterminer les mouvements relatifs de la meilleure

position de la particule ainsi que de la meilleure position globale. Ce sont des facteurs qui déterminent le degré d'influence des positions passées de la particule elle-même et celles des autres particules dans le swarm.

- 6) L'inertie w est utilisée comme un compromis entre l'exploration locale et globale du swarm. Des valeurs élevées de ce paramètre permettent une bonne exploration globale, tandis que pour des valeurs minimales une recherche fine est réalisée.

L'équation (III.15) permet le calcul de la vitesse à l'itération $t+1$ pour chaque particule en combinant linéairement la position et la vitesse (à l'itération t) et les distances qui séparent la position courante de la particule de son antécédente meilleure position et la meilleure position globale, respectivement. La mise à jour de la position de la particule est réalisée à travers l'équation (III.16). Les équations (III.15) et (III.16) sont itérées jusqu'à ce que la convergence est atteinte [66]. La Figure (III.13) présente un schéma de principe résumant les explications ci-dessus.

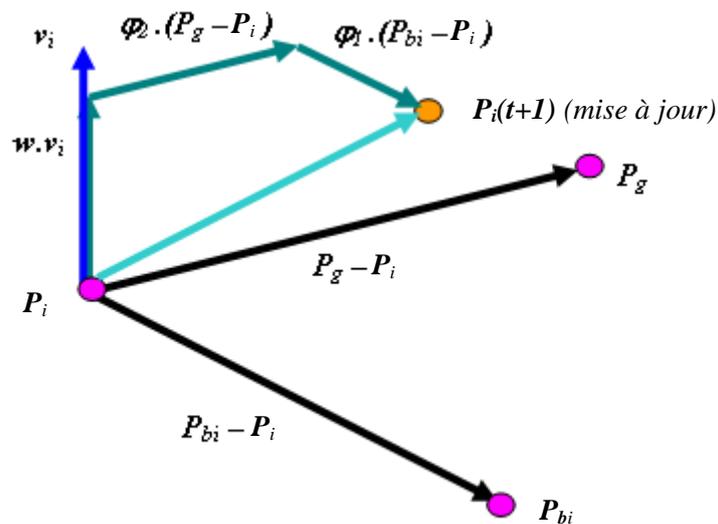


Figure (III.13) : Schéma vectoriel du déplacement d'une particule [68]

Un organigramme peut être dressé comme suit, selon la figure (III.14) :

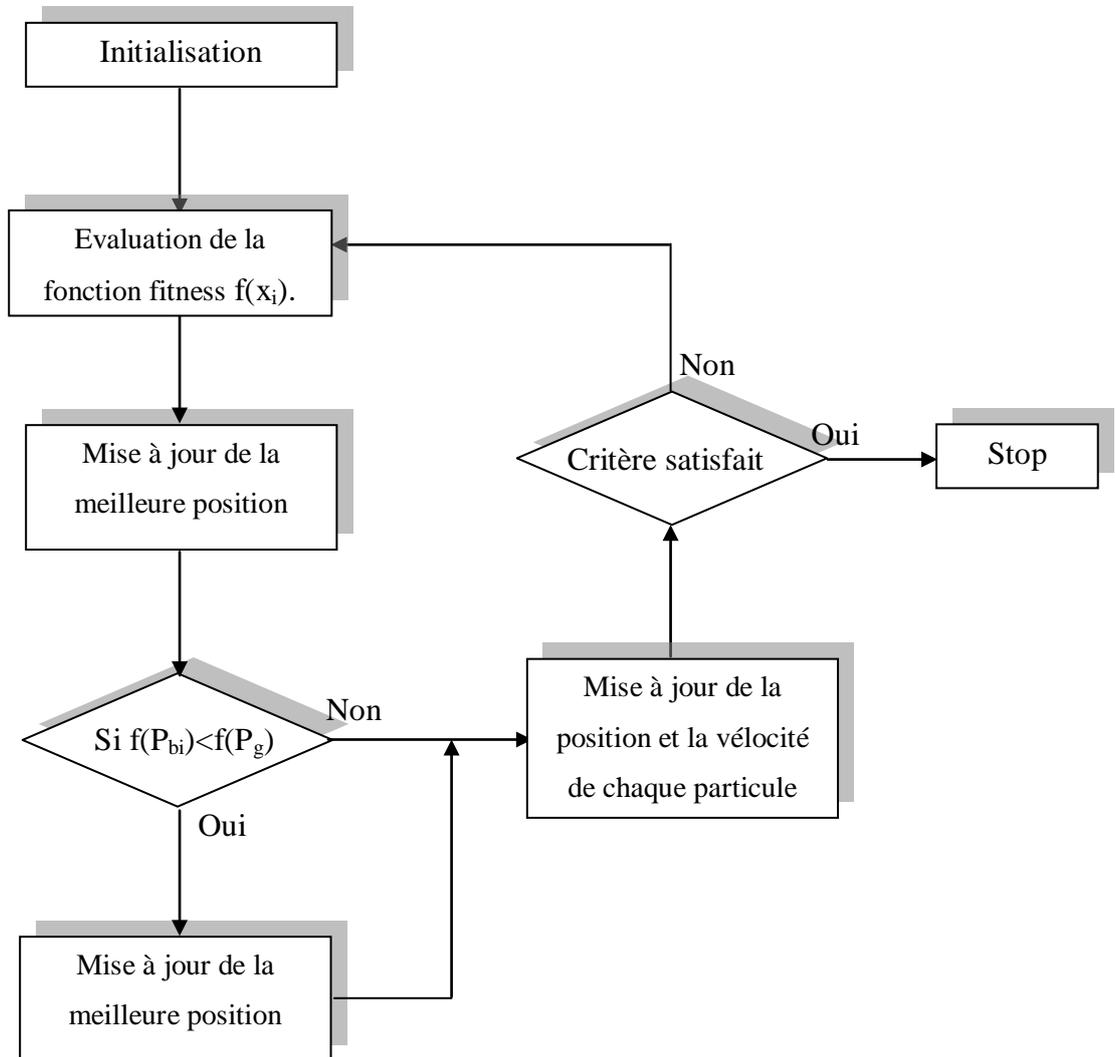


Figure (III.14) : Organigramme de l'algorithme de PSO

III.5 THEORIE DE MACHINE D'APPRENTISSAGE EXTREME (EXTREME LEARNING MACHINE)

Il est clair que la vitesse d'apprentissage des réseaux de neurones est en général beaucoup plus lente que nécessaire et il a été un obstacle majeur dans leurs demandes de dernières décennies. Deux raisons principales derrière peuvent en être: (1) les algorithmes d'apprentissage basés sur les gradients lents sont largement utilisés pour former des réseaux de neurones, et (2) tous les paramètres des réseaux sont réglés de manière itérative en utilisant ces algorithmes d'apprentissage. Contrairement à ces implémentations classiques, l'ELM tend à révolutionner les réseaux de neurones en minimisant le temps d'apprentissage et en augmentant les taux de reconnaissance [69-70].

Le principe du réseau neuronal n'est pas modifié, mais le rôle de l'adaptation est reconsidéré, ainsi que le nombre de couches cachées qui se restreint à une seule couche. Ainsi, plutôt que d'ajuster tous les poids d'un réseau pour émuler une fonction, le réseau est constitué d'un grand nombre de neurones dans la couche interne. Les poids d'entrée sont initialisés aléatoirement une seule fois et restent avec cette valeur. L'adaptation, qui se fait en une seule fois aussi, porte donc uniquement sur les poids de la couche de sortie.

On considère, en premier lieu, un problème d'apprentissage supervisé avec un ensemble d'apprentissage de N signaux, $(X, Y) = (x_i, y_i)_{i=1}^N$ avec $x_i \in \mathfrak{R}^d$ et y_i étant la classe correspondante de la donnée x_i .

- Cas de la multi-classification : y_i est un vecteur binaire de taille n_0 , et prend une valeur égale à 1 en une seule position.
- Cas de la régression : $y_i \in \mathfrak{R}^d$.

L'ELM [70-72] vise à apprendre une règle de décision ou une fonction d'approximation sur la base des données d'apprentissage.

En général, l'apprentissage se compose de deux étapes. La première étape est de construire la couche cachée en utilisant un nombre fixe de neurones dont les poids sont générés aléatoirement, et de fonctions non linéaires continues par morceaux, telle que la fonction

sigmoïde soit $g(x; \theta) = \frac{1}{1 + \exp(-(a^T x + b))}$, et où la fonction gaussienne :

$$g(x; \theta) = \exp(-b \|x - a\|)$$

- avec $\theta = (a, b)$ les paramètres de la fonction de mappage et $\|\cdot\|$ représente la norme euclidienne.

Une caractéristique intéressante de l'ELM est que les paramètres, de la fonction de la couche cachée, peuvent être générés de façon aléatoire selon une distribution de probabilité continue. Par exemple, la distribution uniforme sur l'intervalle $[-1, 1]$, cela rend les ELM distincts des RN traditionnels et des SVM.

Les seuls paramètres libres, qui doivent être optimisés dans le processus d'apprentissage, sont les poids de sortie, c.à.d. les poids reliant les neurones de la couche cachée avec les nœuds de sortie. Ceci revient à considérer l'apprentissage des ELM, comme résoudre un problème équivalent à la solution des moindres carrés régularisés, qui est plus efficace que l'apprentissage d'un SVM ou l'apprentissage avec rétro-propagation [70-72].

Dans cette étape, un nombre L fixe de neurones cachés (généralement définis par l'utilisateur) sont générés aléatoirement. Ces neurones sont responsables du mappage des données de l'espace des attributs de dimension d vers un espace de dimensions L , soit $d \times L$ valeurs réelles dans l'intervalle $[-1, 1]$.

Soit $h(x_i) \in \mathfrak{R}^{1 \times L}$ le vecteur de sortie de la couche cachée par rapport à x_i , et $\mathbf{W} \in \mathfrak{R}^{1 \times P}$, la matrice des poids de sortie.

La fonction de sortie de l'ELM est alors :

$$\mathbf{f}(x_i) = h(x_i) \cdot \mathbf{W}, \quad i = 1..N \quad (\text{III.19})$$

Pour les cas binaires, la fonction de décision de l'ELM est définie par :

$$\mathbf{f}(x_i) = \text{sign}(h(x_i)\mathbf{W}) \quad (\text{III.20})$$

La différence de l'ELM, par rapport aux algorithmes traditionnels, est sa tendance à minimiser l'erreur d'apprentissage, ainsi que la norme des poids de sortie. D'après la théorie de Bartlett [73], cette tendance dans les réseaux de neurones aide à la généralisation. Donc l'ELM tend à minimiser les quantités suivantes :

$$\|\mathbf{H}\mathbf{W} - \boldsymbol{\eta}\|^2 = \|\xi\|^2 \quad \text{et} \quad \|\mathbf{W}\| \quad (\text{III.21})$$

$\boldsymbol{\eta}$: Vecteur cible de la classe prédite.

ξ : Erreur d'apprentissage.

\mathbf{H} : étant la matrice des poids de la couche cachée.

De l'équation (III.21), minimiser la norme des poids de sortie $\|\mathbf{W}\|$, est équivalent à maximiser la distance ou marge qui sépare deux différentes classes dans l'espace des attributs de l'ELM, soit : $\frac{2}{\|\mathbf{W}\|}$

La méthode minimale des moindres carrés a été utilisée dans la formulation de base de l'ELM dans [71-73] en posant :

$$\mathbf{W} = \mathbf{H}^{**}\eta \quad (\text{III.22})$$

Où \mathbf{H}^{**} est la matrice généralisée de Moore-Penrose (MP) [74] dont différentes méthodes existent dans la littérature [70-72,75] pour calculer cet inverse, soit par :

- La méthode de projection orthogonale (MPO).
- La méthode d'orthogonalité.
- Les méthodes itératives.
- La méthode de décomposition en valeurs singulières.

III.5.1 Formulation mathématique de l'ELM

D'après la théorie de l'ELM, le mappage des données par $h(x)$ peut prévaloir à l'ELM d'approximer n'importe quelle fonction continue [76-77]. La $j^{\text{ième}}$ sortie de l'ELM multi-classes avec P nœuds de sortie est donnée par :

$$f_j(x) = h(x)w_j \quad (\text{III.23})$$

Où $w_j \in \mathfrak{R}^{1 \times P}$ est le vecteur des coefficients des poids entre la couche cachée et le $j^{\text{ème}}$ nœud de sortie. $h(x)$ fait correspondre le vecteur d'entrée vers l'espace des attributs de l'ELM. Cette mise en correspondance des caractéristiques peut être faite dans un espace restreint, comme pour les classificateurs standards tels les RN ou dans un espace infini par l'application de l'astuce du noyau.

Le problème d'optimisation en norme L_2 associé à l'ELM [71] est défini comme suit :

$$\text{Minimiser : } L_{\text{Primal}_{\text{ELM}}} = \frac{1}{2} \|\mathbf{W}\|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\xi_i\|^2 \quad (\text{III.24})$$

$$\text{Sous la contrainte : } h(x_i) \cdot \mathbf{W} = \eta_i^T - \xi_i^T \quad i=1, \dots, N \quad (\text{III.25})$$

où C est un paramètre de régularisation.

$\mathbf{W} = [w_1, \dots, w_P]^T$ est une matrice de taille $P \times L$ formée en juxtaposant les poids des vecteurs de sortie w_j avec $j = 1, \dots, P$.

$\eta_i = [\eta_{i1}, \dots, \eta_{iP}]^T$ et $\xi_i = [\xi_{i1}, \dots, \xi_{iP}]^T$ sont les classes prédites et les erreurs d'apprentissage des P nœuds de sortie respectivement, par rapport au signal d'apprentissage x_i .

Le vecteur cible η à toutes ses valeurs à 0, à l'exception de l'entrée qui correspond à l'étiquette y_i de la classe, qui est mise à 1.

En se basant sur le théorème de Karush-Kuhn-Tucker (**KKT**) [78], la détermination des poids d'apprentissage de l'ELM est équivalente à résoudre le problème dual d'optimisation :

$$L_{\text{Dual}_{\text{ELM}}} = \frac{1}{2} \|\mathbf{W}\|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\xi_i\|^2 - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^P \alpha_{i,j} (h(x_i)w_j - \eta_{i,j} + \xi_{i,j}) \quad (\text{III.26})$$

En prenant les conditions d'optimalité de KKT,

$$\frac{\partial L_{Dual_{ELM}}}{\partial w_j} = 0 \rightarrow w_j = \sum_{i=1}^N \alpha_{i,j} h(x_i)^T \rightarrow \mathbf{W} = \mathbf{H}^T \boldsymbol{\alpha} \quad (\text{III.27})$$

$$\frac{\partial L_{Dual_{ELM}}}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C \xi_i \quad , \quad i = 1, \dots, N \quad (\text{III.28})$$

$$\frac{\partial L_{Dual_{ELM}}}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow h(x_i) \mathbf{W} - \eta_i^T + \xi_i^T = 0 \quad , \quad i = 1, \dots, N \quad (\text{III.29})$$

$$\text{Avec } \alpha_i = [\alpha_{i,1}, \dots, \alpha_{i,P}]^T \text{ et } \boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T \quad (\text{III.30})$$

le vecteur optimal des poids \mathbf{W}^* peut être donné sous forme compacte [71] :

$$\mathbf{W}^* = \mathbf{H}^T \left(\frac{1}{C} + \mathbf{H} \mathbf{H}^T \right)^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (\text{III.31})$$

où \mathbf{H} est la matrice de sortie de la couche cachée, définie comme suit :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x_1) & \cdots & h_L(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1(x_N) & \cdots & h_L(x_N) \end{bmatrix} \quad (\text{III.32})$$

$\boldsymbol{\eta}$ est une matrice de taille $N \times P$ construite à partir des vecteurs de sortie cible η_i^T comme suit :

$$\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \eta_1^T \\ \vdots \\ \eta_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta_{11} & \cdots & \eta_{1P} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta_{N1} & \cdots & \eta_{NP} \end{bmatrix} \quad (\text{III.33})$$

et \mathbf{I} est une matrice identité de taille $N \times N$.

La sortie de l'ELM est réécrite sous la forme finale suivante :

$$f(x) = h(x) \mathbf{W}^* = h(x) \mathbf{H}^T \left(\frac{1}{C} + \mathbf{H} \mathbf{H}^T \right)^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (\text{III.34})$$

Au cours de la phase de prédiction, le signal de test \mathbf{x}_ℓ sera affecté de l'indice du nœud de sortie ayant la valeur la plus élevée. Autrement dit, si la sortie de l'ELM est de la forme :

$$\mathbf{f}^0(\mathbf{x}_\ell) = [f_1^0(\mathbf{x}_\ell), \dots, f_P^0(\mathbf{x}_\ell)]^T \quad (\text{III.35})$$

Alors la classe prédite du pixel \mathbf{x}_ℓ est donnée par :

$$y_\ell^* = \arg \max_{k \in \{1, \dots, P\}} f_k^0(\mathbf{x}_\ell) \quad (\text{III.36})$$

Dans l'espace du noyau ou l'espace kernel, la prédiction associée au signal de test \mathbf{x}_ℓ est donné sous la forme compacte suivante :

$$\mathbf{f}^0(\mathbf{x}_\ell) = \begin{bmatrix} k(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ k(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix}^T (\mathbf{I}/C + \mathbf{K})^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (\text{III.37})$$

Le premier terme de (III.37) est un vecteur de longueur N , et il représente les distances noyau entre un signal de test \mathbf{x}_ℓ et les signaux d'apprentissage. Nous pouvons remarquer que : l'ELM n'est pas sensible au nombre de neurones cachés L par l'utilisation de l'astuce du kernel avec $\mathbf{K} = \mathbf{H}\mathbf{H}^T$, mais il est seulement lié aux signaux d'apprentissage. Il ne dépend pas non plus du nombre de neurones de sortie.

De l'équation (III.37), on peut clairement remarquer que la classification et la prédiction se font d'une manière très similaire. Pour des comparatifs avec d'autres classificateurs et des notions plus détaillées de l'ELM, nous référons le lecteur à lire les références [70-71], [79-83].

III.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre, dans un premier temps, il a été question de présenter les outils de traitement de signal, en mode progressif, de la transformée de Fourier aux ondelettes. L'analyse des signaux a été illustrée didactiquement par des exemples montrant clairement l'apport de chacun de ces outils du traitement du signal. L'analyse du spectre par FFT trouve ses limites par son incapacité de reconnaissance des signaux non stationnaires alors que la STFT semble avoir résolu cet inconvénient dans le plan temps-fréquence. Mais, hélas, le problème de fenêtre glissante reste insurmontable à cause du problème de l'incertitude de Heisenberg, ce qui n'est pas le cas pour les ondelettes qui ont trouvé leur suprématie par rapport aux outils précédents. Elles sont utilisées dans des différents domaines (traitement d'image, sismographie, biomédical, ...), ainsi que dans la détection des différents défauts dans les machines électriques.

Au second lieu l'étude a convergé vers l'algorithme heuristique (PSO) dont l'intérêt sera son exploitation à l'optimisation des paramètres d'un classificateur robuste sur la base DWT-ELM. Enfin, un vif aperçu, sur la théorie de l'ELM, est décrit pour présager l'application dans le suivant chapitre, en l'occurrence consacré à :

- Une analyse des signaux par FFT, STFT et Ondelettes avec mise en œuvre d'un automatisme pour la détection temporelle des défauts de court circuit dans la machine à induction.
- Une classification des signaux porteur défaut de la dite machine moyennant le classificateur à base DWT-ELM.

CHAPITRE IV

APPLICATION AU DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE

IV.1 INTRODUCTION

De nos jours, les entreprises de fabrication font de grands efforts pour mettre en œuvre un programme d'entretien de la machinerie efficace, ce qui permet la détection de défaut naissant. Le problème de la machine et son irrégularité peuvent être détectés à un stade précoce par L'emploi d'un état de surveillance approprié accompagné de technique de traitement du signal puissant.

Ce chapitre traitera l'analyse, des signaux simulés et d'autres relevés expérimentalement à partir d'un banc d'essai, par FFT et STFT puis avec CWT. Ensuite, il présentera deux approches pour le diagnostic et détection des défauts. La première est basée sur les ondelettes continues combinées avec corrélation et le troisième ordre statistique dit asymétrie ou en anglais skewness.

En second lieu, une approche de reconnaissance de formes est proposée pour la détection des défauts dans les moteurs à induction sur la base d'un classificateur de la machine d'apprentissage extrême (ELM) et la transformée en ondelettes discrète (DWT).

Spécifiquement la méthode utilise les ondelettes discrètes pour modéliser les différents types de défauts dans le moteur. Puis la machine d'apprentissage extrême est entraînée pour détecter ces défauts. Pour plus de robustesse, la méthode utilise les algorithmes d'essais particuliers pour estimer automatiquement les paramètres de la machine d'apprentissage extrême et détecter l'ondelette appropriée ainsi que le niveau de décomposition permettant d'obtenir les meilleures performances.

IV. 2 PREMIERE APPROCHE PROPOSEE

IV.2.1 Définition de l'asymétrie (en anglais skewness)

Le coefficient de d'asymétrie (skewness en anglais) est défini comme une mesure de l'asymétrie de la distribution d'une variable aléatoire réelle, sont très utilisées en théorie des probabilités et en statistiques. C'est le premier des paramètres de forme, avec le kurtosis [84].

La notion de moment en mathématiques, notamment en théorie des probabilités, a pour origine la notion de moment en physique.

Le moment d'ordre r ~~est~~ d'une variable aléatoire réelle x est un indicateur de la dispersion de cette variable.

Certains moments, utilisés couramment pour caractériser une variable aléatoire réelle x , sont connus sous un nom particulier :

- L'espérance, moment d'ordre un : $\mu = m_1 = E(x)$
- La variance, moment centré d'ordre deux : $V(x) = \mu_2 = m_2 = E[(x - \mu)^2]$

Sa racine carrée l'écart type : $\sigma = \sqrt{V(x)} = \sqrt{\mu_2}$

- Le coefficient d'asymétrie, moment centré réduit d'ordre trois : $\gamma = m_3 = E\left[\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^3\right]$
- Le kurtosis non normalisé, moment centré réduit d'ordre quatre : $\gamma_2 = m_4 = E\left[\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^4\right]$

IV.2.2 Forme de la distribution

Une distribution est dite symétrique, comme la loi normale, si les valeurs observées se répartissent de façon uniforme autour des trois valeurs centrales alors égales : la moyenne, le mode et la médiane.

Pour une distribution uniforme, le coefficient d'asymétrie est donné par la loi suivante:

$$\frac{\mu^3}{\sigma^3} = m_3 = E \left[\left(\frac{x-\mu}{\sigma} \right)^3 \right] \quad (\text{IV.1})$$

Ce coefficient est souvent connu sous le terme anglais de *skewness*.

Pour une distribution normale, la formule est : $G_1 = \frac{\mu^3}{\sigma^3} = 0$

Une distribution symétrique a donc un coefficient d'asymétrie proche de zéro, comme c'est le cas pour la loi normale.

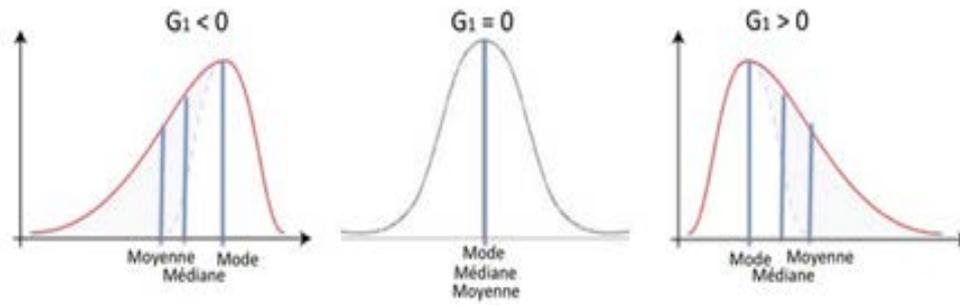
Un coefficient **positif** indique une distribution décalée à gauche de la médiane, et donc une queue de distribution étalée vers la droite.

Si $G_1 = \frac{\mu^3}{\sigma^3} > 0$, l'asymétrie est alors positive.

Dans ce cas, les valeurs faibles de la perspective aléatoire ont la plus forte fréquence ; le mode est inférieur à la médiane, qui sera elle-même inférieure à la moyenne arithmétique.

Un coefficient **négatif** indique une distribution décalée à droite de la médiane, et donc une queue de distribution étalée vers la gauche. Si $G_1 = \frac{\mu^3}{\sigma^3} < 0$, l'asymétrie est alors négative.

Dans ce cas, les valeurs élevées de la perspective aléatoire ont la plus forte fréquence; le mode est supérieur à la médiane qui est elle-même supérieure à sa moyenne arithmétique. La figure (IV.1) illustre la dite description.



(a) Asymétrie négative (b) normale (no skew) (c) asymétrie positive

Figure (IV.1) : Forme de la distribution

La courbe normale représente une distribution parfaitement symétrique.

IV.3 DESCRIPTION DE L'ALGORITHME PROPOSE

L'algorithme proposé peut être résumée selon les étapes suivantes :

Algorithme : détection de défaut de CC

Entrée

Step 1: Application de la (CWT) au signal d'entrée pour avoir les coefficients de la matrice de l'ondelette CWTM.

Step 2: En prenant la valeur absolue de la CWTM pour avoir la matrice ACWTM (qui est $|CWTM|$)

Step 3: Par application du filtre médian colonne par colonne on aura le vecteur médian noté MFV.

Step 4: Déplacer l'application d'asymétrie (skewness) par une fenêtre de longueur 5 pour avoir le vecteur résultant d'asymétrie noté SKV.

Step 4: Déplacer l'application du coefficient de corrélation entre un motif (pattern) P correspondant au vecteur d'asymétrie de longueur $T/2$ du signal sain et la SKV pour obtenir le Vecteur des Coefficients de Corrélation noté CCV. T est la période du signal ($T = 20$ ms). P est le vecteur d'asymétrie de longueur $T/2$ du signal sain.

Step 5: Seuillage de du vecteur SKV par un seuil TH afin de localier avec précision le temps de début du défaut.

Fin

Donc, l'algorithme su-mentionné est présenté par l'organigramme donnée par la figure (IV.2).

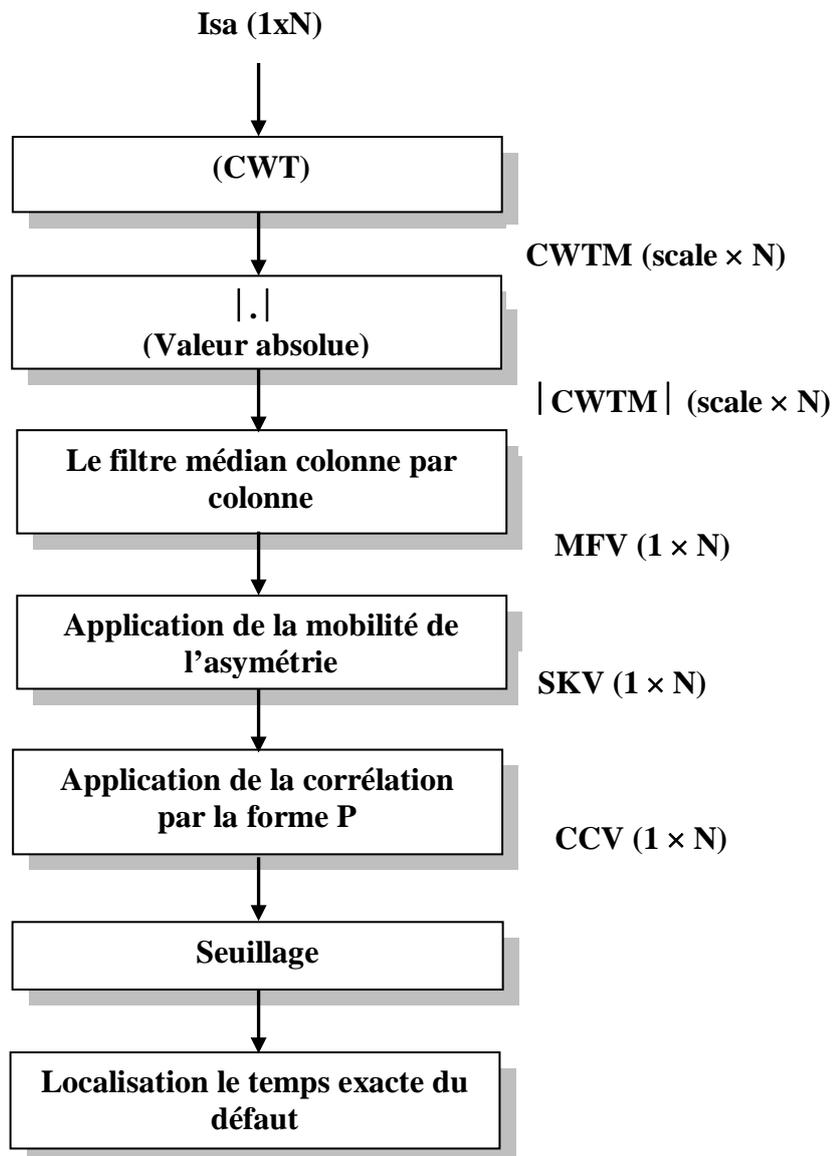


Figure (IV.2): Organigramme illustrant la mise en œuvre de l'algorithme de l'approche proposée

IV. 4 ANALYSE DES SIGNAUX SIMULES PAR FFT ET STFT

Le signal est généré à vide, chargé de 5N à $t=0.5s$ et le défaut de court circuit est introduit à $t=1s$, avec un pas d'échantillonnage de 0,1ms Sur une longueur de 2ms.

Le premier défaut introduit est de rapport de court circuit de 2.5% et le second est de 15%.

L'analyse par FFT est menée sur une portion de 5000 points du signal sain de la première phase i_{sa} , 0.5s. Comme est apparu sur la sous figure (IV.3-b) Seule la fréquence 50Hz est apparente, ce n'est autre que le fondamental.

Pour le spectrogramme 3-D, résultat de la STFT utilisant la fenêtre de Kaiser (13.11) sur 5000 points, qui s'étale sur une bande de fréquence de 0 à 300Hz, on remarque pour la sous figure (IV.3-c), aussi, que seule la composante du fondamental est bien illustré à 50hz, sommet en rouge.

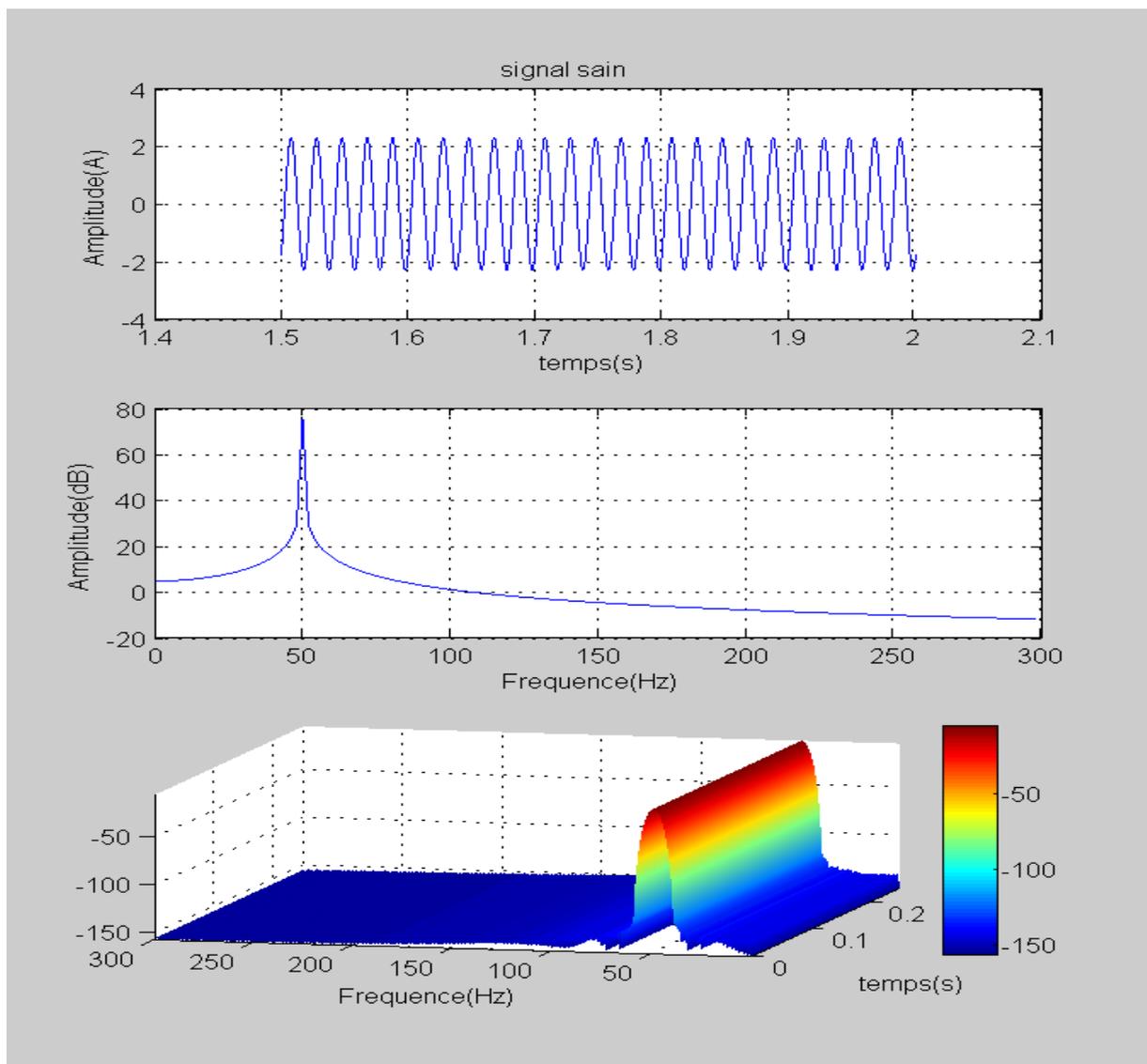


Figure (IV.3) : FFT et STFT pour un signal sain.

Pour la FFT du signal en défaut de court circuit ($\eta_{cc1}=2.5\%$, $\eta_{cc1}=0$, $\eta_{cc1}=0$), figure (IV.7), il y a une légère raie qui apparue à 150Hz sur la sous figure (IV.4-b). Pour le spectrogramme 3-D, reflétant la STFT utilisant la fenêtre de Kaiser (13.11) sur 5000 points, qui s'étale sur une

bande de fréquence de 0 à 300Hz, sur la sous figure (IV.4-c), on remarque que la composante du fondamental est bien illustré à 50hz et une autre fréquence à 150Hz est apparue qui identifie l'asymétrie de ce signal. Donc, avec un bon choix de la fonction de fenêtrage et le nombre de points, la STFT peut détecter le déséquilibre dans le signal qui n'est y pas le cas pour la FFT.

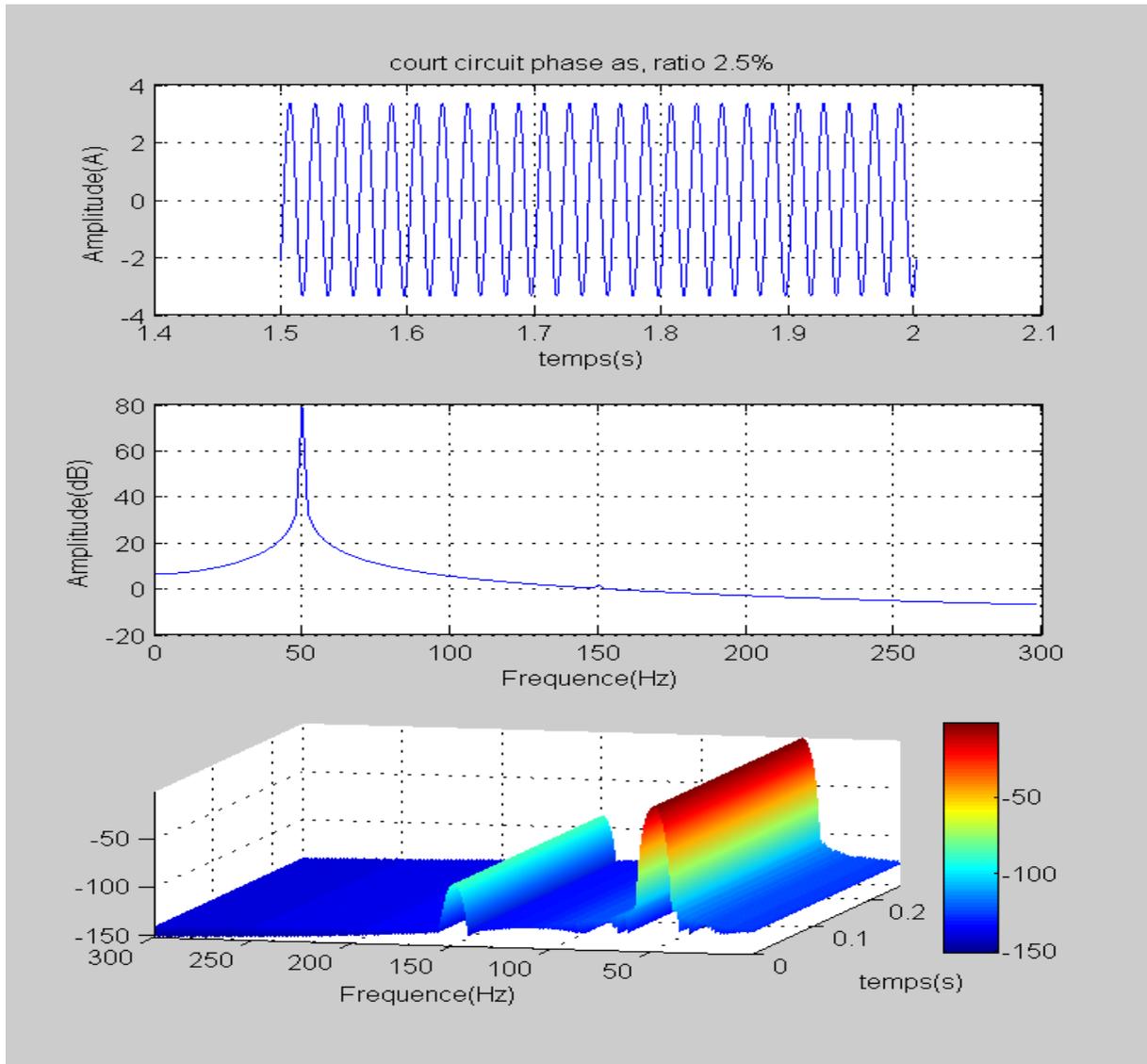


Figure (IV.4) : FFT et STFT pour un signal de court circuit ($\eta_{cc1}=2.5\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$)

Pour un signal en défaut de court circuit ($\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$), il y a une augmentation de l'amplitude de la raie de 150Hz. Donc, le défaut de court circuit est identifié par naissance de raie de fréquence 150Hz telle que présenté par la sous figure (IV.5-b).

Pour le spectrogramme 3-D, reflétant la STFT utilisant la fenêtre de Kaiser (13.11) sur 5000 points, qui s'étale sur une bande de fréquence de 0 à 300Hz, on remarque sur la sous figure

(IV.5-c) qu'en plus de la composante du fondamental à 50Hz, il y a naissance de deux harmoniques à 150Hz et à 250Hz, ce qui identifie l'asymétrie de ce signal. Mais par contre la FFT nous montre que l'harmonique à 150Hz en plus du fondamental.

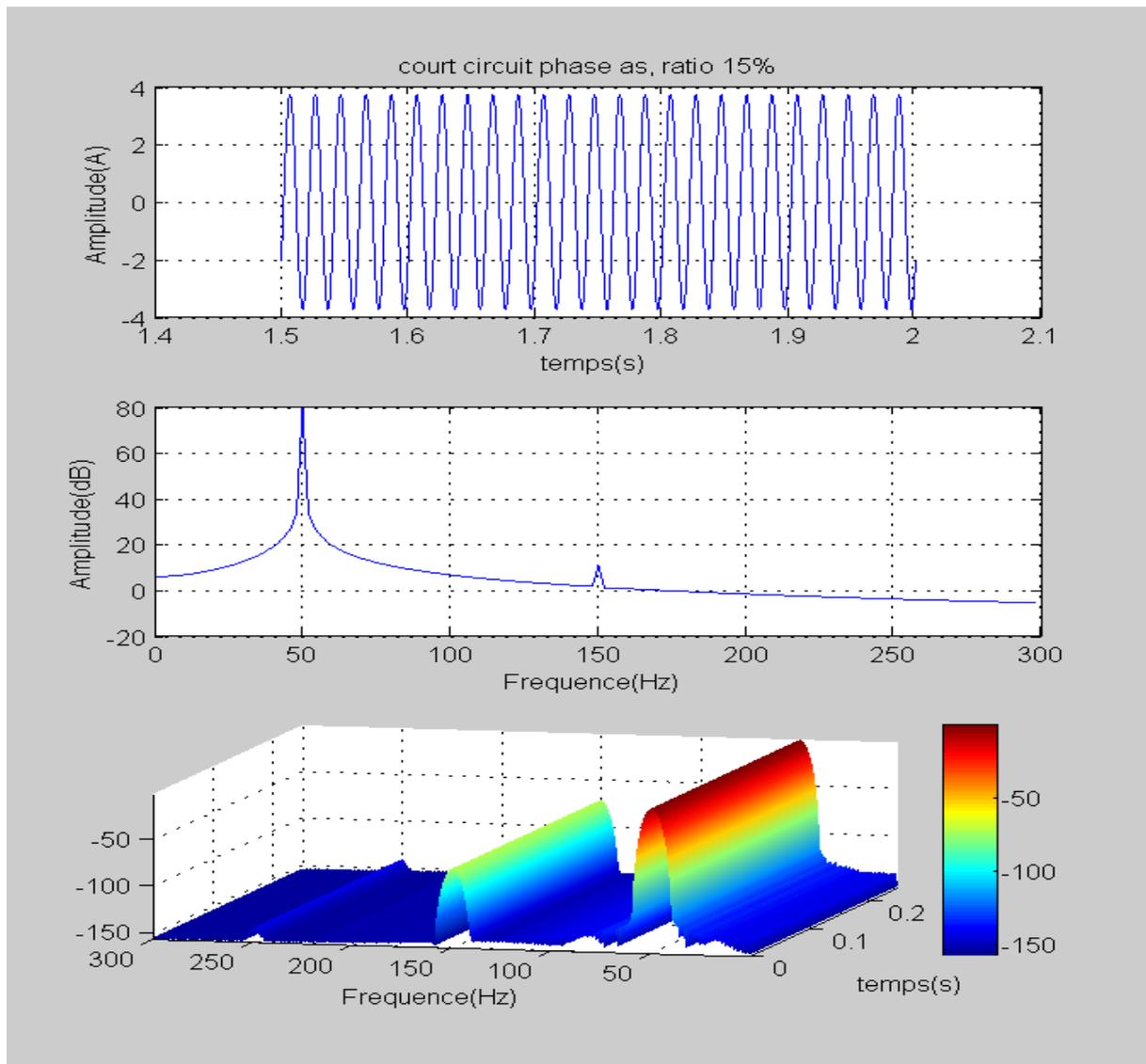


Figure (IV.5) : FFT et STFT pour un signal de court circuit ($\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$)

Il est à noter que ces résultats sont obtenus avec un choix adéquat de la fonction fenêtre et le nombre de points (nfft).

On conclut que La sévérité de défaut pourrait être évaluée par l'importance de son amplitude naturelle ou son spectre de fréquence.

Dans ce qui suit nous avons opté de donner des spectrogrammes en 2D et 3D avec une même fenêtre de gauss-6, avec différents points de nfft et cela pour justifier le choix du nombre de points. Le signal est de longueur $L=20000$ points, avec un pas d'échantillonnage de 0.1ms, présenté par la figure (IV.6). La machine est chargée de 5n à $t=0.5$ s et le défaut est introduit à $t=1$ s dont le ratio est de 15% sur une phase.

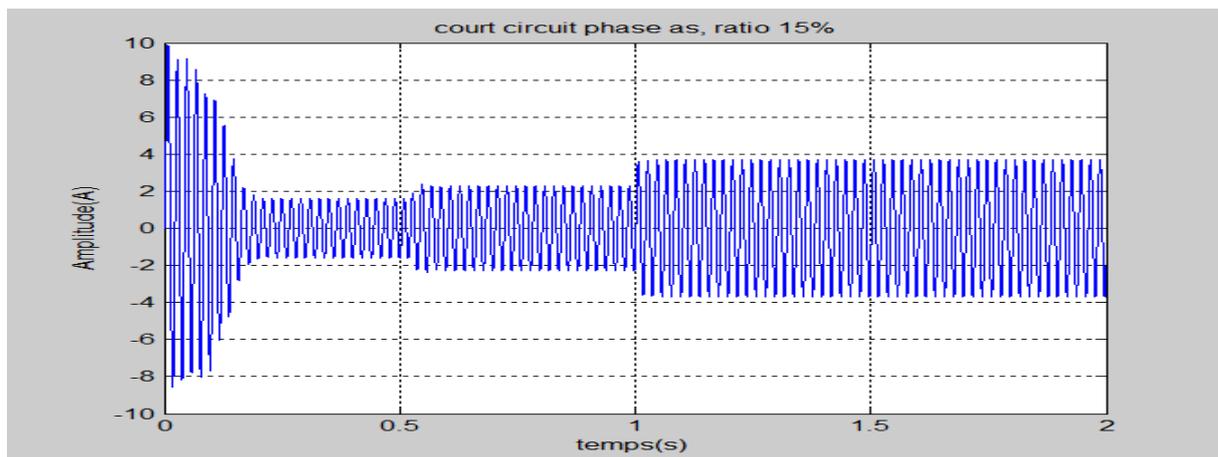


Figure (IV.6) : Signal avec défaut de court circuit ($\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$)

La figure(IV.7) donne le spectrogramme en 2D et 3D moyennant la fonction fenêtre de gauss-6 pour le signal ci-dessus. Le nombre de points de la nfft est de 4000 points. On remarque bien la précision en temps et en fréquence. Le temps d'introduction du défaut et les fréquences des harmoniques.

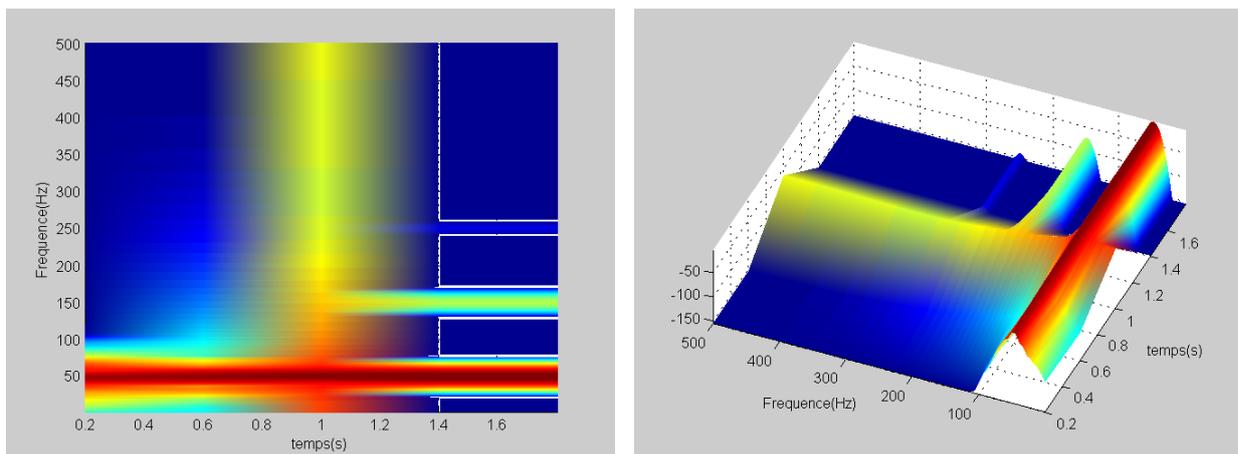


Figure (IV.7) : Précision en temps et en fréquence, fenêtre de gauss-6, nfft=4000 points.

La figure(IV.8) donne le spectrogramme en 2D et 3D, toujours avec la même fonction fenêtre et le même signal. Cette fois le nombre de points de la nfft est de 800 points. On remarque une précision sur le temps mais pas pour les fréquences.

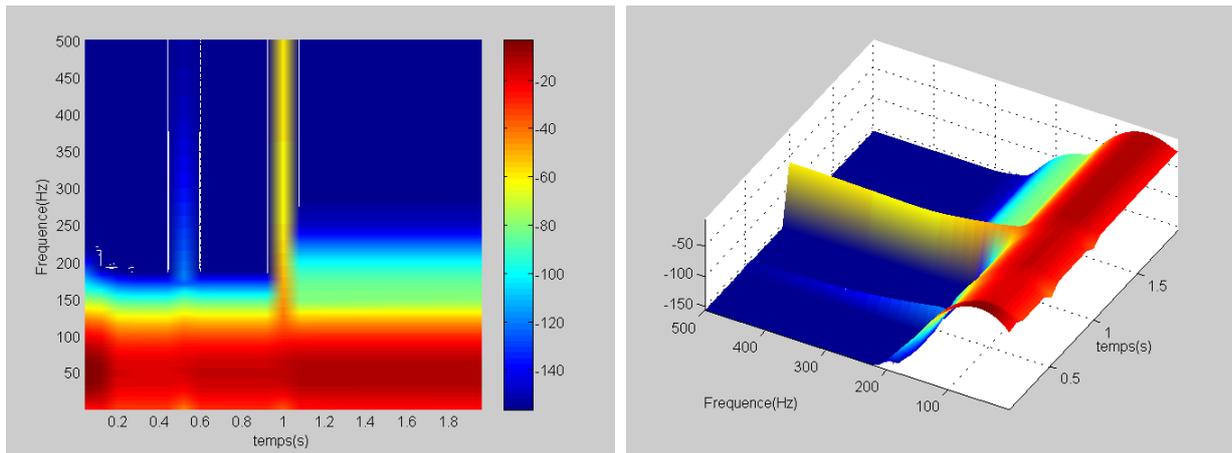


Figure (IV.8) : précision en temps, fenêtre de gauss-6, nfft=800 points.

La figure(IV.9) donne le spectrogramme en 2D et 3D, toujours avec la même fonction fenêtre et le même signal. Le nombre de points de la nfft est de 12000points. On peut dire qu'on a une perte de localisation temporelle et presque fréquentielle, les harmoniques commencent à s'atténuer aussi.

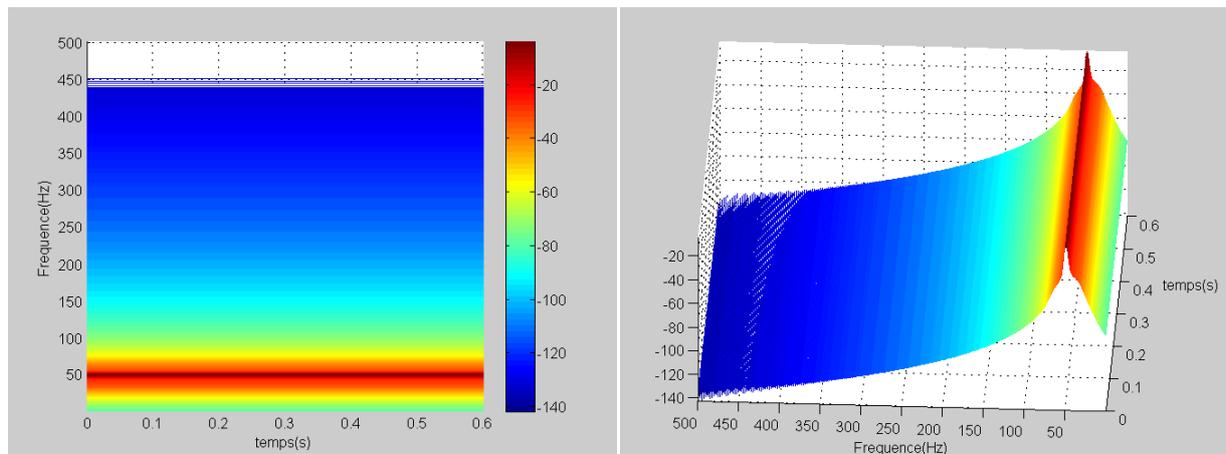


Figure (IV. 9) : Perte de localisation temporelle et fréquentielle, fenêtre de gauss-6, nfft=12000 points.

Pour le signal de la figure (IV.10) deux défauts sont introduit, le premier est un court circuit de ratio 15%, après chargement de la machine, et le deuxième est la rupture de trois barres sur 28 barres. L'analyse par FFT et STFT est donnée par la figure (IV.10). La sous figure (IV.10-a) donne les fréquences qui identifient la rupture des barres autour de 50Hz et celle du court circuit à 150Hz. La sous figure (IV.10-b) donne le spectrogramme en 3D, avec la fenêtre de Blackman, qui est riche en harmoniques identifiant le court circuit et la rupture des barres. L'analyse par STFT est d'autant meilleure que l'analyse par FFT.

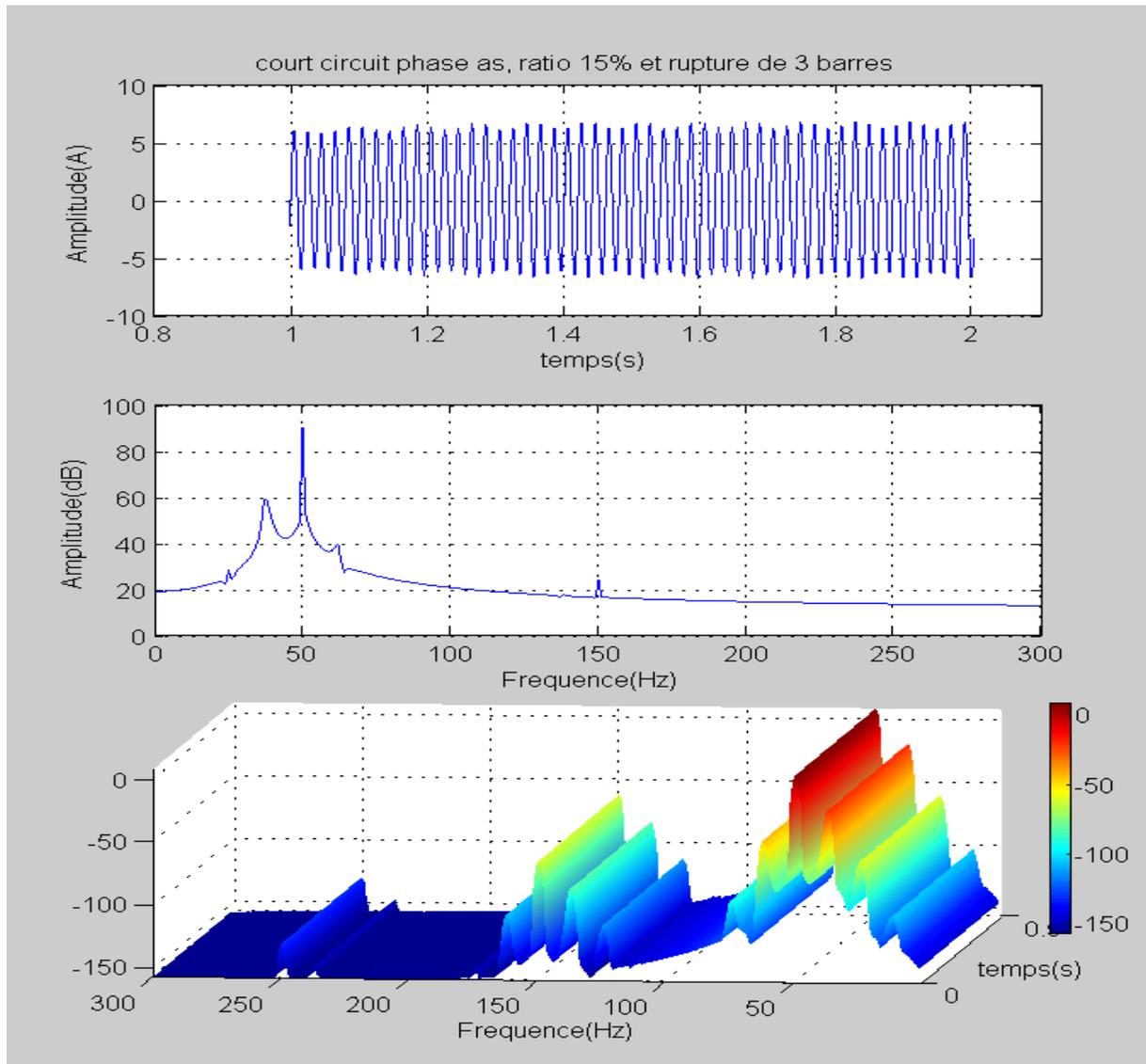


Figure (IV.10) : FFT et STFT pour un signal à défaut mixte ($\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_0=10.71$)

VI. 5 Analyse des signaux relevés expérimentalement par FFT et STFT

La première analyse est faite pour un courant d'une phase du stator i_{sa} relevé expérimentalement à vide à partir d'un banc d'essai donné en annexe 1.

La figure (IV.11), ci-après, présente les courants et les vitesses pour un défaut de court circuit de 2.5% et 15% de bobines sur la première phase. Les essais sont effectués l'un après l'autre.

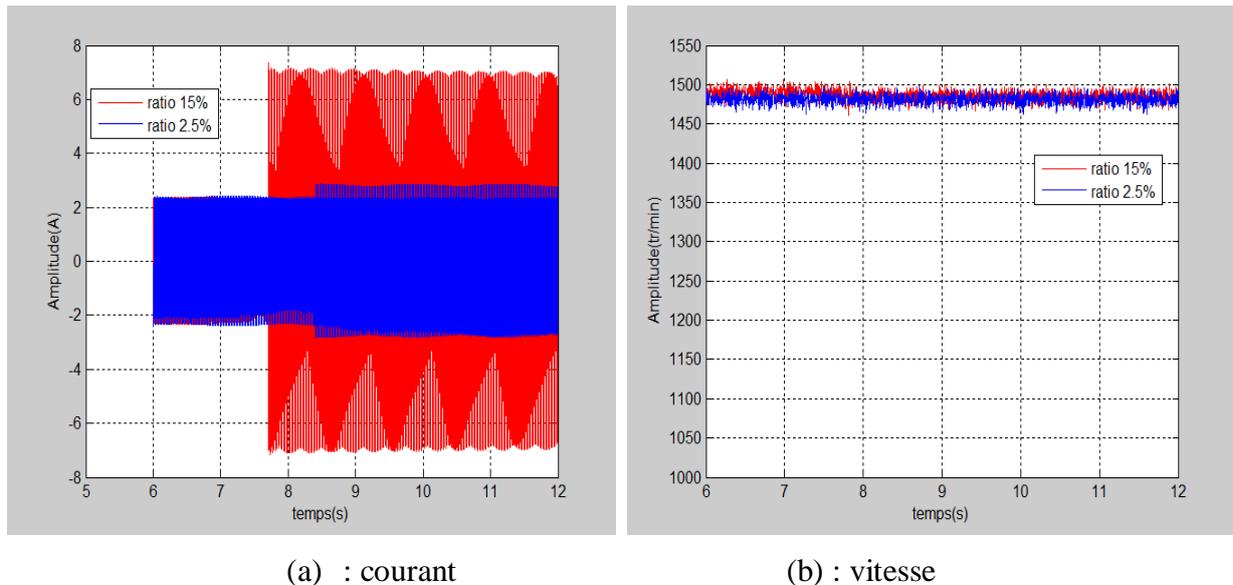


Figure (IV.11) : Courant et vitesse pour ($\eta_{cc1}=2.5\%$ et $\eta_{cc1}=15\%$).

La figure (IV.12) donne la FFT pour trois signaux, un sain et deux autres en défauts de court circuit l'un de ratio de 2.5% et l'autre de 15% sur une phase. Comme le montre la figure (IV.12) du spectre, des harmoniques d'ordre impair multiplicatif de 50Hz apparaissent sur une bande de fréquence allant de 0 à 1000Hz. Ils sont dus à l'asymétrie que présente la machine et au phénomène de saturation, effet d'encoche et en plus l'alimentation provenant du réseau, causes citées par plusieurs ouvrages [27,28].

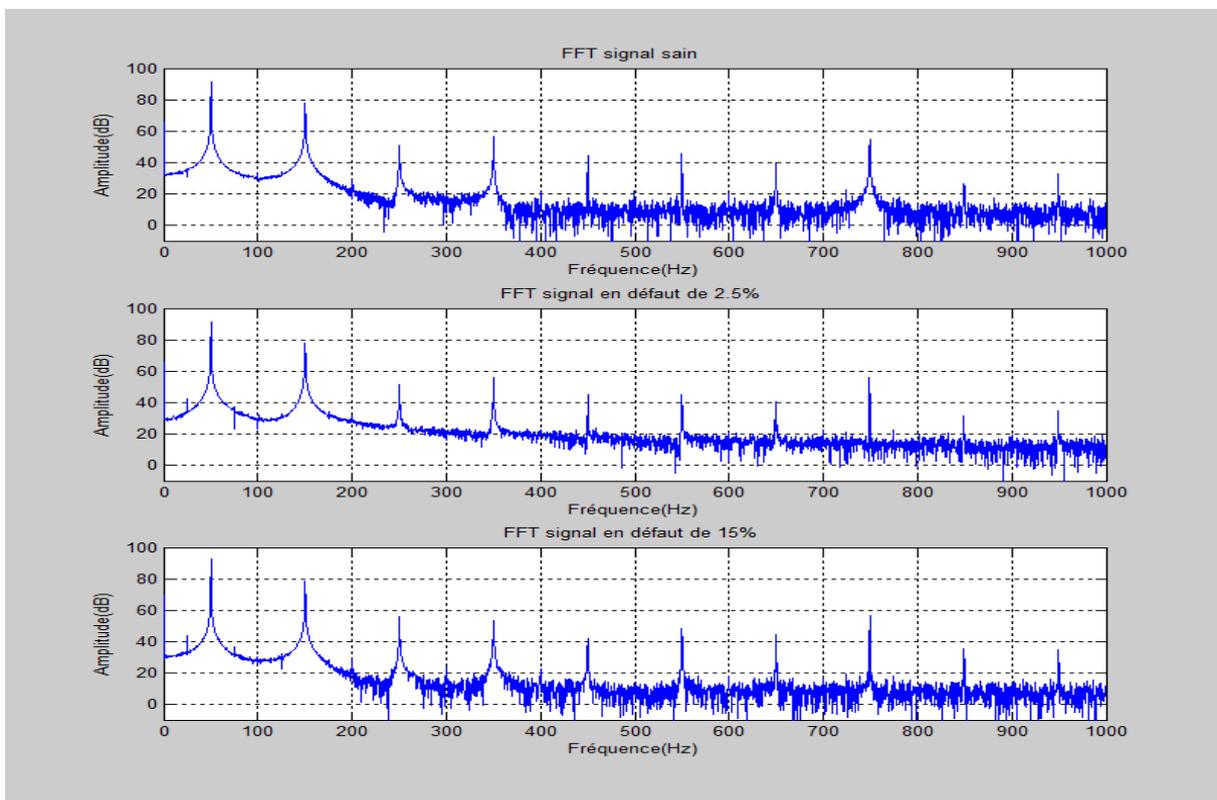


Figure (IV.12) : Comparaison FFT des signaux en défaut et sain ($\eta_{cc1}=2.5\%$ et $\eta_{cc2}=15\%$).

La figure (IV.13) présente la FFT et la STFT pour un signal sain. Les harmoniques d'ordre impair sont dus au phénomène de la saturation de la machine ainsi que son asymétrie et l'alimentation du réseau.

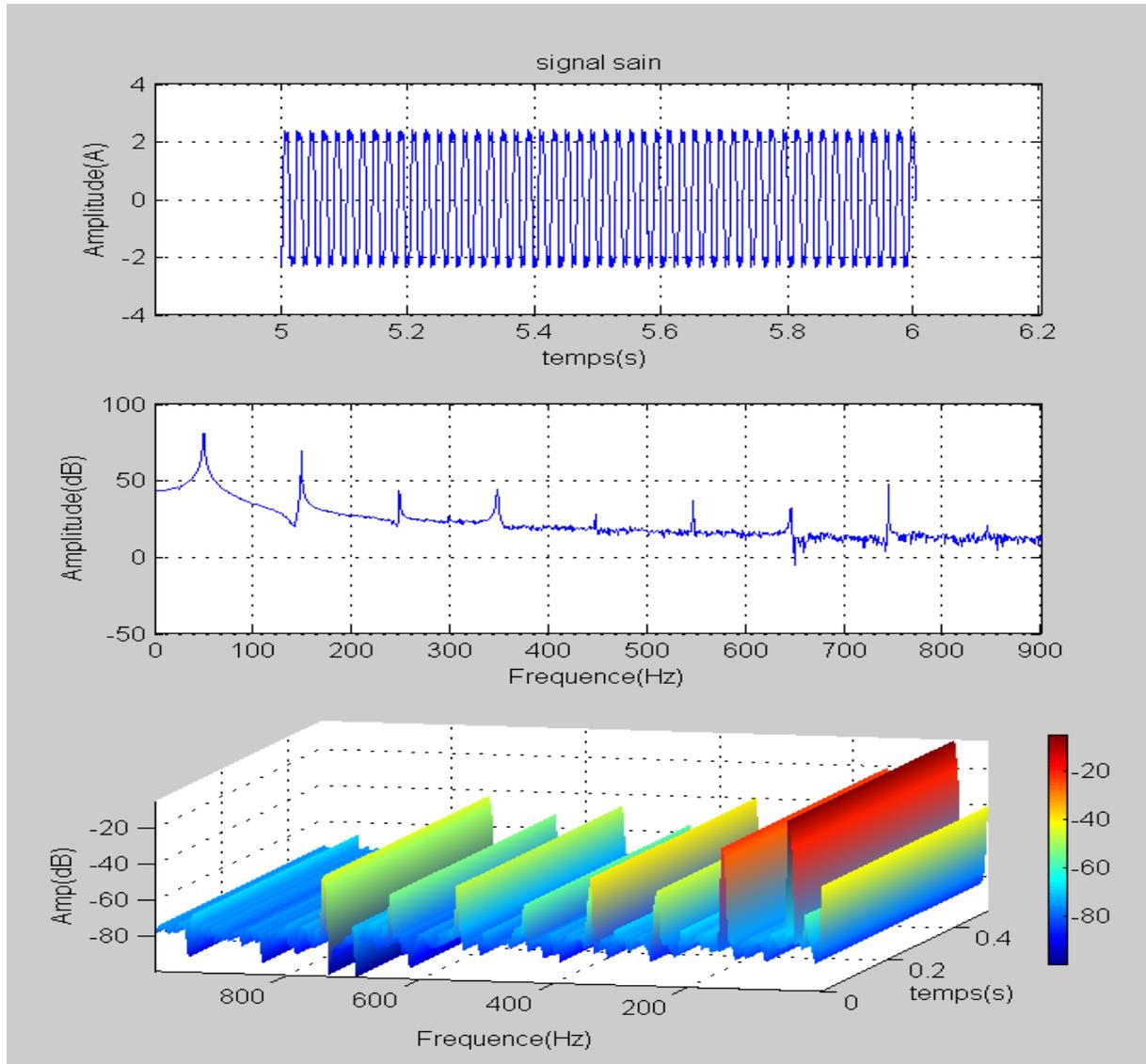


Figure (IV.13) : Spectre de la FFT et STFT normalisé pour un signal (i_{sa}) sain.

Un défaut est injecté sur une phase de ratio 2.5%. Les fréquences apparentes sont le fondamental et ses multiplicatifs d'ordre impairs ils sont présentés par la FFT et la STFT de la figure (IV.14).

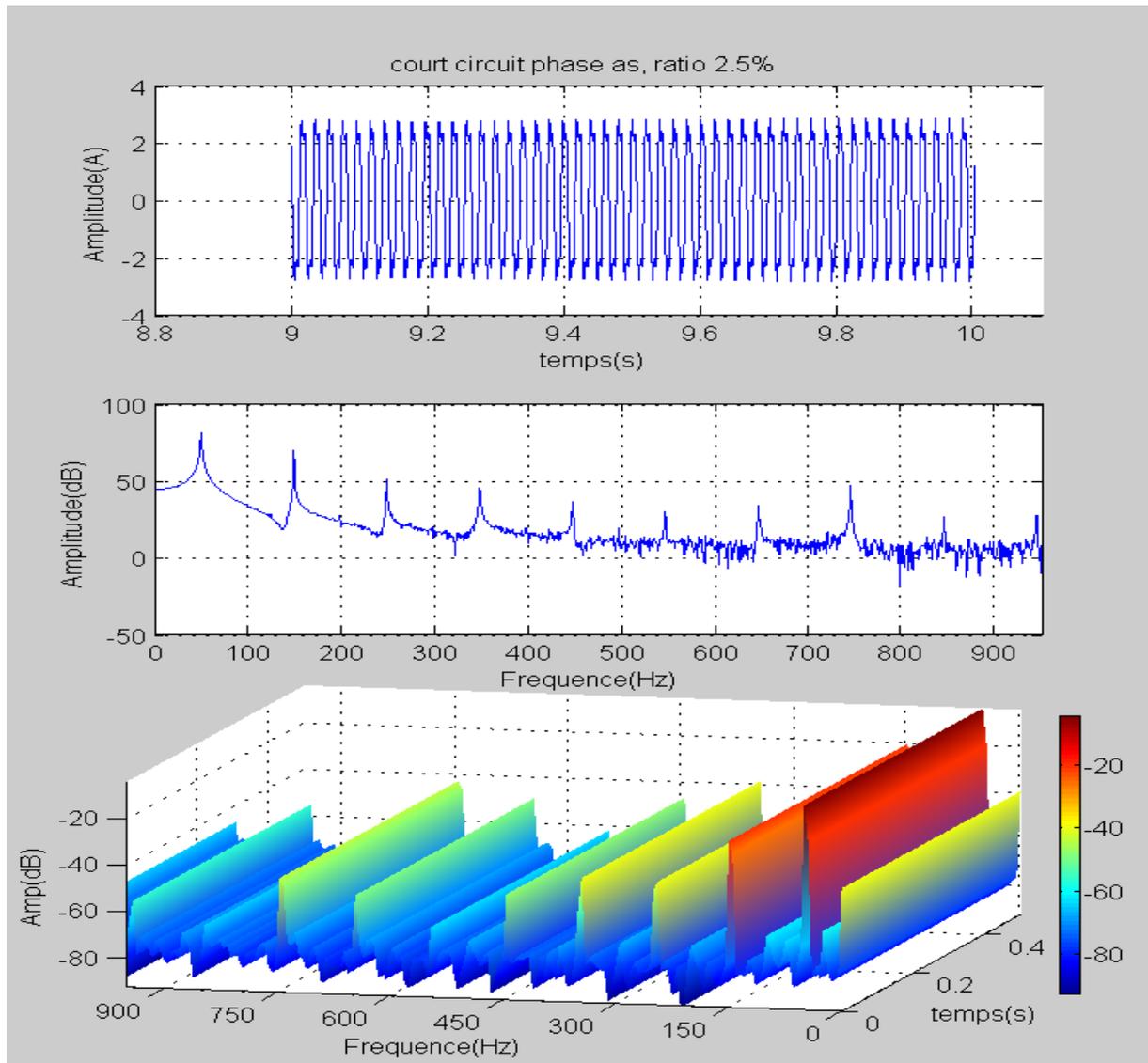


Figure (IV.14) : Spectre FFT et STFT normalisé pour un signal (i_{sa}) en défaut ($\eta_{cc1}=2.5\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$).

Sur la figure(IV.15) le défaut est toujours injecté sur une phase est de 15%. Une augmentation sur l'amplitude du signal est bien apparente et une légère augmentation dans les amplitudes du fondamental et des harmoniques. Ce qui interprète le déséquilibre de la machine.

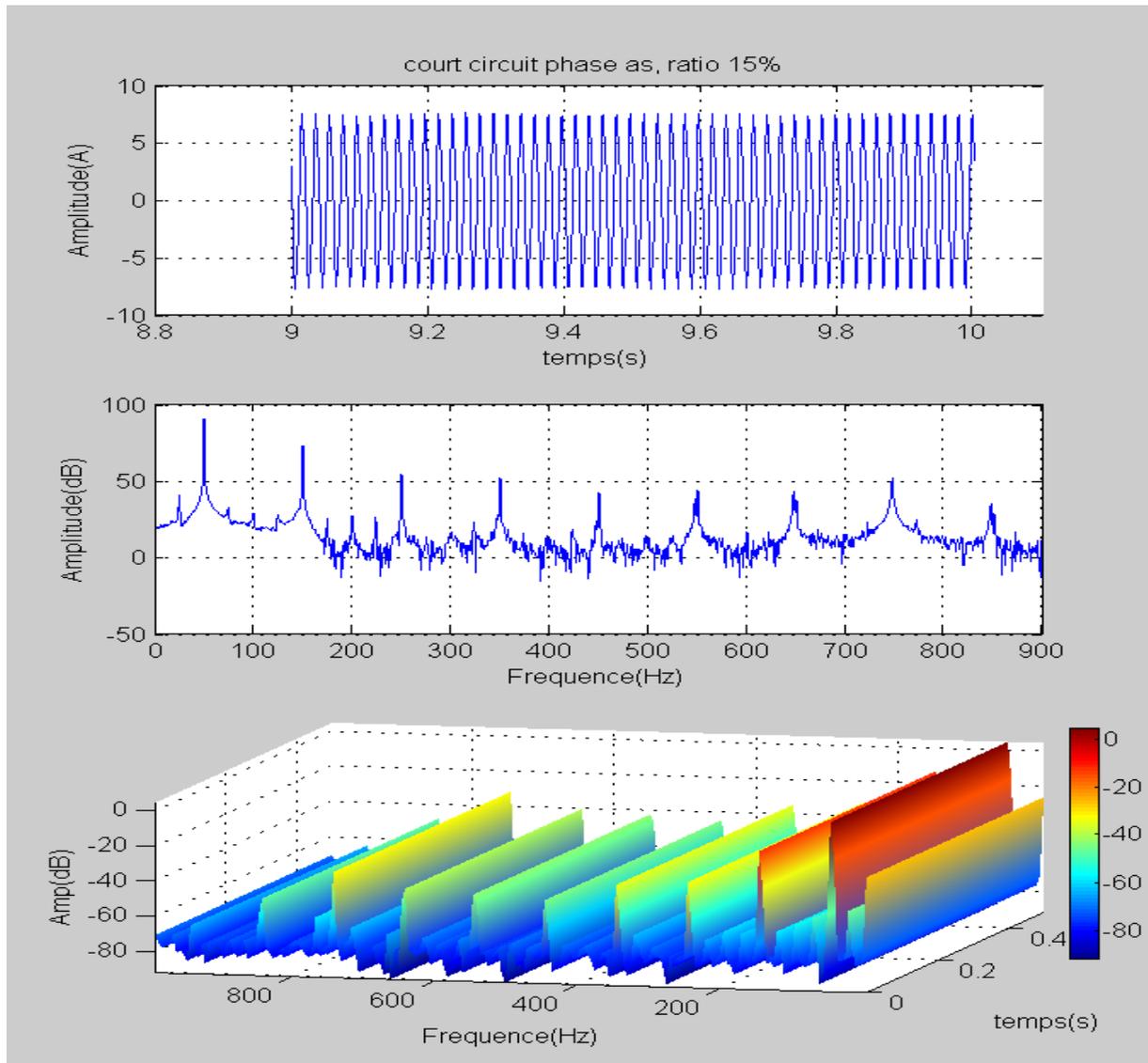


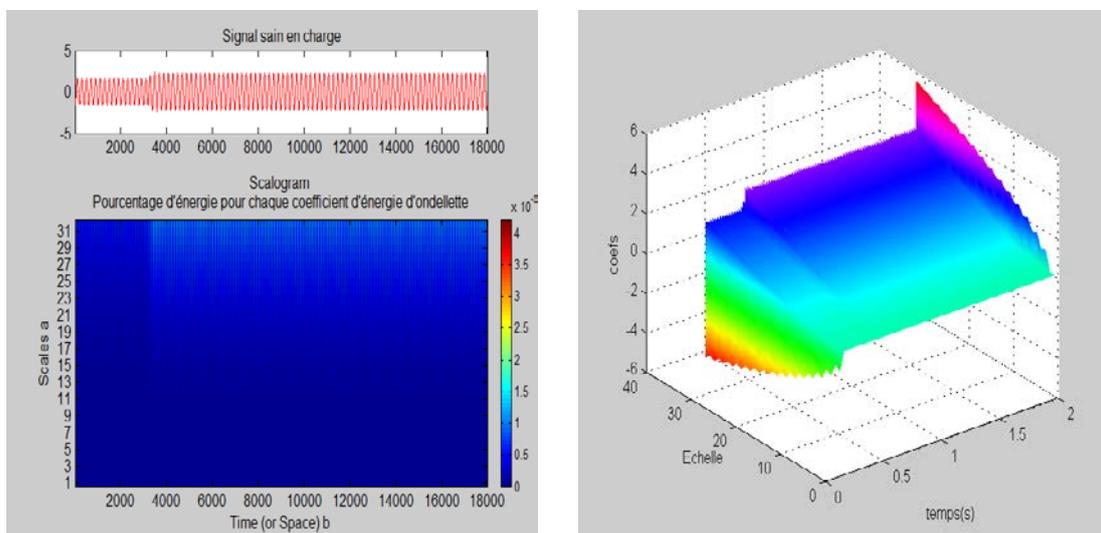
Figure (IV.15) : Spectre de la FFT et STFT normalisé pour un signal (i_{sa}) en défaut ($\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$).

Par comparaison du signal sain aux signaux ceux en défaut on peut constater que la différence est apparente sur l'amplitude du signal en cause ainsi que sur son amplitude en FFT ou STFT. Alors on peut conclure que ces méthodes classiques n'offrent guère la possibilité de donner un jugement crédible (efficace) sur le résultat de leur analyse. Enfin, on peut conclure que le problème de fenêtrage a poussé vraiment vers des solutions efficaces qui peuvent traiter de tels problèmes. D'où l'utilité de l'analyse par les ondelettes continues ou discrètes. La section ci-après fera l'objet de l'analyse prédite.

VI. 6 ANALYSE DES SIGNAUX PAR ONDELETTE CONTINUE CWT

IV.6.1 Analyse des signaux simulés

La première analyse est effectuée sur une portion du signal, courant de la phase du stator i_{sa} , sain et en charge. Le spectrogramme de la figure (IV.16) est obtenu par la CWT de symlet (sym1) à échelle d'énergie de 32. La figure (IV.16-a) des énergies des coefficients passe d'une couleur sombre à une couleur clair lors l'instant du chargement de la machine ce qui traduit l'augmentation de l'énergie des coefficients de cette zone. La figure (IV.16-b) des coefficients en 3D le passage au chargement est visuelle ce qui traduit le changement d'allure du signal.



(a) : analyse par CWT-sym1

(b) : coefficients et échelles 3D

Figure (IV.16) : Signal sain, analyse par CWT-sym1.

L'analyse est effectuée, par CWT de gauss d'ordre 2 sur une échelle d'énergie de 32, une portion du signal est prise au tour du défaut. Comme on remarque sur le spectrogramme de la figure (IV.17-a) la CWT peut identifier le changement d'allure, le premier c'est la charge et le second c'est le défaut de court circuit qui est de ($\eta_{cc1}=2.5\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$). Mêmes identification également donnée par la figure (IV.17-b) des coefficients en 3D.

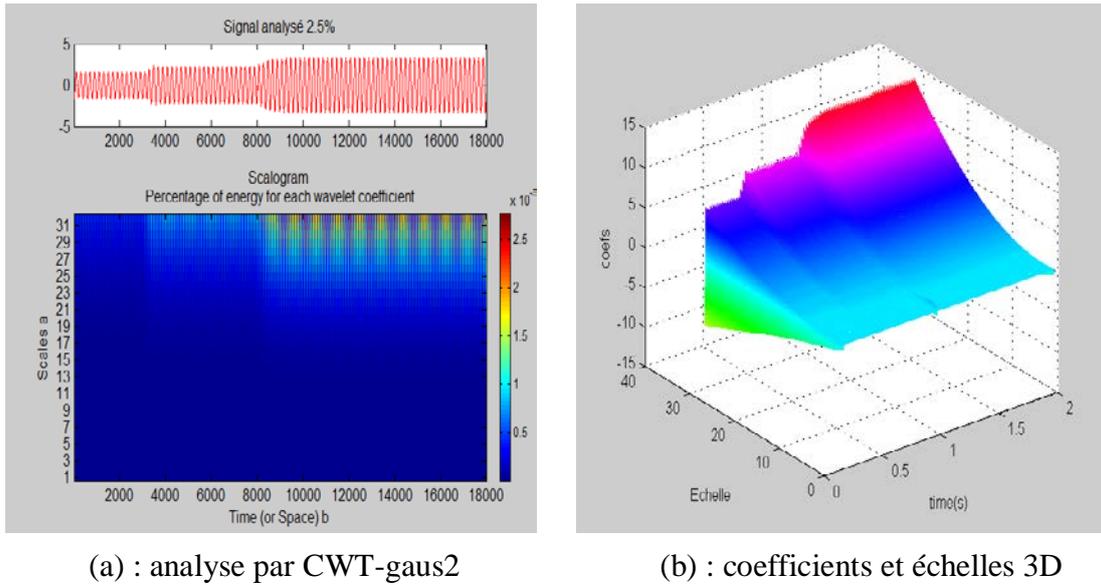


Figure (IV.17) : Signal avec défaut de court circuit 2.5%, analyse par CWT-gaus2.

Ci-après l'analyse est faite, par gaus2 à échelle d'énergie de 32, une portion du signal est prise comprenant la charge et le défaut. Comme on remarque sur le spectrogramme de la figure (IV.18-a), la CWT peut identifier le défaut de court circuit qui est de ($\eta_{cc1}=15\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc3}=0$). Cette identification est apparente par le changement de la couleur du spectre du fond au clair et apparition des raies colorées après défauts. Pour la figure (IV.18-b) des coefficients en 3D le changement est bien apparent par augmentation de l'amplitude des coefficients.

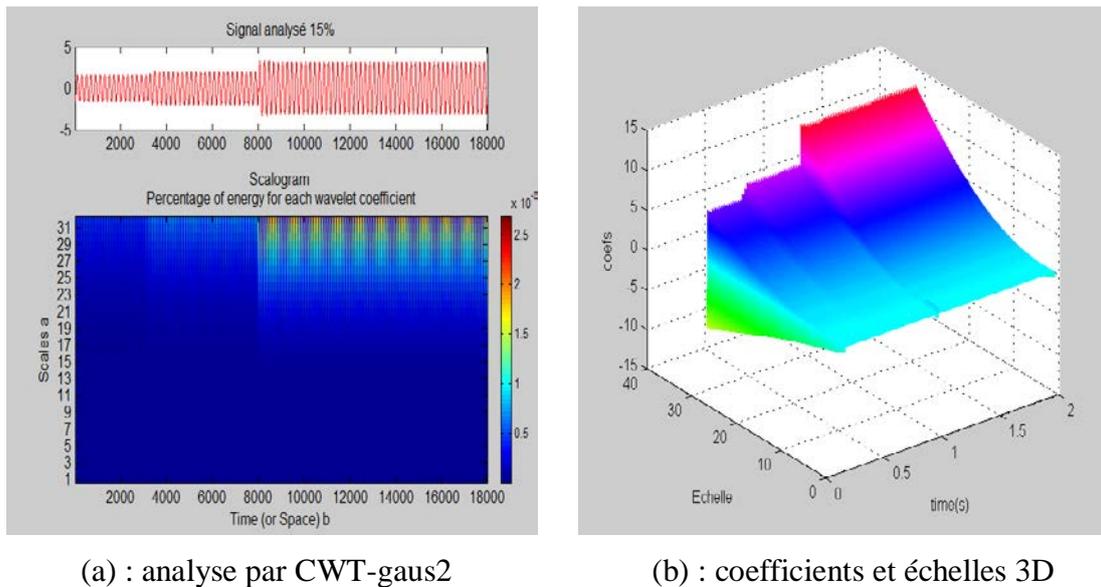
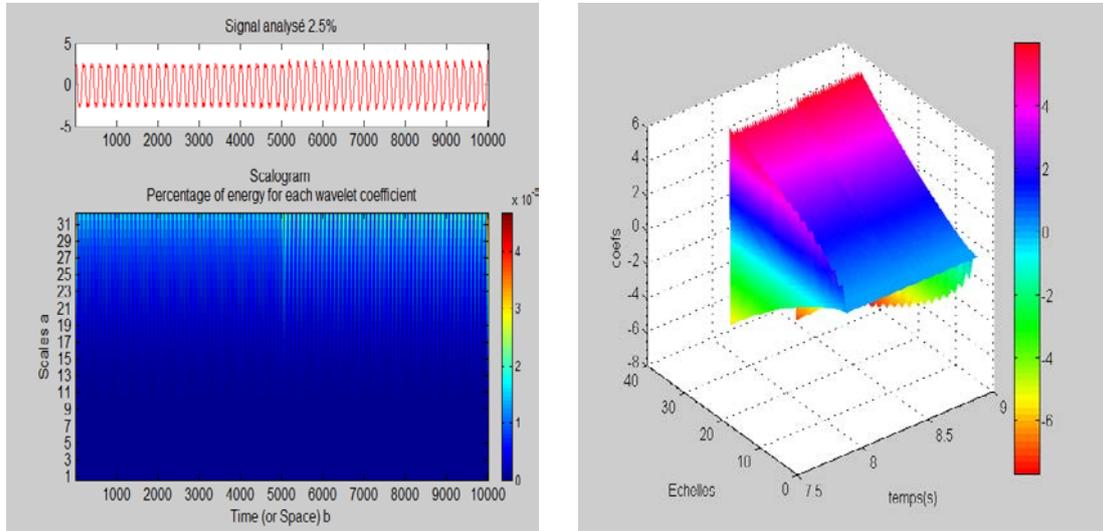


Figure (IV.18) : Signal avec défaut de court circuit 2.5%, analyse par CWT-gaus2.

IV.6.2 Analyse des signaux relevés expérimentalement

Le premier signal relevé, à vide, du banc avec un rapport de court circuit de $\eta_{cc1}=2.5\%$ sur la première phase voir figure (IV.11-a). Le signal est traité par CWT de gauss d'ordre 2 sur une échelle d'énergie de 32. Le passage du sain au défaut n'est pas clairement identifié par les deux figures, la figure (IV.19-a) des énergies et la figure (IV.19-b) des coefficients en 3D.

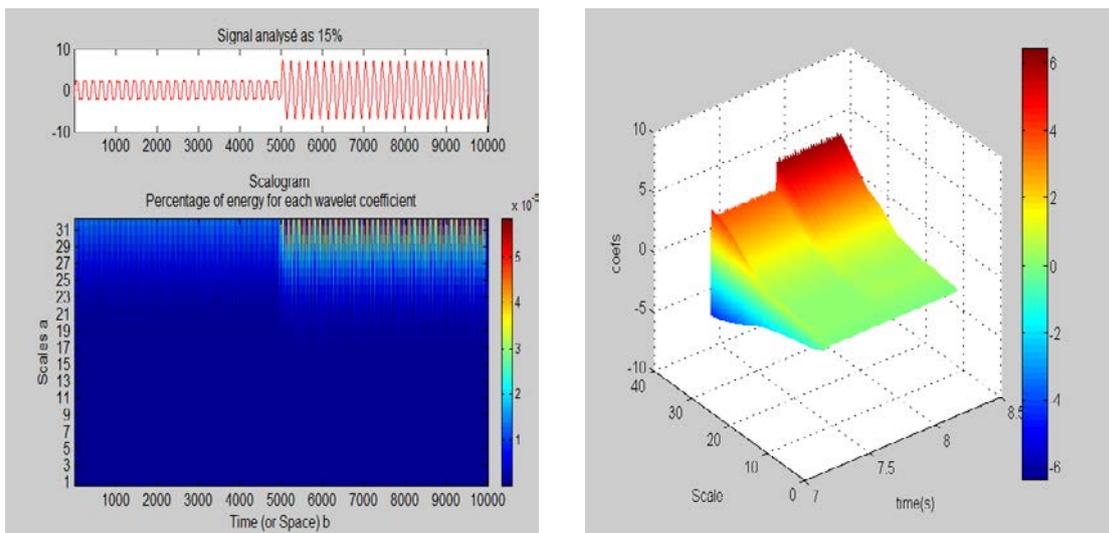


(a) : analyse par CWT-gaus2

(b) : coefficients et échelles 3D

Figure (IV.19) : Signal avec défaut de court circuit 2.5%, analyse par CWT-gaus2.

Le deuxième signal relevé, à vide, du banc avec un rapport de court circuit de $\eta_{cc1}=15\%$ sur la première phase voir figure (IV.11-a). Le signal est traité par CWT de gauss d'ordre 6 sur une échelle d'énergie de 32. Le passage du sain au défaut est clairement identifiable par les deux figures (IV.20-a) et la figure (IV.20-b).



(a) : analyse par CWT-gaus6

(b) : coefficients et échelles 3D

Figure (IV.20) : Signal avec défaut de court circuit 15%, analyse par CWT-gaus6.

De ce qu'a été exposé, on conclut que l'analyse des signaux en défaut de court circuit par les familles des ondelettes continues (db, sym, gauss, ..) ne parvient que pour les défauts jugés sévères, avec un ratio de court circuit important.

VI. 7 ANALYSE DES SIGNAUX SIMULES PAR LA METHODE PROPOSEE

IV.7.1 Analyse des signaux simulés

Le premier test est effectué sur un signal sain et en charge dont le but de voir l'enchaînement de l'analyse de l'algorithme proposé. La figure (IV.21) montre les résultats obtenus par utilisation de la CWT-db1. La sous figure (a) ; le signal traité. La sous figure (b) ; le vecteur médian filtre appliqué à la matrice des coefficients de la CWT en valeur absolu. La sous figure (c) ; le vecteur mobile de l'asymétrie appliqué au vecteur filtre median point par point. La sous figure (d) ; les coefficients de corrélation obtenus par translation du pattern de T/2 du signal sain par rapport au signal défaut, les valeurs sont compris entre [0,1]. La sous figure (e) ; le vecteur de seuillage. Enfin, la sous figure (f) ; indicatrice du temps de début du défaut.

Le signal traduit l'état de la machine, démarrage à vide puis chargé, sans tenir compte de l'état transitoire. La charge ce n'est autre qu'une perturbation sur l'amplitude du signal qui ne modifie pas son originalité et sa composition, elle ne crée pas d'symétrie dans le signal. Notre algorithme ne la prend pas en considération et l'ignore, donc sans aucune réaction par ce dernier au niveau de la sous figure (IV.21-e), vecteur seuillage, qui est représenté par un train d'unité d'impulsions. Ce qui traduit l'état sain du signal.

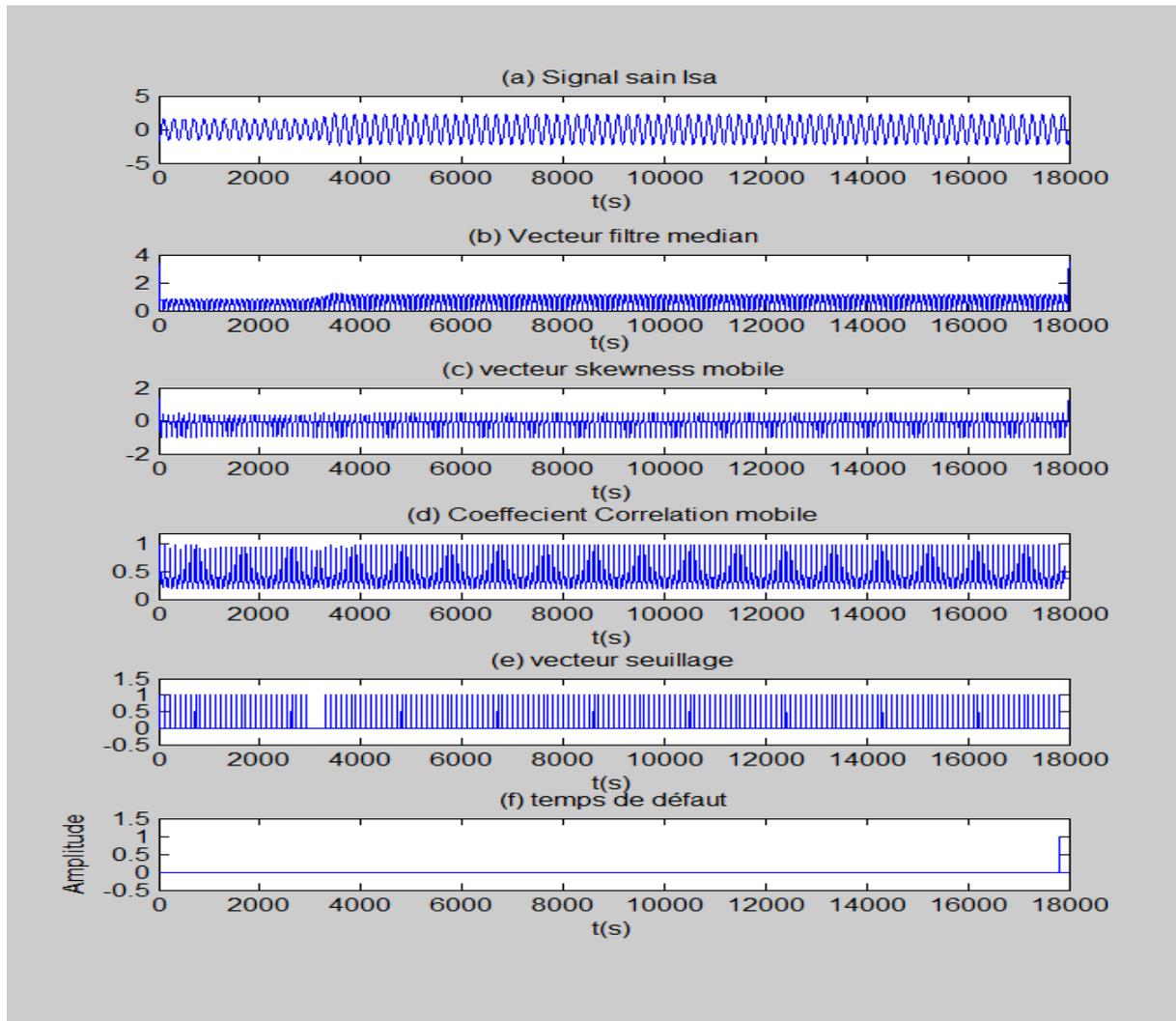


Figure (IV.21) : Résultats de la méthode proposée pour le signal sain (i_{sa}), avec db1.

Le deuxième test est porté sur un signal en défaut de court circuit de ($\eta_{cc1}=2.5\%$, $\eta_{cc2}=0$, $\eta_{cc2}=0$). La figure (IV.22) montre les résultats obtenus par utilisation de la CWT-db1. La sous figure (a) le signal concerné. La sous figure (b) le vecteur médian filtre appliqué à la matrice des coefficients de la CWT en valeur absolu. La sous figure (c) le vecteur mobile de l'asymétrie. La sous figure (d) les coefficients de corrélation obtenus par comparaison d'une fenêtre saine au défaut compris entre [0,1]. La sous figure (e) le vecteur de seuillage obtenu lors les coefficients de corrélations sont au dessous d'un seuil définit. Enfin, la sous figure (f) indique exactement le temps de début du défaut.

Le signal présente un démarrage à vide de la machine puis chargé, sans tenir compte de l'état transitoire. Le défaut est introduit après La charge de ratio 2.5%. Avec le seuil choisi l'algorithme ne peut détecter le défaut.

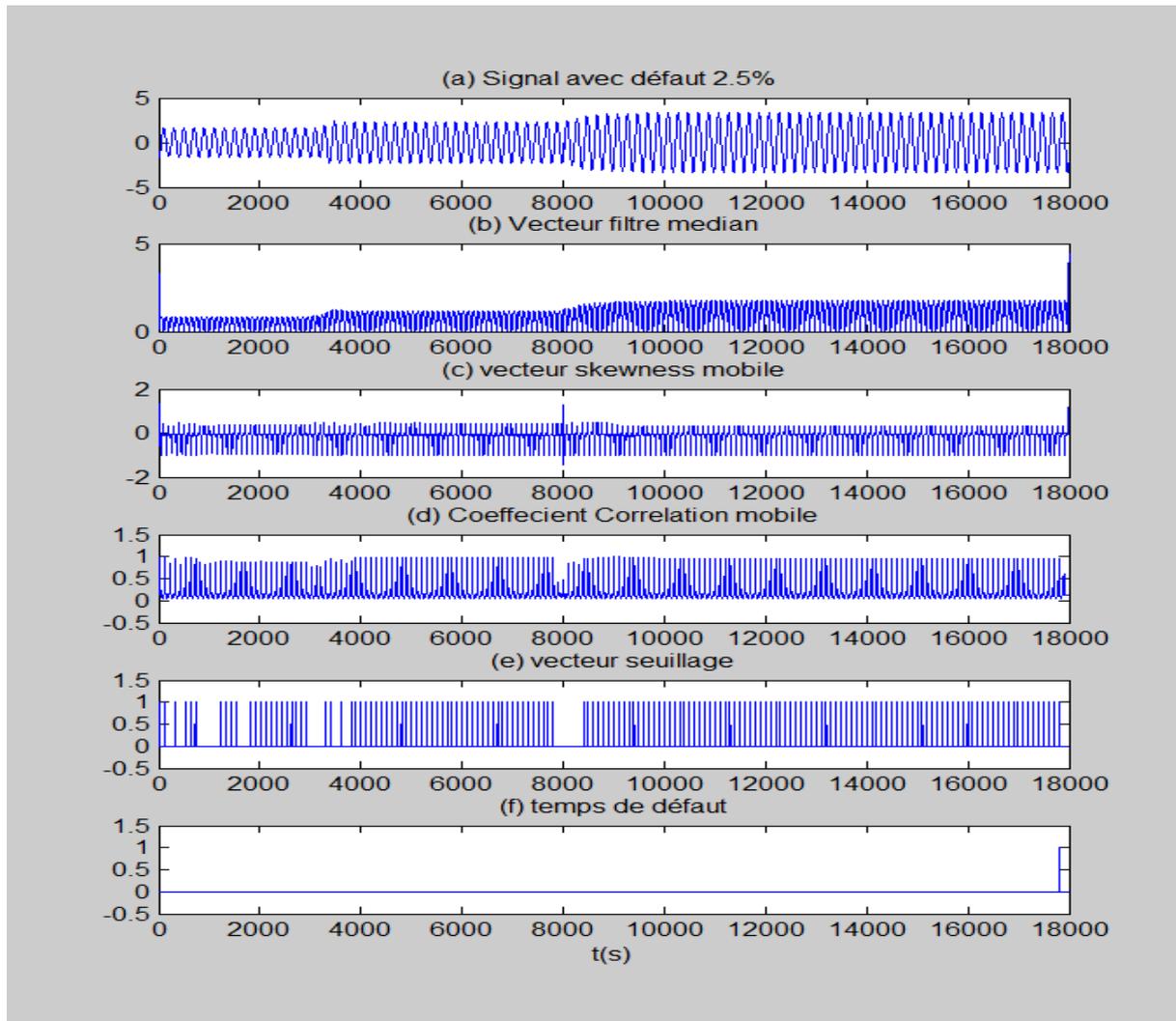


Figure (IV.22) : Résultats de la méthode proposée pour le défaut en court circuit de $(\eta_{cc1}=2.5\%, \eta_{cc2}=0, \eta_{cc3}=0)$, avec db1.

Le deuxième test est porté sur un signal en défaut de court circuit de $(\eta_{cc1}=15\%, \eta_{cc2}=0, \eta_{cc3}=0)$. La machine est chargée puis soumise à un premier défaut de $\eta_{cc1}=2.5\%$ et un autre défaut de $\eta_{cc1}=15\%$ présenté par la sous figure (IV.23-a). L'analyse est effectuée par l'approche proposée peut détecter le défaut de court circuit lorsque le ratio est important dans notre cas est 15%. Donc le système de détection ignore la charge et le défaut de 2.5% puis réagit pour le défaut jugé un peu sévère. Les impulsions de la sous figure (IV.23-e) du vecteur de seuillage informe sur l'état sain de la machine (état 1) et (l'état 0) état défectueux. Et la sous figure (IV.23-f) donne exactement le temps de défaut.

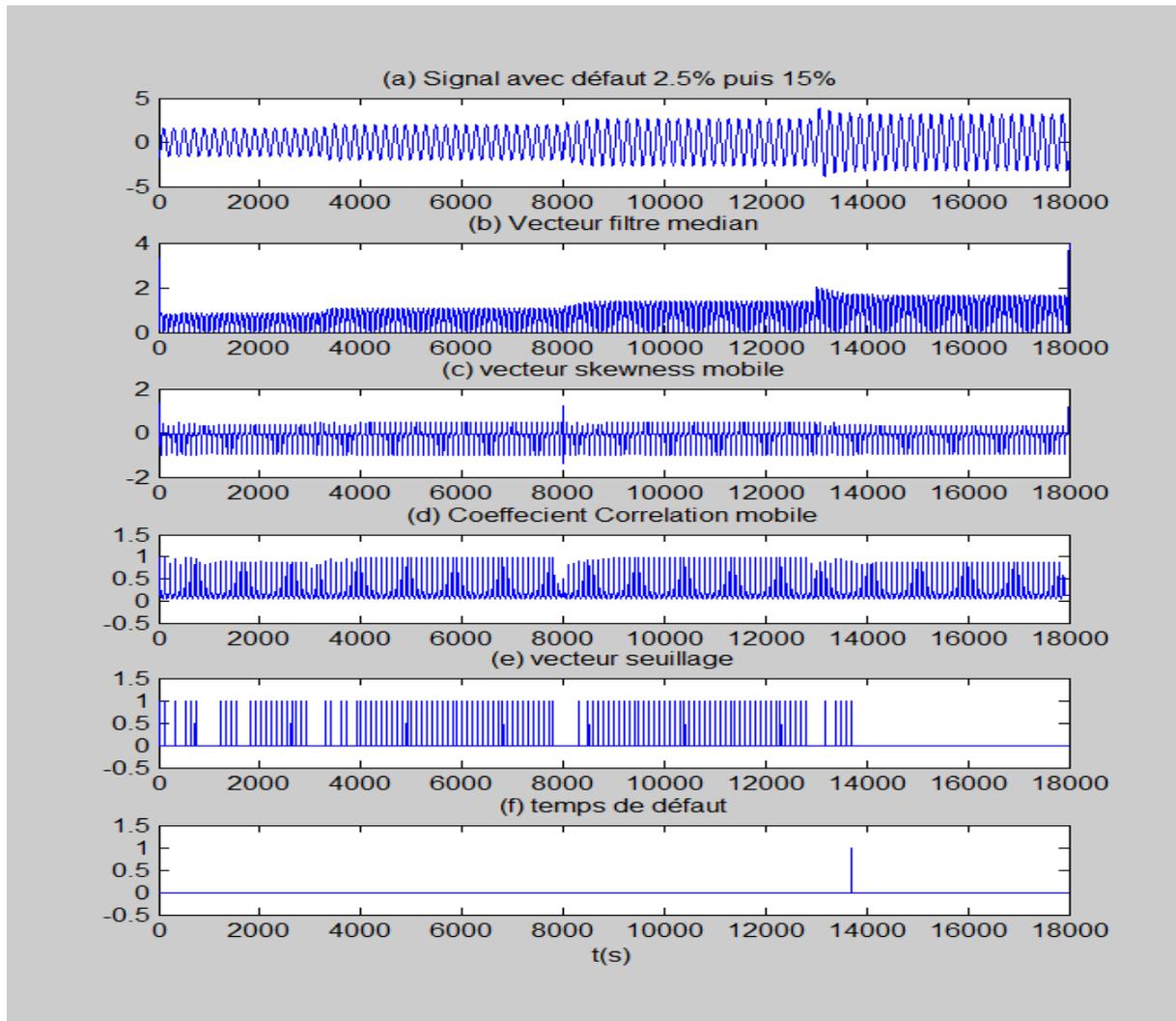


Figure (IV.23) : Résultats de la méthode proposée pour le défaut en court circuit de ($\eta_{ccl}=2.5\%$ puis $\eta_{ccl}=15\%$), avec db1.

IV.7.2 Analyse des signaux relevé expérimentalement

Le même principe d'analyse est appliqué sur les signaux relevés expérimentalement, ici on se contente de reprendre le signal dont le défaut de court circuit est de 15% sur une phase. L'analyse est effectuée par l'ondelette de gaus6. On voit clairement sur la sous figure (IV.24-f) que notre algorithme peut aisément détecter le défaut de court circuit injecté.

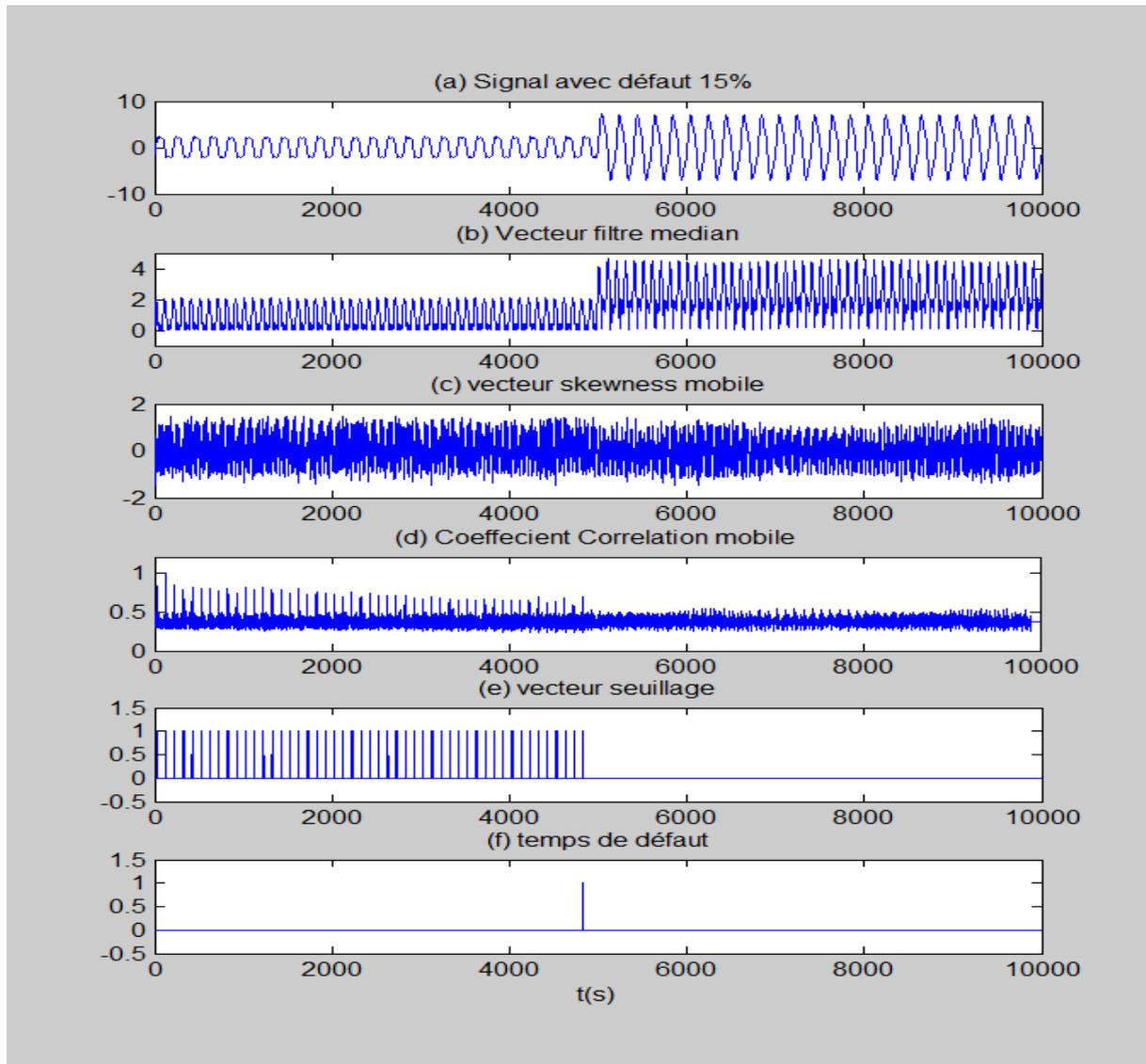


Figure (IV.24) : Résultats de la méthode proposée pour le défaut en court circuit de $(\eta_{cc1}=15\%, \eta_{cc2}=0\%, \eta_{cc3}=0\%)$, avec gauss6.

En conclusion, on peut dire que l'algorithme proposé, avec un bon choix de l'ondelette, peut détecter le défaut de court circuit à partir d'un seuillage donné afin de procéder à l'intervention automatique pour le neutraliser, c'est-à-dire arrêt de la machine.

IV.8 DEUXIEME APPROCHE PROPOSEE

IV.8.1 Classification avec ELM

Supposons $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ est un ensemble de signaux composé de N signaux \mathbf{x}_i de dimension d et $y_i \in \{1, \dots, P\}$ sont les étiquettes représentant les types de défaut avec P représentant le nombre de totale de défauts. Le vecteur \mathbf{x}_i représente les coefficients de la transformée d'ondelette obtenus par l'application de la Transformée en ondelettes ψ_{dl} sur les signatures originales $\mathbf{I}_i, i = 1, \dots, N$ avec dl représentant le niveau de décomposition. Nous renvoyons le lecteur pour plus de détails sur l'utilisation des ondelettes pour la détection de défaillances dans les moteurs [37],[62-63],[85-88].

La sortie j du classificateur ELM ayant P -sorties peut être donnée par la formule suivante:

$$f_j(\mathbf{x}) = \mathbf{h}(\mathbf{x})\mathbf{w}_j, \quad j = 1, \dots, P \quad (\text{IV.2})$$

Avec $\mathbf{w}_j \in \mathcal{R}^L$ représentant le vecteur des poids entre la couche cachée ayant un nombre de nœud égale à L et la sortie numéro j . L'ELM mappe l'entrée ayant une dimensionnalité égale à d à un autre espace de dimensionnalité L . Cette projection peut être faite dans un espace fini comme les réseaux de neurone ou infini comme les machine à vecteur de support connues sous le nom SVM.

Le problème d'optimisation associé avec l'ELM peut être formulé comme suit:

$$\text{Minimize: } L_{\text{Primal}} = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\xi_i\|^2$$

$$\text{Subject to: } \mathbf{h}(\mathbf{x}_i)\mathbf{w} = \boldsymbol{\eta}_i^T - \boldsymbol{\xi}_i^T, i = 1, \dots, N \quad (\text{IV.3})$$

Où C est un paramètre de régularisation. $\mathbf{w} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_P]$; est une matrice de dimension $P \times L$ formée par le fusionnement des vecteurs de poids $\mathbf{w}_j, j = 1, \dots, P$. $\boldsymbol{\eta}_i = [\eta_{i1}, \dots, \eta_{iP}]^T$ et $\boldsymbol{\xi}_i = [\xi_{i1}, \dots, \xi_{iP}]^T$ sont les classes et les erreurs d'apprentissage des P nœuds de sortie

respectivement, par rapport au signal d'apprentissage \mathbf{x}_i . Les étiquettes de sorties $\boldsymbol{\eta}_i$ sont égales à zéro sauf les entrées correspondant à l'étiquette \mathbf{y}_i , qui est égale à 1. En se basant sur les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), la détermination des poids de l'ELM est formulée comme suit:

$$L_{Dual} = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\boldsymbol{\xi}_i\|^2 - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^P \alpha_{ij} (\mathbf{h}(\mathbf{x}_i) \mathbf{w}_j - \eta_{ij} + \xi_{ij}) \quad (IV.4)$$

Ainsi la solution de ce problème est:

$$\mathbf{w}^* = \mathbf{H}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (IV.5)$$

Avec \mathbf{H} est la matrice de la couche cachée elle est définie comme suit:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ \mathbf{h}(\mathbf{x}_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(\mathbf{x}_1) & \dots & h_L(\mathbf{x}_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1(\mathbf{x}_N) & \dots & h_L(\mathbf{x}_N) \end{bmatrix} \quad (IV.6)$$

$\boldsymbol{\eta}$ est une matrice de dimension $N \times P$ construite de $\boldsymbol{\eta}_i^T$:

$$\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_1^T \\ \vdots \\ \boldsymbol{\eta}_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta_{11} & \dots & \eta_{1P} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta_{N1} & \dots & \eta_{NP} \end{bmatrix} \quad (IV.7)$$

et \mathbf{I} une matrice d'identité de taille $N \times N$.

La sortie d l'ELM est donnée par:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \mathbf{w}^* = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \mathbf{H}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (IV.8)$$

Dans la phase de prédiction, un signal de test \mathbf{x}_ℓ va être assigné à l'index de sortie ayant la valeur maximale :

$$y_\ell^* = \arg \max_{j \in \{1, \dots, P\}} f_j(\mathbf{x}_\ell) \quad (IV.9)$$

Dans l'espace de Kernel, la prédiction est donnée par:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_\ell) = \begin{bmatrix} k(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ k(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{K} \right)^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (IV.10)$$

Un choix typique de kernel est la fonction Gaussienne donnée par:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (\text{IV.11})$$

Avec γ paramètre de la gaussienne.

Durant la phase de training les paramètres de ELM (C et γ) sont estimés avec une méthode de (CV) cross-validation qui consiste à diviser le training en plusieurs parties. Puis l'ELM est entraîné sur une partie et testé sur les autres parties. Les meilleures performances sont sélectionnées. Le présent algorithme donne la description générale de la méthode:

Algorithme 1: Classification par ELM et DWT

Entrée:

- Signaux d'entraînement: $\mathcal{D} = \{(\mathbf{I}_i, \mathcal{Y}_i)\}_{i=1}^N$
- Signaux de test: $\{(\mathbf{I}_\ell)\}_{\ell=1}^M$
- Type d'ondelettes ainsi que le niveau de décomposition: ψ_{dl}

Sorties: Résultat de Classification

Step 1: obtenir les coefficients d'ondelettes des signaux d'entraînement

$$\mathbf{x}_i = \psi_{dl}(\mathbf{I}_i), \quad i = 1, \dots, N;$$

Step 2: Estimer les paramètres (C et γ) ELM en utilisant la méthode de cross-validation (CV);

Step 3: Obtenir le terme $\mathbf{F} = \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{K}\right)^{-1} \boldsymbol{\eta}$ de l'équation (IV.8); pour $\ell = 1:M$

Step 3: Obtenir les coefficients d'ondelettes des signaux de test signal $\mathbf{x}_\ell = \psi_{dl}(\mathbf{I}_\ell)$;

Step 4: Obtenir la fonction de décision du signal de test: $\mathbf{f}(\mathbf{x}_\ell) = \begin{bmatrix} k(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ k(\mathbf{x}_\ell, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix}^T \mathbf{F}$;

Step 5: Obtenir la classe du signal de test en utilisant (IV.9).

IV.8.2 Sélection du modèle avec (PSO)

Dans le cadre ci-dessus, le type d'ondelettes et le niveau de décomposition est défini a priori qui peut conduire à des résultats optimaux. Dans cette section, nous proposons de résoudre ce problème en exploitant la puissance des méthodes d'optimisation évolutionnaires. Notre objectif est d'identifier les ondelettes les plus appropriés qui peuvent mieux représenter les signaux de défaut, ainsi que les paramètres de l'ELM de manière automatique. Même si cet algorithme utilise PSO comme une solution possible en raison de sa simplicité et de son efficacité, d'autre méthode d'optimisation pourrait être utilisée.

Si on considère une population g_m de S particules, g_m ($m=1, 2, \dots, S$). Chaque particule g_m est considérée comme un vecteur de quatre dimensions encodé par :

- Type de l'ondelette (WT).
- Niveau de décomposition (dl).
- Le paramètre de régularisation C .
- Le paramètre γ du RBF de kernel.

Le choix de la fonction objective est important, sur cette base le PSO évalue la meilleur solution candidate g_m utilisée pour former le classificateur. Dans le cadre de cette étude, nous utilisons la précision de validation croisée (CV) en fonction de remise en forme (fonction objective) pour guider le processus de recherche [89].

$$f(g_m) = CV \quad (IV.12)$$

L'algorithme suivant fournit une description détaillée de la méthode d'optimisation proposée.

Algorithme 2: Classification par PSO-ELM

Entrée:

- Signaux d'entraînement : $\mathcal{D} = \{(\mathbf{I}_i, y_i)\}_{i=1}^N$
- Signaux de test: $\{(\mathbf{I}_\ell)\}_{\ell=1}^M$
- Taille de la population : S
- Constants d'accélération: φ_1, φ_2
- Poids d'inertie: w

Sortie: Estimation des paramètres: ψ_{dl}^* (ondelettes optimal et le niveau de décomposition), paramètres ELM (C^* et γ^*).

Step 1: Générer aléatoirement une population de S particules g_m ($m = 1, 2, \dots, S$). Chaque particule encode: type de l'ondelette, niveau de décomposition (dl), paramètres de ELM (C et γ);

Step 2: Pour chaque particule g_m ($m = 1, 2, \dots, S$), appliquer l'ondelette $\psi_{dl}(\mathbf{I}_\ell)$ (à partir d'un dictionnaire d'ondelettes) pour générer des signatures de formation initiale \mathbf{x}_i ;

Step 3: Pour chaque particule C_m , formé le classificateur ELM (avec la valeur initiale de C et γ codée dans la particule) sur l'ensemble de signaux $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^N$ et calculer les fonctions de conditionnement physique correspondant $f(g_m)$.

pour iter = 1: Max_iterations

Step 4: Utiliser les équations (III.15) et (III.16) pour générer et la mise à jour de la population de la taille S .

Step 5: Pour Chaque particule g_m , appliquer le correspondant $\psi_{dl}(\mathbf{I}_\ell)$ pour générer des signatures entraînées mises à jour \mathbf{x}_i ;

Step 6: Pour Chaque particule g_m , trainer un classificateur ELM (avec les valeurs C et γ codés en particules) sur l'ensemble de l'entraînement mis à jour $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^N$ et calculer la fonction objective $f(g_m)$.

Fin

- Step 7:* Sélectionner la meilleure particule C_m^* correspondant à la meilleure fonction objective $f(g_m)^*$ et utiliser ψ_{dt}^* pour générer des signatures d'entraînement $\{(\mathbf{x}_i^*, y_i)\}_{i=1}^N$ en utilisant l'onde détectée et le niveau de décomposition;
- Step 8:* Former un classificateur ELM (avec les valeurs estimées C^* and γ^* codées dans la meilleure particule C_m^*) sur l'entraînement optimal $\{(\mathbf{x}_i^*, y_i)\}_{i=1}^N$;
- Step 9:* Classez les signaux de test mappés avec l'ondelette optimale ψ_{dt}^* .

IV.8.3 Génération des signaux

Plusieurs signaux sont générés à partir d'un modèle simulé et autres relevé d'un banc d'essai au sein du laboratoire.

100 signaux sont générés pour chaque type de défaut, défaut de court circuit et défaut de rupture de barres et 100 autres sains, sous différentes charges.

Ensuite, ces signaux sont divisés en apprentissage (training) et de test de taille 150 signaux.

La dimension prise $d=1000$ points.

IV.8.4 La performance de classification

Les résultats de classification obtenus sont exprimés en termes de classe par classe, précisions et le temps de calcul. En outre, nous comparons les performances de la méthode de classification proposée par rapport à la SVM déjà utilisée [90].

IV.8.5 Classification avec ELM et DWT

Dans cette expérience, nous évaluons les résultats de la classification des ELM en utilisant différentes représentation de la fonction d'ondelettes. L'objectif est d'analyser l'impact du type d'ondelette, ainsi que le niveau de décomposition sur la modélisation des défauts. Au cours de la phase de l'apprentissage les paramètres (C et γ) ont été sélectionnés selon la procédure (CV), en séparant d'abord de manière aléatoire les données d'apprentissage en sous-ensembles mutuellement exclusifs de taille égale puis par l'apprentissage m fois le classificateur ELM modélisé avec des valeurs prédéfinies de C et γ . Puis on choisit les paramètres (C et γ) qui permettent d'obtenir les meilleures performances en moyenne du classificateur ELM. On note que les valeurs de C et γ ont été modifiées dans l'intervalle $[10^{-3}; 200]$ et $[10^{-3}; 2]$, respectivement.

La figure (IV.27) donne la précision globale (OA) pour les deux classificateurs en utilisant quatre types d'ondelettes (Daubechies, Biorthogonales, Coiflets et Symlets) et trois niveaux de décomposition (à savoir 2, 5 et 7). Comme est illustré, dans tous les cas ELM aboutit à une meilleure précision de la classification par rapport à SVM. En général, le type d'ondelettes et le niveau de décomposition ont un impact direct sur la précision de la classification en particulier pour les niveaux 5 et 7, respectivement. Comme on peut le voir, la plage de variation pour les trois niveaux de décomposition est égale à [91.33%, 95.33%], [93.33%, 96%] et [85.33%, 94.66%], respectivement. La meilleure précision de la classification est égale à 96% et est obtenu pour coif2 au niveau 5. La pire précision est égale à 85.33% et elle est obtenue pour db10 au niveau 7. Cependant, ces résultats sont meilleurs que ceux obtenus par SVM. En effet, pour le niveau 2, la précision de SVM est stable est égal 64.66%. Cependant, pour les niveaux 5 et 7, elle varie dans l'intervalle [60%, 75.33%] et [50.66%, 75,33%], respectivement. La meilleure précision de la classification est égale à 75,33% et est obtenu pour (db4, coif2 et sym4) au niveau 5 et (db1, bior1.1 et sym2) au niveau 7. La pire précision est égale à 50,66% et elle est obtenue pour db10 au niveau 7.

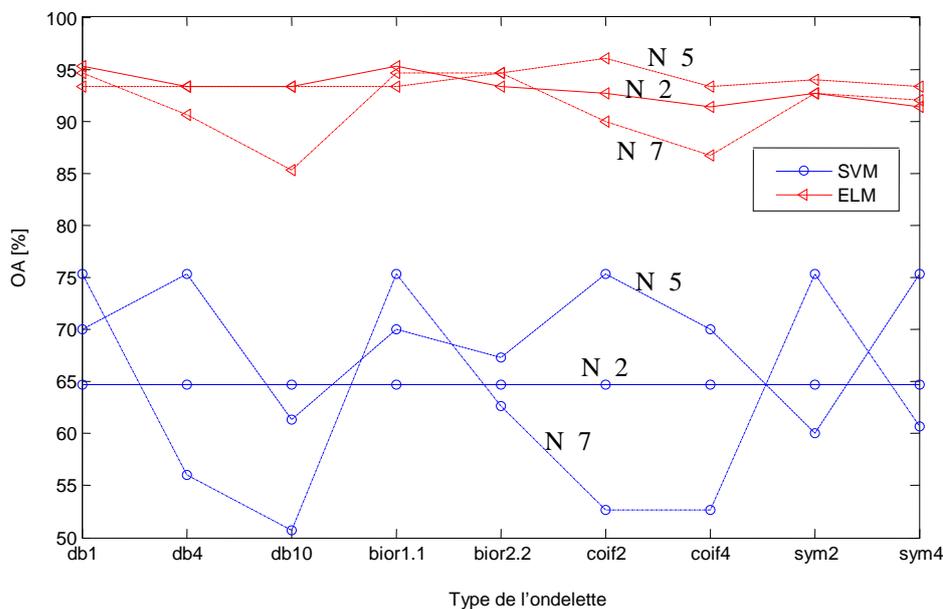


Figure (IV.27) : Précision globale de la classification.

Ces résultats préliminaires nous permettent de conclure que :

- 1) Le choix de la transformée en ondelettes est critique pour les signaux de défauts de l'IM.
- 2) Le classificateur ELM est plus performant que le classificateur SVM.

IV.8.6 Optimisation des paramètres avec PSO

Dans cette expérience, nous évaluons les performances du PSO-ELM, approche d'optimisation proposée, pour améliorer encore la précision de la classification.

En ce qui concerne PSO, nous considérons la taille de la population $S = 40$ et fixer le nombre de générations à 20. L'inertie w est pris 0.4 et $c_1=c_2 = 1$ [91,92].

Pour les ondelettes, nous construisons une classe de taille 40 composée de (Daubechies, Coiflet, Biorthogonales et Symlets). Il est intéressant de noter que d'autres ondelettes pourraient être également ajoutées comme aucune contrainte particulière n'est imposée par notre système sur cet aspect. La figure (IV.28) montre la valeur de la fonction d'apprentissage par rapport au nombre de générations pour PSO-ELM et PSO-SVM.

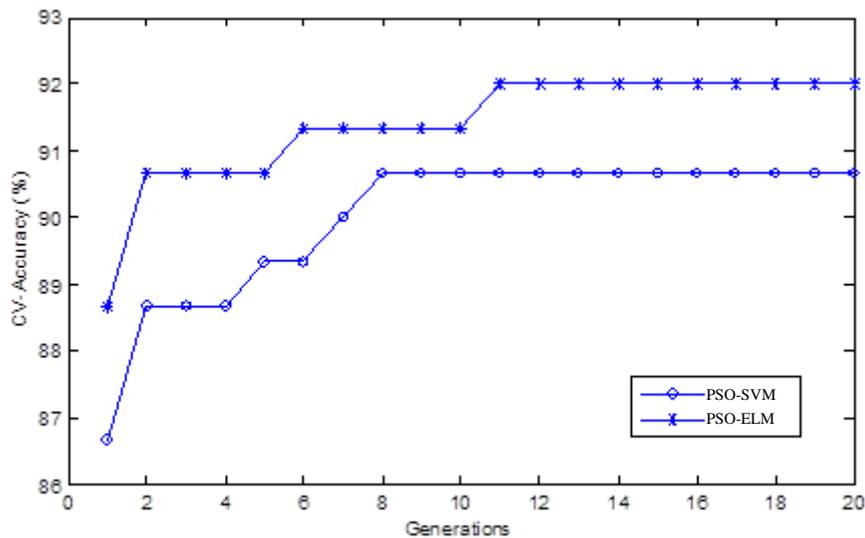


Figure (IV.28) : Précision de la fonction objective.

Ici aussi, nous fournissons les résultats d'optimisation des SVM pour comparaison avec ceux de l' ELM. Comme on peut le voir dans les deux scénarios, l'apprentissage atteint une valeur fixe après quelques itérations. De cette figure, on peut voir que la précision de CV obtenu par PSO-ELM est meilleure que celle obtenu par PSO-SVM. Le tableau (IV.1) montre les résultats obtenus pour la convergence par PSO-SVM et PSO-ELM, respectivement.

Tableau (IV.1) : Convergence des résultats.

Méthode de Classification	Signal sain	Défaut Stator	Défaut Rotor	précision globale OA [%]	Temps D'apprentissage [s]	Temps [s] Test
PSO-SVM	92	92	100	94.66	242	6×10^{-3}
PSO-ELM	98	90	100	96	120	3×10^{-3}

Le PSO-SVM donne la particule suivante :

$$g_m \{WT = db7, dl = 5, C = 18,2, \gamma = 0.32\}.$$

Cela signifie que :

- Le type d'ondelettes est db7.
- Le niveau de décomposition est égal à 5.
- La régularisation C puis la largeur du noyau γ sont égales à $C = 18.12$ et $\gamma = 0.32$, respectivement.
- La précision globale (OA) est égale à 94,66%, alors que la précision de classification individuelle, des signaux sains stator et rotor en défauts sont égaux à 92%, 92% et 100%, respectivement.

De l'autre côté, le PSO-ELM donne la particule suivante :

$$g_m \{WT=db10, dl=4, C=25.70, \gamma =1.82\}.$$

- Le type d'ondelettes est db10.
- Le niveau de décomposition est égal à 4.
- La régularisation C puis la largeur du noyau γ sont égales à $C = 25,70$ et $\gamma = 1.82$, respectivement.
- La précision globale (OA) est égale à 96%, tandis que les précisions de classifications individuelles pour les signaux sains, stator et rotor en défauts sont égales à 98%, 90% et 100%.

La figure (IV.29) montre les coefficients d'approximation obtenus par PSO-ELM pour trois signaux typiques sains, puis stator et rotor en défauts, respectivement.

D'après ces résultats, on peut voir que l'optimisation avec PSO permet de détecter automatiquement l'onde la plus appropriée ainsi que le niveau de décomposition pour représenter les signaux en défaut.

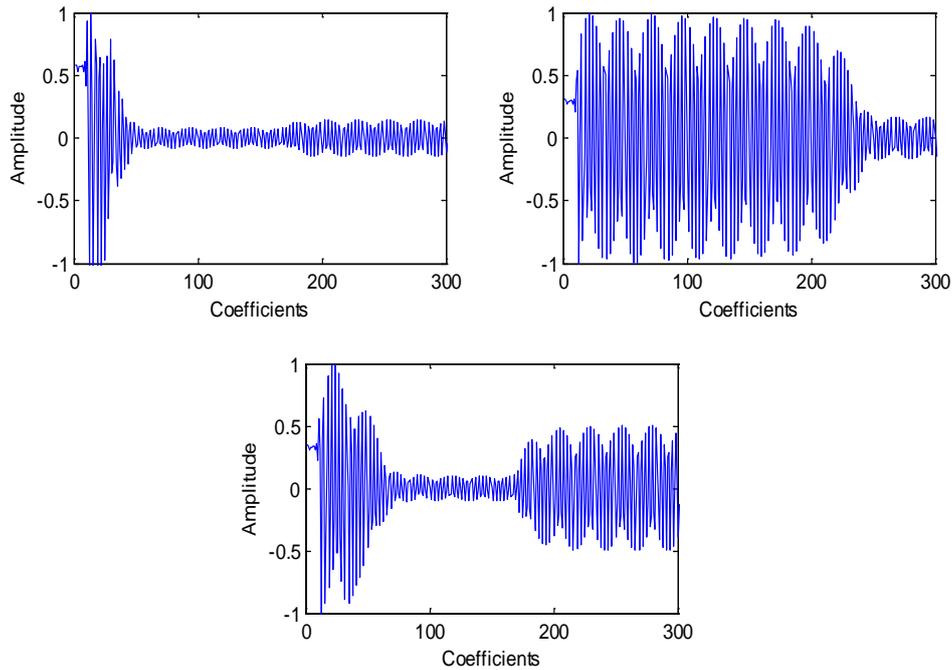


Figure (IV.29) : Coefficients d'approximation (WT=db7, $dl=5$) pour les signaux sain, CC-stator et rupture de barres.

IV. 9 CONCLUSION

Dans ce chapitre, subdivisé en deux parties, la première est consacrée au traitement des signaux par FFT, STFT puis par CWT. Ces signaux, générés à partir des modèles simulés et d'autres obtenus à partir d'un banc expérimental. Les lacunes que présente la FFT semblent avoir résolu par STFT, mais d'après ce qui a été exposé c'est après un choix adéquat de la fenêtre de pondération et le nombre de points de la fenêtre. Le passage aux ondelettes continues permet de détecter les signaux jugés à défaut sévères mais pas pour ceux dits naissants. D'où le développement d'un algorithme à base d'ondelette-skewness et corrélation qui a permis de donner de meilleurs résultats quelque soit la nature du défaut (faible ou sévère) du signal et avec un seuillage ajustable.

Ensuite, la deuxième partie est consacrée à la proposition d'une approche basée sur la technique des ondelettes discrètes et l'ELM dont les paramètres sont optimisés par PSO qui a permis de détecter automatiquement l'onde la plus appropriée ainsi que le niveau de décomposition pour représenter les signaux en défaut. Une comparaison, entre le classificateur à base des SVM et ELM, est donnée et d'après les résultats présentés il est apparu que le classificateur à base ELM-DWT est plus puissant que SVM-DWT en précision et temps de convergence.

CONCLUSION GENERALE

Vu leurs utilisation dans diverses applications, les machines asynchrones nécessitent une détection rapide et précoces de leurs défaillances. Le travail présenté dans cette thèse expose l'apport des méthodes basées sur les ondelettes et l'intelligence artificielle au diagnostic des défauts des machines asynchrones. Pour ce faire, il a été question de dévoiler les méthodes de diagnostic les plus fréquemment utilisées pour la détection des défauts en se référant à une recherche bibliographique assez exhaustive.

BILAN

Le contenu de la présente a été consacré au diagnostic des défauts électriques de la machine asynchrone par exploitation des courants de phases de la machine. Deux défauts sont modélisés et simulés afin de voir leurs effets sur le comportement de la machine. L'un c'est le court circuit des spires des enroulements d'une phase du stator et l'autre c'est la rupture des barres rotoriques. Les résultats obtenus montrent que les variables (vitesse, couple et courant) sont influées par ces défauts. Ainsi les défauts cités peuvent être détecté à partir de l'une de ces variables et alors on choisi la phase instantanée du courant. L'analyse des signaux, obtenus par simulation et par expérimentation, a été menée par FFT, STFT et CWT révèle l'existence de ces défauts avec un calibrage bien adapté. La CWT a surmonté les limites qui confrontent la FFT et STFT, la localisation temporelle et le problème de fenêtrage. Donc notre objectif est la détection des défauts naissants à un stage précoce par proposition d'un système automatisé de diagnostic des défauts de la machine asynchrone.

CONTRIBUTIONS ET RESULTATS

Cette section expose l'apport des méthodes basées sur les ondelettes continues et discrètes au diagnostic des défauts des machines asynchrones, deux approches sont proposées :

1/ Une première approche basée sur ondelette(CWT)-Skewness-Corrélation (CSC) est appliquée pour définir le temps exact de la défaillance de la machine, l'étude est basée essentiellement sur le défaut de court circuit des spires d'une phase du stator. Des applications sur le défaut de court circuit des spires d'une phase des enroulements statoriques sont données, le choix du type de l'ondelette est souhaitable pour une convergence fine des résultats.

2/ Une deuxième approche utilise un classificateur basée sur ELM-DWT dont les paramètres sont optimisés par la technique d'optimisation heuristique PSO pour définir les défauts par reconnaissance de forme. Cette approche utilise quatre critères tel que présenté :

- Le type d'ondelettes.
- Le niveau de décomposition de l'ondelette.
- Le paramètre de régularisation C .
- La largeur du noyau γ .

Des applications avec des défauts de court circuit et ruptures de barres rotoriques sont présentées avec discussion des résultats. Une étude comparative entre deux classificateurs PSO-SVM et PSO-ELM est donnée dont les performances du deuxième sont d'autant meilleurs que le premier.

Donc c'est par ces deux approches proposées que nous considérons que notre contribution a eu lieu. Bien sûr avec des résultats que nous considérons également qu'ils sont très satisfaisants.

PERSPECTIVES

Bien que, les objectifs susvisés dans l'introduction ont été suffisamment atteints, toutefois, le travail de la présente thèse n'offre pas la solution idéale pour faire face aux contraintes liées au diagnostic et à la détection de défauts des machines tournantes mais il pourrait donner des idées pour des études plus performantes dans cet axe. En effet, il en demeure des perspectives qui sont à même à suggérer :

- Une identification des paramètres du modèle et la détection des défauts sur site réel par les deux approches proposées.

- Voir la possibilité d'étendre ces méthodes proposées à une approche globale du diagnostic lors de l'alimentation de la machine avec un onduleur plus entrainement de charge ou par leurs intégration dans une commande proposée.
- Utilisation d'autres grandeurs pour la détection des défauts telles que la vitesse et le couple et essayer d'introduire les défauts de roulements parce qu'ils constituent un nombre important dans les défaillances des machines asynchrones, donc une étude électromécanique est souhaitée.

Annexe

Les paramètres de la machine utilisée pour le relevé expérimental des signaux de défaut de court circuit du stator.

Puissance nominale : $P_n = 1.1 \text{ kW}$

Tension nominale : 220/380 V

Courant nominal : 4,9 / 2,8 A

$\cos\varphi$: 0.84

Vitesse nominale : 1400 tr/mn

$R_s = 12.75 \Omega$ $R_r = 5.1498 \Omega$ $L_s = 0.4991 \text{ H}$ $L_r = 0.4331 \text{ H}$ $f_s = 50 \text{ Hz}$ $p = 2$

$L_m = 0.4331 \text{ H}$ $f = 0.001 \text{ Nm s / rd}$ $J = 0.0035 \text{ Kg m}^2$.

Comme le montre la figure (A.1), Il s'agit d'une machine asynchrone dont les bobines des phases statoriques sont directement accessibles, ce qui permet de choisir le pourcentage du défaut de court-circuit statorique.

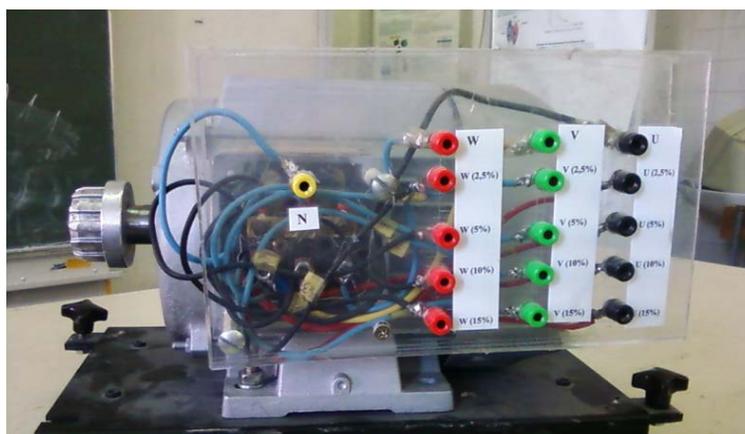


Figure (A.1) : Photo de Machine Asynchrone.

La figure (A.2) montre le montage réalisé pour le relevé expérimental des données.

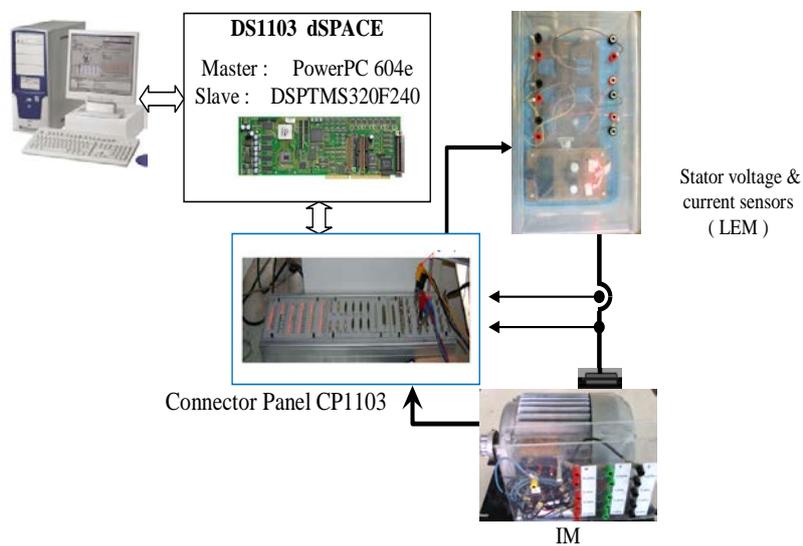


Figure (A.2) : Montage réalisé.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] B. Trajin, "Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones," Thèse de doctorat, l'Institut National Polytechnique de Toulouse, 1 Décembre 2009.
- [2] P. Tavner, L. Ran, J. Penman, and H. Sedding, *Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines*, 2 ed. London, United Kingdom: Institution of Engineering and Technology, 2008.
- [3] Chatelain Jean, "Traité d'électricité, " Tome 1, Presse polytechniques Romandes -1983
- [4] O. Ondel, " Diagnostic par reconnaissance des formes: Application a un ensemble convertisseur – machine asynchrone," Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, France, 2006.
- [5] BAGHLI Lotfi, " Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques," Thèse présentée pour l'obtention du titre de doctorat à l'université Henri Poincaré, Nancy I, en génie électrique - 1999
- [6] Sorin Gusia, " Modélisation des systèmes électroniques de puissance à commande MLI Application aux actionnements électriques, " Université catholique de Louvain, Thèse de doctorat – 2005.
- [7] B. Vaseghi, "Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre spires," Thèse de doctorat, GREEN - Groupe de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nancy, Nancy Université - Institut National Polytechnique de Lorraine, 2009.
- [8] Andrian CEBAN, " Méthode globale de diagnostic des machines électriques, "Thèse de doctorat, Université Lille (Nord), France, 2 février 2012.
- [9] A. H. Bonnett and C. Yung, "Increased Efficiency Versus Increased Reliability," *Industry Applications Magazine, IEEE*, vol. 14, pp. 29-36, 2008.
- [10] W. T. Thomson, "A review of on-line condition monitoring techniques for three-phase squirrel cage 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.

-
- [11] M. Zhifeng Dou, "Sûreté de fonctionnement des convertisseurs Nouvelles structures de redondances pour onduleurs sécurisés à tolérance de pannes," Thèse de doctorat, l'Institut National Polytechnique de Toulouse, France, 4 novembre 2011.
- [12] A. H. Bonnet, "Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 28, no. 4, pp. 921–437, Jul./Aug. 1992.
- [13] A. Ibrahim, "Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée," Thèse de doctorat, Ecole Doctorale Sciences, ingénierie, santé, Université Jean Monnet, France, 10 Mars 2009.
- [14] O. V. Thorsen and M. Dalva, "A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 31, pp. 1186-1196, 1995.
- [15] Subhasis Nandi and Hamid A. Toliyat, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines- a review, " *Industry Applications Conference, 1999. Thirty-Fourth IAS Annual Meeting. Conference Record of the 1999 IEEE*. 197 - 204 vol.1, 03 Oct 1999-07 Oct 1999.
- [16] O. V. Thorsen and M. Dalva, "Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 35, pp. 810-818, 1999.
- [17] Arfat Siddique, G. S. Yadava, and Bhim Singh, "A Review of Stator Fault Monitoring Techniques of Induction Motors, " *IEEE Transactions On Energy Conversion*, Vol. 20, No. 1, March 2005.
- [18] A. H. Bonnett and C. Yung, "Increased Efficiency Versus Increased Reliability," *Industry Applications Magazine, IEEE*, vol. 14, pp. 29-36, 2008.
- [19] S. Bazine, "Conception et implémentation d'un Méta-modèle de machines asynchrones en défaut," Thèse de doctorat, Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle (LAI) - EA 1219, Université de Poitiers, 2009.
- [20] S. A. S. Al Kazzaz and G. K. Singh, "Experimental investigations on induction machine condition monitoring and fault diagnosis using digital signal processing techniques," *Electric Power Systems Research*, vol. 65, pp. 197-221, 2003.
- [21] Anh Tho Vu Thi, "Propriétés diélectriques de matériaux isolants sous contraintes impulsionnelle répétitive. Application aux modules de commutation en électronique de puissance, " Thèse de doctorat, Université de Grenoble, France, 7 Aout 2006.

-
- [22] Jérôme Vallon, "Introduction à l'étude de la fiabilité des cellules de commutation à IGBT sous fortes contraintes, " Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, France, 17 Décembre 2003.
- [23] Julie Le Gal, "Intégration des fonctions de protection avec les dispositifs IGBT," Thèse de doctorat de l'université de Toulouse, 20 Avril 2010.
- [24] M. S. Naït-Saïd, M. E. H. Benbouzid et A. Benchaid, "Detection of broken bars induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation" IEEE Transactions on energy conversion, Vol.15, no.1, pp. 66-70, Mars 2000
- [25] E. Schaeffer, "Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts," Thèse de doctorat, Institut de Recherche en Cybernétique de Nantes, École Centrale de Nantes, Nantes, France, 1999.
- [26] S. Bachir, "Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique," Thèse de doctorat, Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle de Poitiers, Université de Poitiers, Poitiers, France, 2002.
- [27] G. M. Joksimovic´ and J. Penman, "The Detection of Inter-Turn Short Circuits in the Stator Windings of Operating Motors", ", IEEE Trans. Ind. Elec., vol. 47, no. 5, pp 1078- 1084, OCT. 2000
- [28] M. E. H. Benbouzid , M. Vieira and C. Theysal., "Induction motors faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques," IEEE Trans. Power Electron., vol. 14, no. 1, pp. 14–22, Jan. 1999.
- [29] J. Cusidó, L. Romeral, Juan A. Ortega, Javier A. Rosero and A. G. Espinosa, "Fault Detection in Induction Machines Using Power Spectral Density in Wavelet Decomposition," IEEE Trans. Ind. Elec., vol. 55, no. 2, February 2008.
- [30] Z.K. Peng, F.L. Chu, "Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography," Mechanical Systems and Signal Processing 18 (2004) 199–221.
- [31] Zhengping Zhang, Zhen Ren, and Wenying Huang, " A Novel Detection Method of Motor Broken Rotor Bars Based on Wavelet Ridge, " IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 18, no. 3, p. 417-423, September 2003.
- [32] Ben Khader Bouzid , M.; Champenois, G.; Mrabet, B. N.; Signac, L.; and Jelassi, K. , " An Effective Neural Approach for the Automatic Location of Stator Interturn Faults in Induction Motor, " IEEE Trans. Ind. Elec., 55(12), 4277- 4289. (2008)

-
- [33] Jing Huang, Ganesh K. Venayagamoorthy, and Keith Corzine, "Identification of Induction Machines Stator Currents with Generalized Neurons," IEEE PES PowerAfrica 2007 Conference and Exposition Johannesburg, South Africa, pp.1-7 , 16-20 July 2007
- [34] Zidani F., Diallo D., Benbouzid M. E. H., Nait-Said R., « A fuzzy based approach for the diagnosis of fault modes in a voltage-fed PWM inverter induction motor drive », IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 55, n°2, p. 586-593, Feb. 2008.
- [35] P. Vicente J. Rodriguez, A. Arkkio," Detection of stator winding fault in induction motor using fuzzy logic," Applied Soft Computing 8 (2008) 1112–1120
- [36] H. Razik; M. B. R. Correa; E. R. C. da Silva, ," An application of genetic algorithm and fuzzy logic for the induction motor diagnosis," IEEE Conference Publications Industrial Electronics, 2008. IECON 2008. 34th Annual Conference of IEEE. Pages : 3067 - 3072, 10-13 Nov. 2008.
- [37] Rajeswari.C, Sathiyabhama.B, Devendiran.S & Manivannan.K, "Bearing fault diagnosis using wavelet packet transform, hybrid PSO and support vector machine," Elsevier, Science Direct, Procedia Engineering 97 (2014) 1772 – 1783.
- [38] Wei Hu, Gui Liu, Li Fu, Hongmei Zhang, " Research of Motor Fault Diagnosis Based on PSO Algorithm, " 2013 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), pages : 4600 - 4603 ,25-27 May 2013.
- [39] Zhiwen Liu, Hongrui Cao, Xuefeng Chen, ZhengjiaHe, Zhongjie Shen, "Multi-fault classification based on wavelet SVM with PSO algorithm to analyze vibration signals from rolling element bearings, " Elsevier, Science Direct, Neurocomputing 99 (2013) 399–410.
- [40] Widodo A., Yang B.S and Han T., Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors, Expert Systems with Applications, 32 (2007) 299–312.
- [41] Konar P., Chattopadhyay P., Bearing fault detection of induction motor using wavelet and Support Vector Machines (SVMs), Applied Soft Computing, 11 (2011) 4203–4211.
- [42] Matic D., Kulic F., Sanchez M.P, Kamenko I., Support vector machine classifier for diagnosis in electrical machines: Application to broken bar, Expert Systems with Applications, 39 (2012) 8681–8689.
- [43] Keshes H., Braham A., Lachiri Z., Broken rotor for diagnosis in induction machines through stationary wavelet packet transform and multiclass wavelet SVM, Electric Power Systems Research, 97 (2006) 151-157.

-
- [44] R. Casimir, "Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes," Thèse de doctorat, Centre de Génie Electrique de Lyon (CEGELY – UMR 5005 CNRS), Ecole Centrale de Lyon, Villeurbanne, France, 2003.
- [45] S. Nandi, H. A. Toliyat, and L. Xiaodong, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—a review," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 20, pp. 719–729, December 2005.
- [46] Mehrjou, M. R.; Mariun, N.; Marhaban, M. H.; Misron, N., "Rotor fault condition monitoring techniques for squirrel-cage induction machine—A review. " *Mechanical Systems and Signal Processing*. 25 , 2827-2848. (2011).
- [47] Da Silva A.M., Povinelli R.J., and Demerdash N.A.O., "Induction machine broken bar and stator short-circuit fault diagnostics based on three-phase stator current envelopes, " *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, (vol. 55 no3, pp.1310–1318. March 2008.
- [48] Wei Zhou, "Incipient bearing fault detection for electric machines using stator current noise cancellation," Thèse de doctorat, School of Electrical and Computer Engineering, Georgia Institute of Technology, December 2007.
- [49] A.M. Younus, Bo-Suk Yang, "Wavelet co-efficient of thermal image analysis for machine fault diagnosis, " in: Proc. IEEE Conf. Prognostics and Health Management, 2010, pp. 1–6.
- [50] A.M. Younus, A. Widodo, Bo-Suk Yang, Evaluation of thermography image data for machine fault diagnosis, *Journal of Nondestructive Testing and Evaluation* (3) (2010) 231–247.
- [51] Leroy sommer guide d'utilisation, "Moteurs asynchrones triphasés ouverts Installation et maintenance," http://www.leroy-somer.com/documentation_pdf/2197_fr.pdf.
- [52] M. Eftekhari, M. Moallem, S. Sadri, Min-Fu Hsieh, "A novel indicator of stator winding inter-turn fault in induction motor using infrared thermal imaging," *Infrared Physics & Technology*., 61 (2013) 330–336
- [53] G. Didier, "Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances," Thèse de doctorat, Groupe de Recherche en Electrotechnique et Electronique de Nancy, Université Henri Poincaré, Nancy-I, Nancy, France, 2004.
- [54] Esseddik Ferdjallah Kherkhachi, "Diagnostic du système isolant des machines électriques par identification paramétrique dans un contexte de maintenance prédictive des turbines offshores, " Thèse de doctorat, Université de Nantes, France, 2015.

- [55] Abdesselam LEBAROU, " Modélisation et techniques orientées vers le diagnostic de la machine asynchrone associée à des sources variables," Thèse de doctorat, Département d'Electrotechnique de l'Université de Constantine, 23 Septembre 2006.
- [56] Hattab Guesmi , Samira Ben Salem, Khmais BachaHattab Guesmi , Samira Ben Salem, Khmais Bacha, "Smart wireless sensor networks for online faults diagnosis in induction machine, " Elsevier , Science Direct, Computers and Electrical Engineering 41 (2015) 226–239.
- [57] Caron J. P., Hautier J.P., Modélisation et commande de la machine asynchrone, Edition Technicpub- 1995.
- [58] Smail Bachir, Slim Tnani, Jean-Claude Trigeassou, and Gérard Champenois, " Diagnosis by Parameter Estimation of Stator and Rotor Faults Occurring in Induction Machines IEEE Transactions on Industrial Electronics, pp : 936-773. vol. 53, no. 3, june 2006 963
- [59] Steven T. Karris, " Signals and Systems with Matlab Computing and Simulink Modeling, " Fourth Edition, 2008 Orchard Publications. www.orchardpublications.com
- [60] Frédéric Truchetet, " Ondelettes pour le signal numérique, " Editions Hermes, Paris, 1998.
- [61] El-Houssin El-Bouchikhi, Vincent Choqueuse, Mohamed Benbouzid, Frédéric Charpentier Jean, "Etude Comparative des Techniques de Traitement du Signal Non-Stationnaires Dédiées au Diagnostic des Génératrices Asynchrones dans les Eoliennes Offshores et les Hydroliennes," EF2011, Dec 2011, Belfort, France. pp.1-10, 2011. <hal-00657623>. <https://hal.archives-ouvertes.fr>
- [62] I.Tsoumas, G.Georgoulas, E.Mitronikas, A.Safakas, "Asynchronous Machine Rotor Fault Diagnosis Technique Using Complex Wavelets", IEEE Trans.En.Conversion,Vol. 23, No. 2, pp. 444-459 ,June 2008
- [63] RuqiangYan, RobertX.Gao, XuefengChen, " Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications," Signal Processing 96 (2014) 1–15
- [64] Transformée en ondelettes - Gwyddion : <http://gwyddion.net/documentation/user-guide-fr/wavelet-transform.html>
- [65] Montaine Bernard, "Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence, " Thèse pour l'obtention du Grade de docteur de l'université de Poitiers, Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées (30 novembre 2006)
- [66] Kennedy J., and Eberhart R. C., Particle swarm optimisation, Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, (1995) 1942-1948.

-
- [67] Kennedy J., Eberhart R. C., "Swarm Intelligence, " San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 2001.
- [68] S. Bazi " *Contribution à la Commande Robuste d'une Machine Asynchrone par la Technique PSO« Particle Swarm Optimization »*" Mémoire de Magister, Université de Batna, 07/05/2009.
- [69] Mohamed Abdelkader Bencherif, "les méthodes avancées pour la classification semi-supervisée de données partiellement connues, " Thèse pour l'obtention du Grade de docteur de l'université, Spécialité : Electronique, Université Saâd Dahlab- Blida. Avril 2015
- [70] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, "Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks," in Neural Networks, 2004. Proceedings. 2004 IEEE International Joint Conference on, 2004, pp. 985-990.
- [71] G.-B. Huang, H. Zhou, X. Ding, and R. Zhang, "Extreme learning machine for regression and multiclass classification," Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, vol. 42, pp. 513-529, 2012.
- [72] G. Huang, S. Song, J. N. Gupta, and C. Wu, "Semi-supervised and unsupervised extreme learning machines," 2014.
- [73] P. L. Bartlett, "The sample complexity of pattern classification with neural networks: the size of the weights is more important than the size of the network," Information Theory, IEEE Transactions on, vol. 44, pp. 525-536, 1998.
- [74] M. T. Hanna, "The revised direct batch evaluation algorithm of optimal eigenvectors of the DFT matrix using the notion of Moore-Penrose matrix pseudoinverse," in Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP), 2014 6th International Symposium on, 2014, pp. 433-436.
- [75] K. Tanabe, "Projection method for solving a singular system of linear equations and its applications," Numerische Mathematik, vol. 17, pp. 203-214, 1971.
- [76] G.-B. Huang and L. Chen, "Enhanced random search based incremental extreme learning machine," Neurocomputing, vol. 71, pp. 3460-3468, 2008.
- [77] G.-B. Huang, L. Chen, and C.-K. Siew, "Universal approximation using incremental constructive feedforward networks with random hidden nodes," Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 17, pp. 879-892, 2006.
- [78] G. Gordon and R. Tibshirani, "Karush-kuhn-tucker conditions," Optimization, vol. 10, p. 725.

-
- [79] Y. Lan, Y. C. Soh, and G.-B. Huang, "Ensemble of online sequential extreme learning machine," *Neurocomputing*, vol. 72, pp. 3391-3395, 2009.
- [80] Q.-Y. Zhu, A. K. Qin, P. N. Suganthan, and G.-B. Huang, "Evolutionary extreme learning machine," *Pattern recognition*, vol. 38, pp. 1759-1763, 2005.
- [81] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, "Extreme learning machine: theory and applications," *Neurocomputing*, vol. 70, pp. 489-501, 2006.
- [82] G.-B. Huang and C.-K. Siew, "Extreme learning machine with randomly assigned RBF kernels," *International Journal of Information Technology*, vol. 11, pp. 16-24, 2005.
- [83] G.-B. Huang, D. H. Wang, and Y. Lan, "Extreme learning machines: a survey," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 2, pp. 107-122, 2011.
- [84] J. L. Lacoume, P. O. Amblard et P. Comon, "statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal," Masson, Paris, 1997.
- [85] Sarkar, S.; Das, S.; Purkait, S.; and Chakravorti, P., "Application of Wavelet Transform to Discriminate Induction Motor Stator Winding Short Circuit Faults from Incipient Insulation Failures," *IEEE Conference Publications (ICPEN)*. 1-6. (2012).
- [86] Ruqiang Yan and Robert X. Gao, "Energy-Based Feature Extraction for Defect Diagnosis in Rotary Machines," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 58, n°. 9, September 2009.
- [87] Kompella, A. K. C. D.; Rao, M. V. G.; Rao, R. S.; and Sreenivasu, R. N., "Estimation of Bearing Faults in Induction motor by MCSA using Daubechies Wavelet," *IEEE Conference Publications (ISEG)*, 1-6. 2014).
- [88] Briz, F.; Degner, M. W.; García, P.; and Bragado, D., "Broken Rotor Bar Detection in Line-Fed Induction Machines Using Complex Wavelet Analysis of Startup Transients," *IEEE Trans. Ind. App.* 44(3), 760-768. (2008).
- [89] Stone M., "Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions," *J. Roy. Stat. Soc. B*,(36 (1974) 111–147).
- [90] Hsu C-W., Lin C-J., "A comparison of methods for multiclass support vector machines," *IEEE Trans. Neural Networks*, (13 (2002) 415–425).
- [91] Bazi Y, and Melgani F., "Semi-supervised PSO SVM regression for biophysical parameter estimation," *IEEE Trans. Geoscience Remote Sensing*, 45 (2007) 1887-1895.
- [92] S. Bazi, M.S Nait Said, "Extreme Learning Machines and Particle Swarm Optimization for Induction Motor Faults Detection and Classification," *International Journal of Engineering Inventions*, VOL. 10, NO. 4, p. 501-509, August 2015.

ملخص : نظرا لتواجده في العديد من الأماكن الصناعية و خاصة الحساسة منها، كان لزاما على دور الصناعة المنتجة للمحركات اللاتوافقية إيجاد برامج خاصة لاستشعار الأعطاب و تشخيصها مهما كان نوعها اتقاء لمخاطر أعظم. في هذا الورد و من مخبر أنظمة الدفع - التحريض الكهرومغناطيسي تم وضع مقاربتين لاستشعار الأعطاب. الأولى تعتمد على الإحصائية التوافقية الثلاثية-درجة الارتباط- المويجات المستمرة، حيث و بالتطبيق تم رصد زمن العطب بدقة و هذا مهما كانت درجته. المقاربة الثانية من خلال إنجاز مصنف للإشارات تعتمد على آلة التعلم المتطرفة و المويجات المتقطعة باستعمال سرب الجسيمات الأمثل من أجل استشعار العطب في حينه.

مفاتيح الكلمات : المويجات، آلة التعلم المتطرفة، الاعطاب، التشخيص، المحرك اللاتوافقي، سرب الجسيمات الأمثل، الإحصائية التوافقية الثلاثية.

Résumé: En raison de sa présence dans des nombreux domaines industriels, y compris ceux très sensibles. De ce fait, il a été nécessaire aux entreprises productrices des moteurs asynchrones de créer des programmes spéciaux pour la détection et le diagnostic des défauts quelques soient leurs natures pour éviter les gros endommagements. Dans cet axe et au sein du laboratoire des systèmes propulsion - induction électromagnétiques, deux approches pour la détection et le diagnostic des défauts dans les machines asynchrones sont proposées. La première est basée sur skewness-corrélation-ondelette continue, par application il est avéré qu'elle est puissante dans la localisation du temps exact du défaut. La seconde est basée sur (ELM-DWT) pour réaliser un classificateur de détection de défaut.

Mots Clés: Ondelettes, Machine d'Apprentissage Extrême (ELM), Défauts, Diagnostic, Moteur à Induction (IM), Optimisation par particules des essaims (PSO), Skewness.

Abstract: Due to its presence in many industrial fields, including sensitive places. Thereby, it was necessary for companies producing asynchronous motors to create special programs for the detection and diagnosis of faults and identify their nature to avoid big damage. To this end, in the laboratory of propulsion systems - electromagnetic induction, two approaches for the detection and diagnosis of faults in asynchronous motor are proposed. The first is based on skewness-correlation-continuous wavelet, which has shown powerful in locating the exact time default. The second is based on the extreme learning machine classifier (ELM-DWT) for performing a fault detection classifier.

Keywords: Wavelets, Extreme Learning Machine (ELM), Faults, Diagnostic, Induction Motor (IM), Particle Swarm Optimization (PSO). Skewness.