

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -
Tasdawit Akli Muhend Ulhag - Tubirett -
Faculté des Sciences Appliquées



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أكلي محمد أولحاج
- البويرة -
كلية العلوم التطبيقية

Mémoire de Master

Présenté au

Département: Génie Électrique

Domaine : Sciences et Technologies

Filière: Electrotechnique

Spécialité: Electrotechnique Industrielle

Réalisé par :

Nadir Bochra

Thème

***Détection des défauts de roulement par analyse des signaux
vibratoires***

Soutenu le: **24/06./2025** Devant

la commission composée de :

N.Yassa	M.C.A	Univ. Bouira	Président
S.Haroun	M.C.A	Univ. Bouira	Examineur
A.Kabla	M.C.A	Univ. Bouira	Encadreur
Z.Asradj	M.C.A	Univ. Bouira	Co-Encadreur

Année Universitaire : 2024-2025

Remerciement

Avant tout, je remercie Allah, Le Tout-Puissant, pour m'avoir donné la force, la patience et la volonté nécessaires pour mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon encadrante Madame Dr.Kabla Aida, pour sa précieuse orientation, sa disponibilité et ses conseils pertinents tout au long de ce mémoire.

Je remercie également les membres du jury, pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'évaluer ce travail.

Mes remerciements s'adressent également à tous les enseignants du département de Génie Électrique pour les connaissances et les compétences qu'ils nous ont transmises tout au long de notre parcours universitaire.

Merci

Dédicace

Je dédie ce travail :

À mes parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices et leur soutien moral sans faille.

Qu'Allah vous protège et vous accorde une longue vie.

À mes frères et sœurs, pour leur présence rassurante et leurs encouragements constants.

À mes amis(es) fidèles, qui ont partagé avec moi les moments de joie comme ceux de difficulté, et qui m'ont toujours motivée à aller de l'avant.

À toutes les personnes qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

Avec tout mon respect et ma reconnaissance

MERCI

Résumé

Ce travail vise à surveiller l'état de fonctionnement des machines tournantes, notamment des moteurs asynchrones, en détectant les défaillances de roulements grâce à l'analyse des signaux vibratoires enregistrés sous diverses conditions de charge. Pour atteindre cet objectif, une méthode avancée de traitement du signal a été utilisée, combinant les techniques CEEMDAN (Complete Empirical Component Analysis with Adaptive Noise) et TKEO (Teager-Kaiser Energy Index), ainsi qu'une analyse circonstancielle. Cette méthodologie a permis d'extraire les composantes les plus significatives du signal, contribuant ainsi à la détection précoce des défaillances mécaniques. Les résultats ont démontré l'efficacité de la méthode proposée, même sous variations de charge, en distinguant clairement les états sains des états défectueux.

Mots clés : CEEMDAN (Décomposition en modes empiriques ensembliste complémentaire avec bruit adaptatif), TKEO (Opérateur d'énergie de Teager-Kaiser), Analyse d'enveloppe, Défaits de roulements, Signaux vibratoires, IMF (Fonction modale intrinsèque), EMD (Décomposition modale empirique).

Abstract

This study focuses on condition monitoring of rotating machinery, especially asynchronous motors. The main goal is to detect bearing faults through the analysis of vibration signals recorded under different load conditions. An advanced signal processing approach was adopted, combining CEEMDAN (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise), the TKEO (Teager-Kaiser Energy Operator), and envelope analysis. This methodology allowed the extraction of key signal components, enhancing the identification of mechanical anomalies at an early stage. The results demonstrated clear differences between healthy and faulty states, highlighting the effectiveness of the approach even under varying loads.

Keywords: CEEMDAN (Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise), TKEO (Teager-Kaiser Energy Operator), Envelope analysis, Bearing faults, Vibration signals, IMF (Intrinsic Mode Function), EMD (Empirical Mode Decomposition)

الملخص

يهدف هذا العمل إلى مراقبة الحالة التشغيلية للألات الدوارة، وبشكل خاص المحركات غير المتزامنة، من خلال الكشف عن أعطال المحامل اعتماداً على تحليل الإشارات الاهتزازية المسجلة تحت ظروف تحميل مختلفة. لتحقيق هذا الهدف، تم استخدام طريقة متقدمة في معالجة الإشارة، تجمع بين تقنيتي CEEMDAN (التحليل التجريبي الكامل للمكونات باستخدام الضجيج التكيفي) و TKEO (مؤشر الطاقة ل-Teager-Kaiser)، بالإضافة إلى تحليل الطرف. سمحت هذه المنهجية باستخراج المكونات الأكثر دلالة من الإشارة، مما ساعد على كشف الأعطال الميكانيكية في مراحل مبكرة. أظهرت النتائج فعالية الطريقة المقترحة، حتى في ظل تغيرات الحمل، من خلال التمييز الواضح بين الحالات السليمة والمعطوبة.

الكلمات المفتاحية: CEEMDAN (التحليل التجريبي الكامل للمكونات باستخدام الضجيج التكيفي)، TKEO (مؤشر طاقة تيغر-كايسر)، تحليل الطرف، أعطال المحامل، الإشارات الاهتزازية، الصيانة التنبؤية، IMF (الدالة النمطية الجوهرية)، EMD (التحليل التجريبي للمكونات).

Liste des abréviations

CEEMDAN :	Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise
EMD :	Empirical Mode Decomposition
EEMD :	Ensemble Empirical Mode Decomposition
TKEO :	Teager-Kaiser Energy Operator
IMF :	Fonction Modale Intrinsèque
$r(t)$:	Résidu
$S(t)$:	Signal vibratoire
f_{dbi} :	fréquence caractéristique de défaut de bague interne de roulement
f_{dbe} :	fréquence caractéristique de défaut de bague externe de roulement
f_{bille} :	fréquence caractéristique de défaut de bille de roulement
Fr :	Fréquence de rotation
N :	Nombre d'ensembles
N_e :	Nombre d'échantillons du signal

Liste des figures et tableaux

Figure 1.1. Moteur asynchrone, avec ses parties principales : stator et rotor	4
Figure 1.2. Répartition des défauts de la machine asynchrone.....	6
Figure1.3. Roulement à billes.....	8
Figure.1.4. Les différents capteurs.....	8
Figure2.1.x(t) et ses composantes x1(t), x2(t) et x3(t)	19
Figure 2.2. Décomposition de x(t) par EMD.....	19
Figure. 2.3. Résultat obtenu par la CEEMDAN.....	20
Figure 2.4. Histogramme comparatif des coefficients de corrélation des troispremières IMFs extraites par les méthodes EMD (en rouge) et CEEMDAN (en bleu).....	20
Figure 3.1. Les différents types de défaillances dans les roulements	24
Figure 3.2. Caractéristiques géométriques et dimensionnelles d'un roulement.....	25
Figure 3.3. Banc d'essai de l'Université CWR.....	26
Figure 3.4. Organigramme de l'approche utilisée.....	28
Figure 3.5. Signal mesuré dans le cas d'un moteur sain (0HP)	29
Figure 3.6. Signal mesuré dans le cas d'un moteur sain (2HP).....	29
Figure 3.7. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge	29
Figure 3.8. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP ...	30
Figure 3.9.(A) IMF optimale (IMF3), (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO.....	31
Figure 3.10.(A) IMF optimale, (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO.....	32
Figure 3.11. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague interne (007inche, 0HP).....	33
Figure 3.12.Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague interne (007inche, 2HP)	33
Figure 3.13. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge.....	33
Figure 3.14. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec chрге 2HP	34
Figure 3.15.(A) IMF optimale , (B) Spectre de l'IMF.....	35
Figure 3.16. Spectre du IMF traité par le TKEO	35
Figure 3.17. Spectre d'enveloppe du TKEO.....	35
Figure 3.18.(A) IMF optimale , (B) Spectre du l'IMF.....	36
Figure 3.19.Spectre du IMF traité par le TKEO	36
Figure 3.20.Spectre d'enveloppe du TKEO.....	36
Figure 3.21. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague externe (007inche, 0HP).....	37

Figure 3.22. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague externe (007inche, 2HP).....	37
Figure 3.23. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge	38
Figure 3.24. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP	38
Figure 3.25.(A) IMF optimale , (B) Spectre de l'IMF.....	39
Figure 3.26.Spectre du IMF traité par le TKEO.....	39
Figure 3.27.Spectre d'enveloppe du TKEO.....	39
Figure 3.28.(A) IMF optimale , (B) Spectre de l'IMF.....	40
Figure 3.29.Spectre du IMF traité par le TKEO.....	40
Figure 3.30.Spectre d'enveloppe du TKEO.....	40
Figure 3.31.Signal mesuré dans le cas d'un défaut bille (007inche, 0HP).....	41
Figure 3.32.Signal mesuré dans le cas d'un défaut bille (007inche, 2HP).....	41
Figure 3.33.Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge	41
Figure 3.34. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP ...	42
Figure 3.35.(A) IMF optimale (IMF3), (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO.....	43
Figure 3.36. (A) IMF optimale (IMF3), (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO.....	44
Tableau 3.1. Fréquences caractéristique des défauts de roulements selon le couple résistant appliqué.....	27
Tableau 3.2. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas sain(0H).....	30
Tableau 3.3. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas sain (2H)	30
Tableau 3.4. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (0 H)	34
Tableau 3.5. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (2H)	34
Tableau 3.6. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (0H)	38
Tableau 3.7. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (2HP)	38

Tableau 3.8. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas
(0H) 43

Tableau 3.9. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas
(2H) 43

Table des matières

Résumé.....	iii
Liste des abréviations	v
Liste des figures et tableaux.....	vi
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et ses défauts	
1.1.Introduction	4
1.2.Constitution de la machine asynchrone.....	4
1.2.1. Stator.....	5
1.2.2. Rotor	5
1.2.3. Paliers.....	5
1.3.Principe de fonctionnement d’une machine asynchrone	5
1.4.Les défaillances de la machine asynchrone.....	6
1.4.1. Défaut statorique	6
1.4.2. Défaut rotorique	6
1.4.3. Défaut du Roulement.....	7
1.5. Mesure et traitement.....	8
1.6 Conclusion.....	10
Chapitre 2 : L’EMD et ses variantes	
2.1.Introduction.....	12
2.2. Décomposition en modes intrinsèques (EMD).....	12
2.2.1.Définitions utiles.....	13
2.2.2.Algorithme de EMD.....	14
2.2.3.Critère d’arrêt.....	15
2.3.Décomposition Mode Empirique Ensemble : Résolution du problème de mode mixing.....	16
2.3.1. Principe de l'EEMD.....	16
2.3.2.les Inconvénients de la méthode EEMD.....	17
2.4.Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN).....	17
2.4.1. Algorithme de la CEEMDAN.....	17

2.5. Comparaison entre EMD et CEEMDAN	18
2.6. Analyse d'enveloppe.....	21
2.7. Teager Operator Energy (TKEO)	22
2.8. Conclusion	22

Chapitre 03 : Étude expérimentale et discussion des résultats

3.1. Introduction.....	24
3.2. Défaillances des roulements.....	24
3.2.1. Fréquences caractéristiques des roulements à billes.....	25
3.3. Présentation du banc d'essai utilisé.....	26
3.4. Etude des signaux de la base des données.....	28
3.4.1. Méthodologie adoptée.....	28
3.4.2. Étude expérimentale dans le cas d'un roulement sain.....	28
3.4.2.1. Analyse du roulement sain en absence de charge (0 HP).....	31
3.4.2.2. Analyse du roulement sain avec charge (2HP).....	32
3.4.2.3. Interprétation du roulement sain sous deux charges (0HP et 2HP).....	32
3.4.3. Étude expérimentale dans le cas d'un défaut dans la bague interne.....	33
3.4.3.1. Analyse du défaut dans la bague interne en absence de charge (0 HP).....	35
3.4.3.2. Étude du défaut dans la bague interne avec charge 2 HP.....	36
3.4.3.3. Interprétation du défaut dans la bague interne sous deux charges (0HP et 2HP).....	34
3.4.4. Étude expérimentale dans le cas d'un défaut dans la bague externe.....	37
3.4.4.1. Analyse du défaut dans la bague externe de charge (0 HP).....	37
3.4.4.2. Analyse du défaut dans la bague externe de charge (2HP).....	39
3.4.4.3. Interprétation du défaut de la bague externe sous deux niveaux de charge (0HP et 2HP).....	40
3.4.5. Étude expérimentale dans le Cas d'un défaut dans la bille	41
3.4.5.1. Analyse du défaut dans la bille en absence de charge (0 HP).....	43
3.4.5.2. Analyse du défaut dans la bille externe en absence de charge (2 HP).....	44
3.4.5.3. Interprétation du défaut de la bille sous deux niveaux de charge (0HP et 2HP).....	44
3.5. Conclusion.....	45
Conclusion générale	47
Reference bibliographie.....	50

Introduction générale

Dans le domaine industriel, les machines tournantes jouent un rôle très important dans la majorité des processus de production. Leur bon fonctionnement est essentiel pour garantir une activité continue et éviter les arrêts qui peuvent causer des pertes économiques. C'est pour cela qu'on utilise des systèmes de surveillance et de diagnostic pour suivre l'état de ces machines, détecter les anomalies, et intervenir au bon moment avant que les défauts ne causent des dégâts plus graves [1].

Parmi les éléments les plus utilisés dans l'industrie, on trouve le moteur asynchrone. Il est connu pour sa robustesse et sa simplicité, mais malgré cela, il peut subir des pannes, surtout à cause de défauts mécaniques. Les roulements, par exemple, sont des composants essentiels dans le moteur, mais ils sont souvent la source principale de défaillance à cause de l'usure ou d'autres problèmes.

Détecter ces défauts au niveau des roulements le plus tôt possible permet d'éviter les arrêts imprévus, d'augmenter la durée de vie des équipements, et de mieux organiser la maintenance. Pour cela, plusieurs techniques ont été développées, en particulier celles qui analysent les signaux vibratoires produits par les machines. Certaines méthodes sont classiques, comme l'analyse fréquentielle, mais d'autres sont plus avancées et permettent d'analyser les signaux même s'ils sont complexes et non stationnaires [2].

Dans ce contexte, la méthode CEEMDAN(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise) s'est montrée très utile, car elle permet de décomposer les signaux vibratoires en composantes simples appelées IMF (Intrinsic Mode Functions). Cette décomposition facilite l'analyse des différentes fréquences présentes dans le signal, ce qui est essentiel pour la détection précoce des défauts. Ensuite, d'autres outils comme l'opérateur TKEO (Teager-Kaiser Energy Operator) et l'analyse d'enveloppe peuvent être utilisés pour extraire des informations importantes qui indiquent la présence ou non de défauts.

Le présent mémoire s'inscrit donc dans cette démarche. Il a pour but d'utiliser une combinaison de méthodes modernes (CEEMDAN, TKEO, analyse d'enveloppe) pour détecter les défauts dans les roulements du moteurs asynchrones. Les signaux étudiés ont été enregistrés sous différentes conditions de charge pour observer l'effet de la charge sur les résultats.

Ce travail est organisé comme suit :

- Le premier chapitre contient les notions théoriques sur les moteurs asynchrones, les roulements, et les types de défauts possibles.
- Le deuxième chapitre est dédié aux méthodes de traitement des signaux utilisées dans l'étude.
- Le troisième chapitre présente l'analyse expérimentale, les résultats obtenus, et une discussion détaillée.
- Enfin, une conclusion générale vient résumer le travail et proposer quelques perspectives pour la suite.

Chapitre 1 :

Généralités sur la machine asynchrone et ses défauts

1.1. Introduction

Ce chapitre a pour objectif de souligner la complexité liée à la détection et au diagnostic des pannes dans les moteurs asynchrones. Cette complexité résulte des phénomènes physiques impliqués, de la diversité des conditions de fonctionnement ainsi que de la multiplicité des défauts et des causes pouvant entraîner une défaillance de la machine [3].

Tout d'abord, nous allons introduire brièvement le moteur asynchrone triphasé, en détaillant sa structure et en expliquant son fonctionnement basé sur les lois de l'induction magnétique [3].

Ensuite, une classification des principales défaillances possibles lors de l'utilisation de la machine sera présentée, accompagnée d'une analyse des différentes causes qui peuvent les provoquer. Pour conclure, nous aborderons l'importance de l'analyse vibratoire dans le diagnostic des défauts des machines tournantes.

1.2. Constitution de la machine asynchrone

Dans cette section, nous allons présenter les principaux éléments constituant les machines asynchrones, afin de mieux saisir leur conception physique.

Sur le plan mécanique, une machine asynchrone triphasée se compose de trois éléments principaux voir Figure (1.1) :

- **Le stator**, qui représente la partie fixe de la machine.
- **Le rotor**, qui constitue la partie mobile de la machine.
- **Les paliers**, qui sont des composants mécaniques servant à soutenir les extrémités de l'arbre du rotor, tout en permettant sa rotation avec un degré de liberté optimal [4].

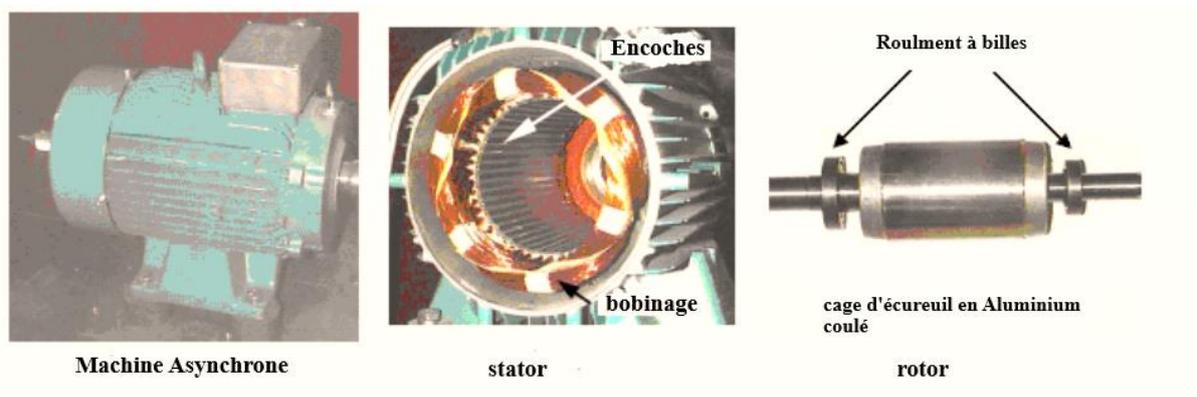


Figure 1.1. Moteur asynchrone, avec ses parties principales : stator et rotor

1.2.1. stator

Le stator de la machine asynchrone se compose d'une structure en couronne réalisée par l'empilement de tôles d'acier doux au silicium, solidement fixée dans une carcasse robuste [5]. Des encoches parallèles à l'axe de la machine accueillent des conducteurs isolés, formant un enroulement bobiné.

Cet enroulement est constitué de conducteurs d'encoches qui créent le champ magnétique nécessaire à la conversion électromagnétique, assurant ainsi un fonctionnement efficace de la machine.

1.2.2. Rotor

Le rotor à cage comprend des anneaux de court-circuit qui assurent la circulation du courant entre les barres rotoriques disposées uniformément, formant ainsi le circuit du rotor, Cette structure est insérée dans le circuit magnétique.

Dans un rotor à cage d'écureuil, les conducteurs peuvent être réalisés par coulée d'un alliage d'aluminium ou à l'aide de barres en cuivre massif préformées et fixées dans les tôles du rotor [6].

1.2.3. Paliers

Les paliers permettent de maintenir l'arbre du rotor tout en facilitant sa rotation. Ils sont composés de flasques en fonte et de roulements à billes installés à chaud sur l'arbre.

Les flasques sont fixés au carter du stator avec des boulons ou des tiges de serrage. Cette configuration donne naissance à une machine asynchrone à cage d'écureuil [7].

1.3. Principe de fonctionnement d'une machine asynchrone

Le fonctionnement de la machine asynchrone repose sur la création d'un champ magnétique tournant par les courants statoriques. Ce champ magnétique tourne à une vitesse, appelée vitesse de synchronisme, qui dépend directement de la fréquence de l'alimentation électrique.

Lorsque le champ magnétique tourne, il génère des variations de flux au niveau du rotor, ce qui induit une force électromotrice. Cette force produit des courants rotoriques qui génèrent à leur tour un couple mécanique, poussant ainsi le rotor à tourner pour contrer la variation de flux, conformément à la loi de Lenz.

Dans les moteurs asynchrones triphasés, le champ tournant est obtenu grâce à trois enroulements fixes décalés de 120° sur le stator. Chacun de ces enroulements est traversé par un courant alternatif déphasé électriquement de la même manière. Cette configuration permet de créer un champ magnétique tournant avec une amplitude constante [8].

1.4. Les défaillances de la machine asynchrone

Selon une analyse statistique publiée par l'IEEE [9], certaines défaillances apparaissent de manière plus récurrente que d'autres, notamment celles affectant les roulements, le stator et le rotor.

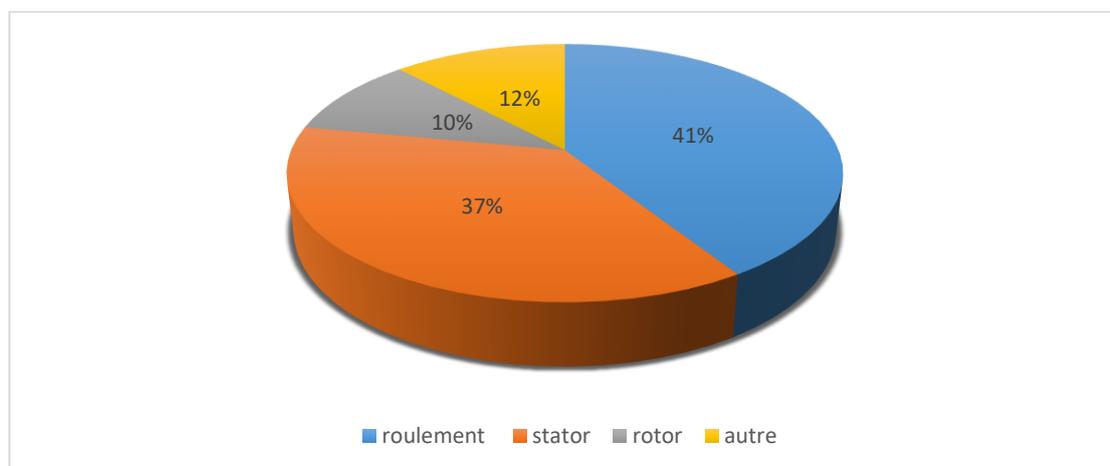


Figure 1.2. Répartition des défauts de la machine asynchrone [9]

1.4.1. Défaut statorique

Les défauts qui apparaissent au niveau du stator d'une machine asynchrone peuvent être variés et présentent souvent des conséquences importantes sur le fonctionnement global de la machine. Parmi les défauts les plus courants, on retrouve la dégradation de l'isolant, les courts-circuits entre spires, entre phases, ou encore entre une phase et le bâti de la machine. D'autres défauts peuvent inclure le déséquilibre de l'alimentation électrique ainsi que des anomalies dans le circuit magnétique [10] [11].

1.4.2. Défaut rotorique

a) Excentricité d'entrefer

L'épaisseur de l'entrefer change, ce qui modifie la densité du flux magnétique et influence les courants électriques [12].

Il existe trois types d'excentricité :

- **Excentricité statique** : due à une déformation du stator ou à un mauvais positionnement du rotor.
- **Excentricité dynamique** : quand le centre du rotor n'est plus aligné avec l'axe de rotation.
- **L'excentricité mixte** : lorsque l'axe de rotation du rotor ne coïncide pas avec les axes de symétrie du rotor et du stator.

b) Barre rotoriques cassées

La rupture des barres du rotor d'une machine asynchrone est l'un des défauts les plus étudiés en raison de sa facilité d'apparition. Ce défaut provoque des perturbations dans les courants statoriques, entraînant l'apparition d'harmoniques caractéristiques dans le spectre du signal. Lorsqu'une rupture de barre se produit, des harmoniques de flux apparaissent, induisant ainsi des harmoniques de courant dans l'enroulement statorique à des fréquences proches de la fréquence fondamentale f_s [12].

L'irrégularité du rotor entraîne des variations de l'entrefer, une distribution inégale des courants dans le rotor et un déséquilibre des courants au niveau du stator.

c) Dissymétrie du rotor

Elle entraîne une variation de l'entrefer du moteur, une distribution inégale des courants dans le rotor et un déséquilibre des courants statoriques [13].

1.4.3. Défaut du roulement

Les roulements constituent l'une des principales causes de défaillance dans les machines tournantes [14, 15]. Composés généralement de deux bagues (intérieure et extérieure), de corps roulants permettant la rotation relative des bagues, ainsi que d'une cage séparant ces corps roulants, comme montre la figure (1.3.)

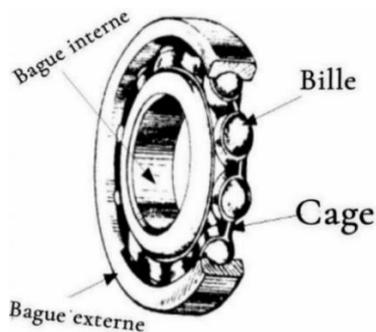


Figure1.3. Roulement à billes

Parmi les défauts spécifiques aux roulements, on peut citer [16] :

- Présence de cavités dans les gorges de roulement internes et externes.
- attaque des billes.
- Corrosion provoquée par l'exposition à l'eau.
- Problèmes de lubrification ou dysfonctionnement dû à une température inadéquate.

Ces défauts entraînent des oscillations du couple de charge, des vibrations et échauffements importants.

Afin de détecter ces défauts, l'analyse des signaux vibratoire est couramment utilisée dans le diagnostic des machines tournantes. Chaque type de défaut présente des bandes de fréquences spécifiques, permettant ainsi une maintenance préventive efficace.

1.5. Mesure et traitement

Pour diagnostiquer une machine asynchrone, il est possible de recueillir quatre types de signaux élémentaires, comme illustré dans la figure (1.4) [17], [18] :

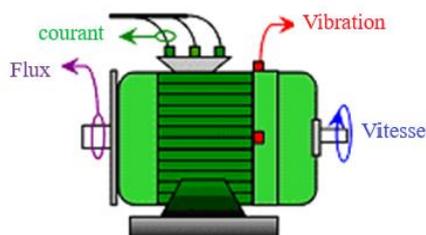


Figure.1.4. Les différents capteurs [20]

1. La vitesse de rotation.
2. Les flux de rayonnement émis par la machine.
3. Les vibrations mécaniques.
4. Le courant du stator.

Parmi ces quatre signaux, il semblerait que l'analyse vibratoire joue un rôle essentiel dans les stratégies de maintenance conditionnelle. Elle permet d'identifier un large éventail de défauts affectant les machines tournantes. Cette technique repose sur la mesure d'un signal vibratoire au niveau de la machine, suivi d'un traitement à l'aide d'outils spécifiques afin d'extraire des informations sur la présence d'un défaut.

Grâce aux avancées en matière d'outils et de méthodes de traitement du signal, elle permet désormais d'anticiper les défaillances. Ainsi, le technicien de maintenance peut, en utilisant des approches modernes d'analyse du signal, détecter un défaut dès son apparition, suivre son évolution au fil du temps et déterminer le moment idéal pour intervenir [19].

Dans le domaine du diagnostic vibratoire, plusieurs méthodes de traitement du signal ont été développées pour analyser les signaux non stationnaires générés par les machines tournantes. La méthode Empirical Mode Decomposition (EMD) a été l'une des approches les plus utilisées en raison de sa capacité à décomposer un signal complexe en une série de composantes appelées fonctions de mode intrinsèque (IMF).

Cependant, l'EMD souffre de certaines limites comme le mode mixing, ce qui a conduit à l'apparition de variantes améliorées telles que l'EEMD (Ensemble EMD) et la CEEMDAN (Complete EEMD with Adaptive Noise). Cette dernière propose une décomposition plus robuste et une meilleure séparation modale, en ajoutant un bruit adaptatif à chaque étape de la décomposition [21].

Pour renforcer encore la détection des défauts, cette étude combine la CEEMDAN avec l'opérateur TKEO (Teager-Kaiser Energy Operator), connu pour sa capacité à suivre les variations d'énergie, et l'analyse d'enveloppe, une technique classique mais efficace pour extraire les modulations caractéristiques des défauts mécaniques.

Cette combinaison méthodologique a montré une performance accrue dans la détection précoce des anomalies, notamment dans le cas des roulements défectueux.

1.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la constitution de la machine asynchrone ainsi que les principaux défauts susceptibles de l'affecter. Nous avons également abordé l'analyse vibratoire comme une technique efficace pour le diagnostic des anomalies mécaniques. L'étude de ces éléments est essentielle, car elle constitue la base de notre travail, qui vise à exploiter l'analyse vibratoire pour détecter et suivre l'évolution des défauts.

Chapitre 2 :

L'EMD et ses variants

2.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous avons expliqué les méthodes que nous allons utiliser pour analyser les signaux vibratoires. On a commencé par la méthode EMD, puis on a présenté l'EEMD qui améliore un peu la première, et enfin la CEEMDAN, qui est une version plus développée. Pour chaque méthode, on a montré comment elle fonctionne et les étapes de son algorithme. Ensuite, on a fait une comparaison entre EMD et CEEMDAN pour montrer pourquoi on a choisi la CEEMDAN dans notre travail. À la fin, on a aussi parlé de l'analyse d'enveloppe et de l'opérateur TKEO, qui nous aident à mieux repérer les défauts dans les roulements

2.2. Décomposition en modes Empirical (EMD)

La méthode EMD permet de décomposer un signal de manière adaptative en une série de composantes oscillatoires appelées fonctions de mode intrinsèque (IMFs). Cette décomposition se fait à travers un processus de tamisage itératif basé uniquement sur les caractéristiques locales du signal, sans besoin d'une base prédéfinie. Chaque IMF représente une onde à fréquence et amplitude variables, avec une moyenne nulle. Contrairement aux approches temps-fréquence classiques, l'EMD est une méthode locale, non linéaire pour l'extraction, mais linéaire pour la reconstruction du signal. Elle est largement utilisée pour l'analyse multi-échelle des signaux non stationnaires [22].

Cette technique repose sur un processus empirique appelé Sifting, qui consiste à isoler successivement les composantes oscillantes. Il s'appuie sur deux étapes : la détection des extrema (maxima et minima) et leur interpolation pour former les enveloppes. En soustrayant la moyenne de ces enveloppes au signal, on obtient une IMF.

L'EMD considère qu'un signal réel $s(t)$ peut être représenté comme la somme d'une composante oscillatoire significative $h_1(t)$ et d'une tendance locale $m(t)$, soit :

$$s(t) = h_1(t) + m(t) \quad (2.1)$$

Le processus s'arrête lorsque le résidu restant devient une fonction monotone. Ainsi, le signal initial peut être reconstruit comme la somme des IMFs et du résidu final :

$$S(t) = \sum h_i(t) + r(t) \quad (2.2)$$

L'EMD permet ainsi de distinguer efficacement entre les composantes rapides et lentes d'un signal [23].

2.2.1. Définitions utiles

- **L'enveloppe moyenne**

C'est la moyenne des enveloppes supérieure et inférieure d'un signal, obtenues par interpolation des maxima et minima, généralement via spline cubique.

- **IMF (Intrinsic Mode Function)**

Une IMF (fonction de mode intrinsèque) est une composante extraite d'un signal qui respecte certaines conditions précises :

- Elle présente une moyenne locale nulle tout au long de la durée du signal.
- Le nombre de maxima et de minima est quasiment égal au nombre de passages par zéro, avec au plus un écart. Cela permet une oscillation équilibrée autour de zéro.
- Elle suit un comportement oscillant en amplitude et en fréquence, ce qui signifie qu'elle est de type mono-composante.

Ces critères permettent de garantir une fréquence instantanée stable et assurent que chaque IMF représente une seule composante oscillatoire du signal [24].

- **Intermittence**

Perturbation localisée d'un signal, rendant l'extraction d'une IMF plus complexe sans opération supplémentaire.

- **Mode Mixing**

Le mode mixing représente un des problèmes majeurs de l'analyse EMD. Il survient lorsqu'il y a une superposition de deux ou plusieurs modes dans des proportions déterminées. Malgré ce mélange, les propriétés d'une IMF sont conservées, ce qui complique la séparation des modes avec les méthodes classiques [23].

- **Sifting Process (SP)**

Ce qu'on peut considérer comme une opération de tamisage correspond à l'extraction d'une IMF à partir d'un signal donné. La fonction de mode intrinsèque obtenue reflète les variations rapides

présentes dans le signal. Ce processus s'effectue de manière itérative, en isolant ces détails successivement jusqu'à obtenir une IMF. Une fois cette composante extraite, le signal résiduel est alors débarrassé de ses fluctuations rapides captées par l'IMF. Cette opération entraîne une réduction progressive du nombre d'extrema, menant à l'arrêt de l'algorithme. En général, le dernier résidu obtenu est une fonction monotone représentant la tendance principale du signal [24].

2.2.2. Algorithme de EMD

Le signal initial $x(t)$ est traité à l'aide d'un algorithme adaptatif appelé tamisage, permettant d'en extraire des composantes oscillatoires appelées IMFs (Intrinsic Mode Functions) [25].

Dans un premier temps, on identifie les éléments essentiels :

- $x(t)$: le signal original
- r : le résidu
- m : l'enveloppe moyenne
- h : la différence entre le signal et m
- i et k : les compteurs d'IMFs et d'itérations.

On initialise les compteurs avec $i=1$ et $k=0$, puis on extrait les extrema locaux (maxima et minima) et on construit les enveloppes supérieure et inférieure par interpolation spline cubique. À partir de celles-ci, l'enveloppe moyenne m est calculée.

Une première différence est alors obtenue par :

$$h_1(t) = X(t) - m_0 \quad (2.3)$$

Si la première différence h_1 satisfait les critères nécessaires pour être une IMF (tels que la moyenne nulle et un nombre équilibré de zéros et d'extrêmes), alors elle est acceptée comme première IMF.

Sinon, h_1 est considérée comme un nouveau signal, et les étapes d'interpolation et de soustraction sont répétées :

$$h_{11} = h_1 - m_{11} \quad (2.4)$$

Si h_{11} ne satisfait pas aux conditions d'une IMF après la première itération, le processus de tamisage est répété k fois jusqu'à ce que h_{1k} respecte les critères requis et soit acceptée comme une IMF, c'est-à-dire :

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (2.5)$$

Lorsque la condition est remplie, on remplace h_{1k} par C_1

$$h_{1k} = C_1 \quad (2.6)$$

Cette première composante IMF, notée c_1 , est ensuite soustraite du signal initial $x(t)$, ce qui permet d'obtenir le premier résidu r tel que :

$$r_1 = x(t) - C_1 \quad (2.7)$$

Le résidu r_1 est ensuite traité comme un nouveau signal, et le processus est répété jusqu'à ce que le résidu final soit trop monotone ou ne contienne plus d'information significative.

Finalement, le signal initial est reconstruit par la somme de toutes les IMFs extraites et du résidu final :

$$x(t) = \sum_{i=1}^N C_j(t) + r_n \quad (2.8)$$

2.2.3. Critère d'arrêt

Il est nécessaire de définir un critère d'arrêt permettant de garantir que le signal extrait respecte bien les conditions d'une fonction de mode intrinsèque, tout en évitant un nombre excessif d'itérations. Huang a proposé un critère reposant sur l'évaluation de la variation relative du signal entre deux itérations successives de l'algorithme [26, 27, 28].

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|(h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t))|}{h_{1(k-1)}^2(t)} \quad (2.9)$$

Néanmoins, ce critère présente une limite importante, car il ne prend pas en considération les pics de forte amplitude mais de courte durée présente dans le signal. Pour surmonter cette difficulté, Rilling et ses collègues [29] ont introduit une approche plus raffinée.

Pour cela, on introduit deux seuils, notés θ_1 et θ_2 : le premier permet de contrôler les amplitudes faibles, tandis que le second agit sur les amplitudes élevées. La moyenne et l'amplitude du signal sont déterminées à partir des enveloppes E_{max} et E_{min} .

$$m(t) = \frac{E_{max}(t)+E_{min}(t)}{2} \quad \text{et} \quad a(t) = \frac{E_{max}(t)-E_{min}(t)}{2} \quad (2.10)$$

La fonction utilisée pour l'évaluation s'écrit comme suit :

$$\sigma(t) = \left| \frac{m(t)}{a(t)} \right| \quad (2.11)$$

Le processus de tamisage est répété jusqu'à ce que deux conditions soient remplies :

1. La fonction $\sigma(t)$ reste inférieure à θ_1 pendant au moins $(1-\alpha)$ de la durée totale du signal,
2. La fonction $\sigma(t)$ reste supérieur de θ_2 pour α du signal restant.

2.3. Décomposition Mode Empirique Ensemble : Résolution du problème de mode mixing

L'EEMD applique l'EMD plusieurs fois sur des versions bruitées d'un signal et calcule la moyenne des IMF obtenues. Cela améliore la séparation des modes et réduit le mode mixing, car le bruit introduit génère de nombreux extrema, facilitant ainsi cette séparation. En moyennant plusieurs réalisations, le mélange des modes est annulé, et la décomposition la plus probable est obtenue sans mélange.

Cependant, contrairement à l'EMD, l'EEMD n'est pas une décomposition complète, car le signal ne peut plus être représenté comme la somme exacte de ses IMF. Cette méthode est utile pour réduire le mode mixing, mais pour une décomposition complète, l'EMD reste préférable.

2.3.1. Principe de l'EEMD

- On génère N réalisations de bruit blanc gaussien, toutes ayant la même variance σ^2 .
- Ce bruit est ajouté au signal d'origine afin de produire N versions bruitées du signal.
- L'EMD est ensuite appliquée à chaque signal bruité pour extraire les composantes IMF correspondantes.
- Les IMF finales de l'EEMD sont obtenues en effectuant la moyenne des IMF extraites à chaque réalisation :

$$\text{IMF}_K = \frac{1}{N} \sum_i^N \text{IMF}_i \quad (2.12)$$

L'amplitude du bruit blanc gaussien ε est régulée par le taux d'erreur ε_n dans la reconstruction finale du signal $x(t)$ par la somme des IMF, ainsi que par le nombre N_e de moyennes calculées selon la relation suivante [30].

$$\varepsilon_N = \frac{\varepsilon}{\sqrt{N_e}} \quad (2.13)$$

2.3.2. Les Inconvénients de la méthode EEMD

Les inconvénients de la méthode EEMD résident dans deux aspects principaux [31] :

- La difficulté d'éliminer totalement le bruit blanc ajouté, même avec un grand nombre d'essais.
- Un temps de calcul élevé nécessaire pour appliquer la méthode.

2.4. Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN)

La méthode CEEMDAN (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise) représente une amélioration efficace de l'EEMD. Elle permet de réduire significativement le nombre d'itérations, ce qui diminue le temps de calcul, tout en offrant une décomposition plus complète.

Proposée pour la première fois en 2011 par Torres et al. lors de l'analyse de signaux ECG, elle a ensuite été largement utilisée dans le domaine de l'analyse des signaux vibratoires. Le principe repose sur l'ajout d'un bruit adaptatif à chaque étape de la décomposition, avec le calcul d'un résidu unique pour extraire chaque mode IMF [32].

2.4.1. Algorithme de la CEEMDAN

Pour traiter un signal $x(t)$, la méthode CEEMDAN suit un principe similaire à celui de l'EEMD pour extraire la première composante $\overline{\text{IMF}}_1$. Une fois celle-ci obtenue, on calcule un résidu unique selon l'équation suivante [33] :

$$r_1 = x(t) - \overline{\text{IMF}}_1(t) \quad (2.14)$$

Un opérateur $E_j(\cdot)$ est introduit pour générer le $j^{\text{ème}}$ mode à partir de la décomposition EMD, où $n_i(t)$ représente un bruit blanc gaussien et ε_i désigne le rapport signal sur bruit (SNR : Signal to Noise Ratio).

On procède à la décomposition de N réalisations du signal $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t))$ afin d'extraire le premier mode intrinsèque. Une fois ce mode obtenu, on passe au calcul le deuxième mode :

$$\overline{IMF_2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1 (r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t))) \quad (2.15)$$

• Pour $=2 \dots k$, le $k^{\text{ème}}$ résidu égale à :

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - \overline{IMF_K}(t) \quad (2.16)$$

• Pour $=2 \dots k$, calculer le $(k + 1)^{\text{ème}}$ mode :

$$\overline{IMF_{(k+1)}}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1 (r_k(t) + \varepsilon_k(n^i(t))) \quad (2.17)$$

• Recalculer le résidu comme dans l'étape précédente.

Ces trois opérations sont reprises autant de fois que nécessaire, jusqu'à ce que le résidu ne puisse plus être divisé davantage. On obtient alors :

$$r(t) = x(t) - \sum_{k=1}^K \overline{IMF_K}(t) \quad (2.18)$$

Ici, K désigne le nombre total de composantes extraites. À l'issue de la décomposition, le signal original $x(t)$ s'écrit :

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \overline{IMF_K}(t) + r(t) \quad (2.19)$$

2.5. Comparaison entre EMD et CEEMDAN

Afin de mettre en évidence le principe de fonctionnement des méthodes EMD et CEEMD, nous avons utilisé un signal $x(t)$ construit comme la somme de trois composantes élémentaires $x_1(t)$, $x_2(t)$ et $x_3(t)$, comme illustré dans la figure (2.1). Le signal est échantillonné à une fréquence de 1000 Hz.

$$X1(t) = \sin(100\pi t) * e^{(-30t+6)^2} \tag{2.25}$$

$$X2(t) = \sin(40\pi t) * e^{(-50t+37.5)^2} \tag{2.26}$$

$$X3(t) = \sin(200\pi t) \tag{2.27}$$

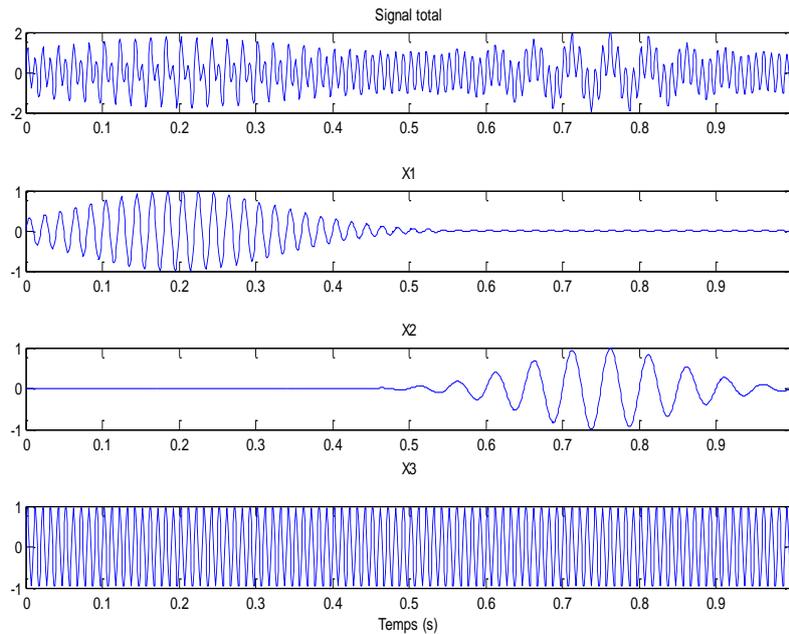


Figure.2.1. Le signal $x(t)$ et ses composantes $x1(t)$, $x2(t)$ et $x3(t)$.

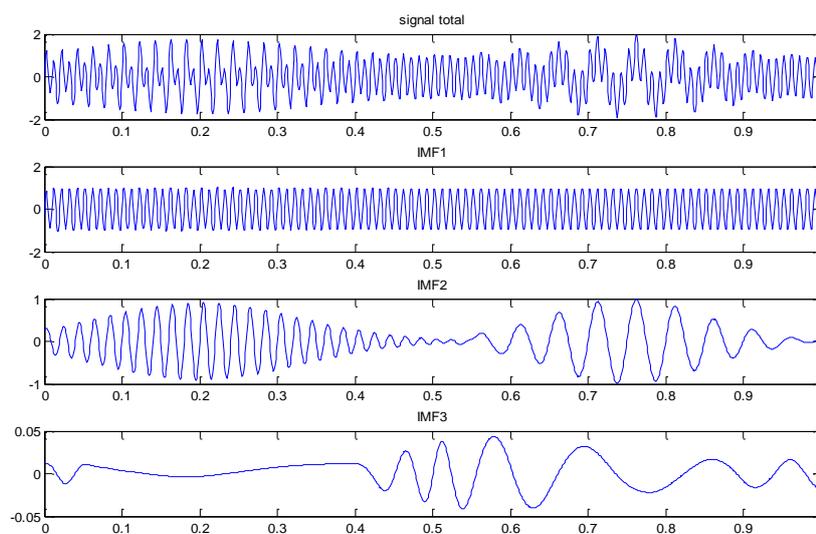


Figure.2.2. Décomposition de $x(t)$ par EMD.

La décomposition EMD a permis d'extraire plusieurs IMF du signal initial. On remarque que les composantes sont partiellement séparées, mais il existe un mélange de modes, surtout entre l'IMF1 et l'IMF2. Cela montre que l'EMD peut souffrir du phénomène de mode mixing, notamment en présence de signaux proches en fréquence.

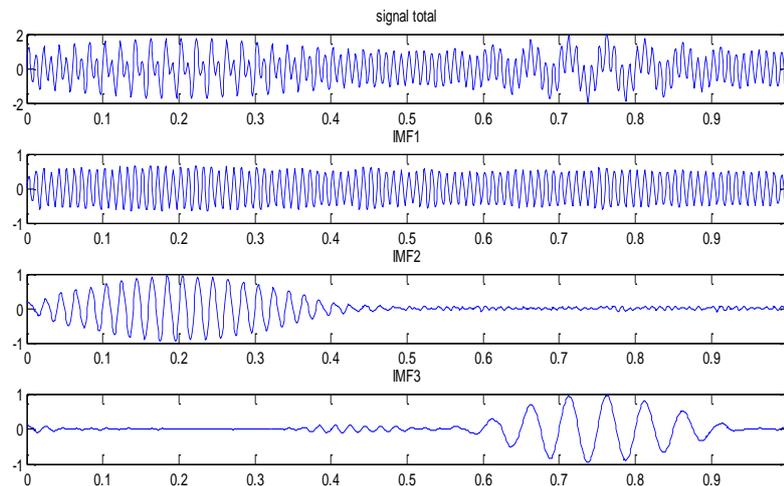


Figure.2.3. Résultat obtenu par la CEEMDAN

On observe que cette technique a permis une séparation efficace des composantes du signal $x(t)$, en les classant par ordre décroissant de fréquence : la première IMF correspond à $x_3(t)$, la deuxième à $x_1(t)$ et la troisième à $x_2(t)$. Cette décomposition montre que la CEEMDAN offre une séparation plus fidèle et hiérarchisée des composantes en comparaison avec celle obtenue via l'EMD.

Afin de valider cette observation, une analyse de la corrélation entre les IMFs issues des deux méthodes (EMD et CEEMDAN) et les signaux d'origine a été réalisée. Les résultats de cette corrélation sont présentés sous forme d'histogrammes dans la figure (2.4), permettant ainsi de visualiser le degré de similarité entre chaque IMF et sa composante correspondante.

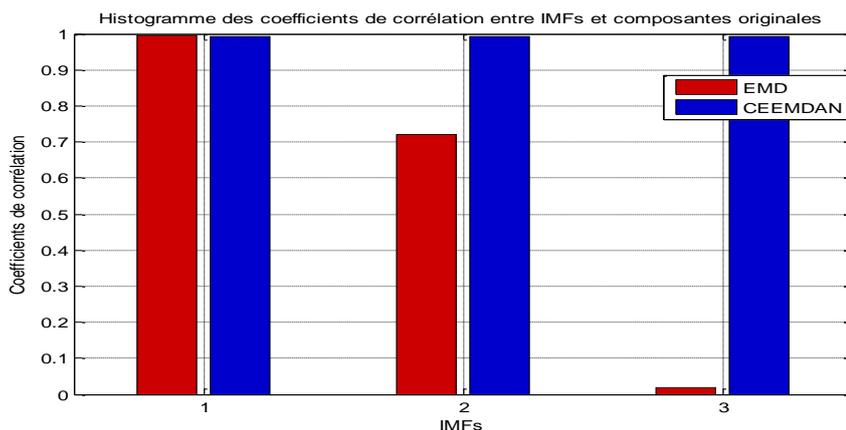


Figure.2.4. Histogramme comparatif des coefficients de corrélation des trois premières IMFs extraites par les méthodes EMD (en rouge) et CEEMDAN (en bleu)

L'histogramme montre que les composantes extraites par la méthode CEEMDAN (en bleu) ressemblent davantage aux signaux d'origine par rapport à celles obtenues avec la méthode EMD (en rouge). Cette remarque est appuyée par des coefficients de corrélation plus élevés pour CEEMDAN. De plus, l'analyse de la kurtosis montre que CEEMDAN donne des composantes avec une meilleure concentration d'énergie, ce qui indique qu'elle est plus efficace pour séparer les différentes parties du signal.

2.6. Analyse d'Enveloppe

Certains défauts mécaniques, notamment dans les roulements, engendrent des modulations en amplitude et en fréquence. Ces modulations se traduisent dans le spectre par l'apparition de bandes latérales autour des fréquences caractéristiques du système.

Pour détecter ce type de défaut, on utilise généralement l'analyse d'enveloppe, une méthode de démodulation permettant d'extraire les composantes modulantes du signal.

Cette analyse consiste à filtrer le signal autour d'un mode de résonance, puis à observer les variations causées par la répétition des chocs dus au défaut. La technique la plus répandue repose sur la Transformée de Hilbert, qui permet d'obtenir l'amplitude et la phase instantanées du signal à travers la formule suivante :

$$z(t) = x(t) + iy(t) = x(t) + iH[x(t)] = A(t)e^{i\varphi(t)} \quad (2.20)$$

où $A(t)$ représente l'enveloppe (amplitude instantanée) et $\phi(t)$ la phase instantanée [34].

2.7. Teager Operator Energy (TKEO)

L'opérateur non linéaire de suivi d'énergie Teager-Kaiser (TKEO) est reconnu pour sa capacité à estimer l'énergie avec une haute résolution, en tenant compte à la fois de la fréquence et de l'amplitude. Il permet de suivre l'énergie de modulation et d'extraire l'amplitude et la fréquence instantanées du signal. Cet opérateur, introduit par Kaiser, s'applique à un signal continu $x(t)$ et est défini comme suit [35] :

$$\Psi(x(t)) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (2.21)$$

La fonction discrète équivalente de l'opérateur d'énergie est exprimée par :

$$\Psi(x(n)) = [x(n)]^2 - x(n+1)x(n-1) \quad (2.22)$$

Où $x(n)$ représente un signal en temps discret. L'opérateur d'énergie permet d'extraire à la fois la modulation d'amplitude et de fréquence du signal. Le TKEO se distingue par sa haute résolution temporelle, car son calcul ne nécessite que trois échantillons du signal. Cette propriété permet de suivre rapidement les variations d'énergie. En plus de sa précision, il est simple à implémenter de manière efficace. L'algorithme de séparation d'énergie (ESA), introduit par Maragos et ses collaborateurs, exploite le TKEO pour décomposer $x(t)$ en son enveloppe d'amplitude $|a(t)|$ et sa composante en fréquence $f(t)$, facilitant ainsi la démodulation des signaux AM-FM monocanaux.

$$f(t) = \frac{1}{\pi} \sqrt{\frac{\Psi(\dot{x}(n))}{\Psi(x(n))}} \quad (2.23)$$

$$|a(t)| = \frac{\Psi(x(n))}{\sqrt{\Psi(\dot{x}(n))}} \quad (2.24)$$

2.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous détaillons les techniques que nous utiliserons pour le traitement du signal. Nous avons constaté que la méthode CEEMDAN donne de meilleurs résultats que la méthode EMD, c'est pourquoi nous l'avons choisie pour notre application. L'analyse d'enveloppe et la méthode TKEO sont également des outils utiles pour la détection de défauts. Ces méthodes seront appliquées concrètement dans le chapitre suivant pour analyser les signaux.

Chapitre 3 :
Étude expérimentale et
discussion des résultats

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, l'attention est portée sur l'étude des défauts couramment rencontrés dans les roulements à billes, en mettant en évidence les fréquences caractéristiques associées à chaque type d'anomalie. Une description du banc d'essai employé pour l'acquisition des données vibratoires est ensuite proposée, ainsi qu'une présentation structurée de la base de données utilisée

L'analyse est réalisée pour deux conditions de fonctionnement : sans charge (0 HP) et avec charge (2 HP). Les signaux sont traités en utilisant la méthode CEEMDAN, suivie par les techniques TKEO et l'enveloppe du TKEO, afin de mettre en évidence les composantes caractéristiques liées à chaque défaut. Ces résultats permettront d'évaluer la pertinence des méthodes utilisées dans le cadre du diagnostic vibratoire des roulements

3.2. Défaillances des roulements

Les roulements sont constitués de quatre parties principales et leur configuration varie selon l'application. Ils peuvent subir des défauts naturels dus à la fatigue, comme l'écaillage, ou des défauts liés à un mauvais usage. Chaque type de défaillance (bague interne, externe, bille, cage) possède une fréquence caractéristique identifiable à travers l'analyse vibratoire [36].

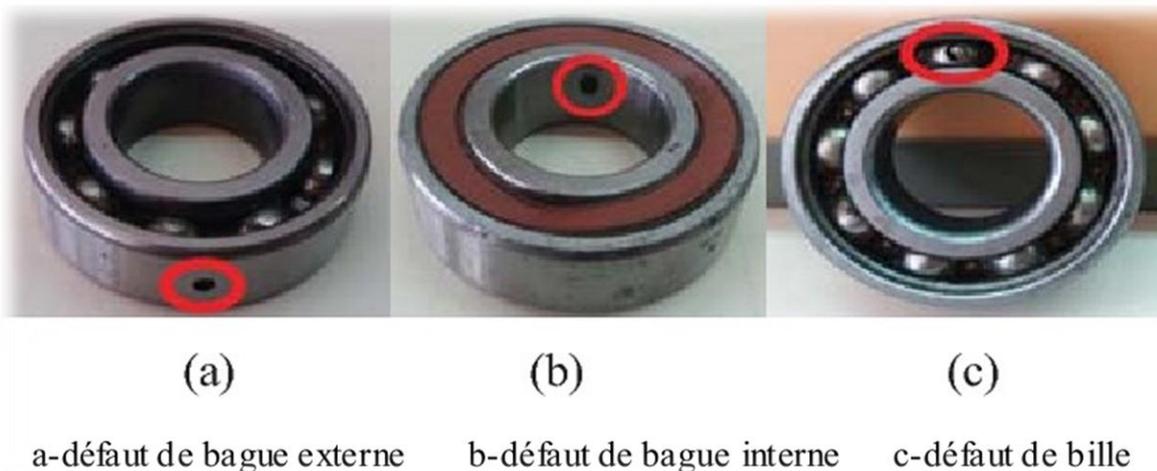


Figure.3.1. Les différents types de défaillances dans les roulements [37]

3.2.1. Fréquences caractéristiques des roulements à billes

Chaque défaut dans le roulement produit une fréquence caractéristique identifiable dans le spectre [38].

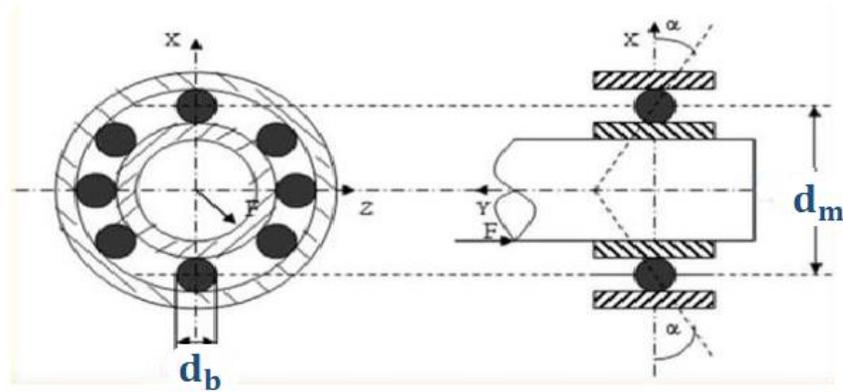


Figure.3.2. Caractéristiques géométriques et dimensionnelles d'un roulement [38].

N_r : Le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles).

d_m : Le diamètre primitif.

d_b : Le diamètre des éléments roulants.

α : Angle de contact.

Selon les dimensions spécifiques de chaque roulement, il est possible de déterminer les fréquences caractéristiques à l'aide des relations suivantes :

- **Défaut de la bague interne**

$$f_{dbi} = \frac{f_r N_r}{2} \left(1 + \frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right) \quad (3.1)$$

- **Défaut de la bague externe**

$$f_{dbe} = \frac{f_r N_r}{2} \left(1 - \frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right) \quad (3.2)$$

- **Défaut de bille**

$$f_{\text{bille}} = \frac{f_r d_m}{2d_b} \left(1 - \left(\frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right)^2 \right) \quad (3.3)$$

3.3. Présentation du banc d'essai utilisé

Les signaux de vibration étudiés dans ce travail ont été extraits d'une base de données expérimentale développée par la Case Western Reserve University. Cette base regroupe des enregistrements de roulements à billes, en bon état ou présentant différents types de défauts. Les essais ont été réalisés à l'aide d'un banc d'essai relativement simple, composé principalement d'un moteur électrique, d'un accouplement reliant le moteur à un générateur, ainsi que d'un système de mesure. Pour simuler des pannes, des défauts de différentes tailles et profondeurs ont été créés intentionnellement sur certains éléments des roulements, comme la bague intérieure, la bague extérieure ou les billes. Ce dispositif permet d'analyser le comportement vibratoire des roulements selon le type et la gravité du défaut. L'accès aux données est possible via le site web officiel du laboratoire, qui fournit des signaux pour divers scénarios de fonctionnement [39].

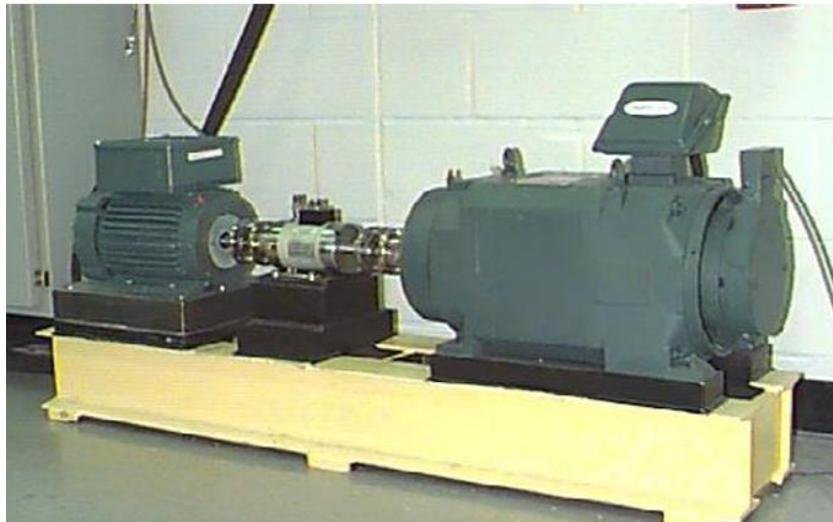


Figure.3.3. Banc d'essai de l'Université CWR [40, 41].

Les signaux vibratoires utilisés ont été enregistrés à l'aide d'accéléromètres fixés magnétiquement sur le carter du moteur. Durant la campagne d'essais, plusieurs paramètres ont été variés afin de couvrir un large éventail de situations.

Quatre types d'états de roulements ont été pris en compte : un roulement sain, ainsi que trois défauts localisés respectivement sur la bague intérieure, la bague extérieure et la bille. Différentes gravités de défauts ont été introduites : quatre niveaux pour la bague intérieure (0.007", 0.014", 0.021", 0.028") et trois pour la bague extérieure et la bille (0.007", 0.014", 0.021"), en sachant que 1" équivaut à 25.4 mm. Les essais ont aussi été réalisés sous quatre charges différentes : sans charge, puis avec des couples de 1, 2 et 3 chevaux (Hp), correspondant à des vitesses de rotation de 1797, 1772, 1750 et 1730 tours/minute respectivement.

Pour le cas des défauts sur la bague extérieure, le capteur a été placé à trois positions : à 12h, 6h et 3h. Deux fréquences d'échantillonnage ont été utilisées : 12 kHz et 48 kHz, avec un total de 243 938 points par signal.

Dans le cadre de ce travail, l'analyse porte sur les roulements situés du côté accouplement. Les fréquences caractéristiques des défauts, sont les suivantes [42] :

- pour la bague intérieure : $f_{bi}=5.415 \times f_r$
- pour la bague extérieure : $f_{be}=3.584 \times f_r$
- pour la bille : $f_b=4.7135 \times f_r$

	29.95 H (0HP)	29.53 HZ (1HP)	29.16 HZ (2HP)	28.83HZ (3HP)
Bague intérieur	162.18 HZ	159.9 HZ	157.9 HZ	156.11 HZ
Bague extérieur	107.01 HZ	105.83 HZ	104.50 HZ	103.32 HZ
Bille	140.74 HZ	139.18 HZ	137.44 HZ	135.89 HZ

Tableau.3.1. Fréquences caractéristiques des défauts de roulements selon le couple résistant appliqué.

3.4. Etude des signaux de la base des données

3.4.1. Méthodologie adoptée

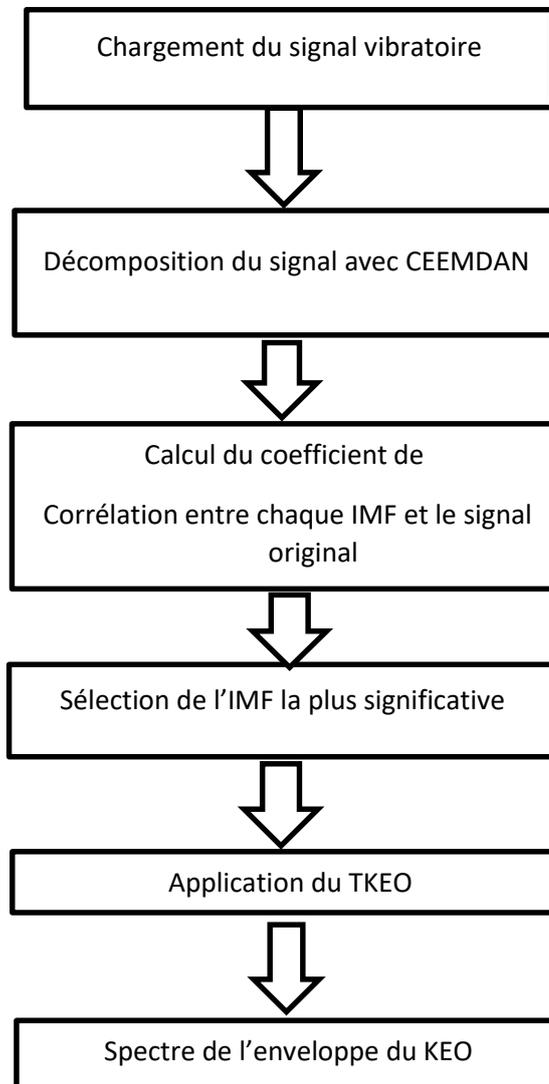


Figure 3.4. Organigramme de l'approche utilisée

3.4.2. Étude expérimentale dans le cas d'un roulement sain

La figure (3.5) illustre le signal vibratoire mesuré pour un roulement sain en absence de charge appliquée (0 HP). Ce signal a été acquis à l'aide d'un capteur de type DE, avec une fréquence d'échantillonnage de 12000 Hz et une fréquence de rotation de 1796 tr/min.

Il a ensuite été décomposé en composantes IMF à l'aide de la méthode CEEMDAN. Seules les premières composantes (voir figure 3.15) ont été retenues pour l'analyse, les composantes restantes représentant des basses fréquences généralement peu significatives pour la détection des défauts.

Pour identifier l'IMF la plus représentative, le taux de corrélation entre chaque IMF et le signal original a été calculé. Le tableau 3.8 montre que l'IMF 1 présente la corrélation la plus élevée, ce qui en fait la composante la plus adaptée pour l'analyse finale (figure 3.9), où l'on applique l'opérateur TKEO, suivi d'une analyse d'enveloppe.

La même procédure a été appliquée au signal sain sous charge de 2 HP. Les résultats obtenus montrent des différences dans les composantes IMF extraites et leurs caractéristiques selon la condition de charge.

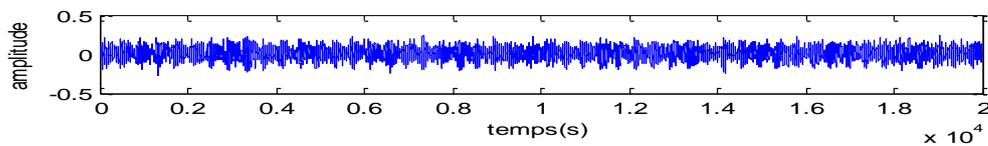


Figure.3.5. Signal mesuré dans le cas d'un moteur sain (0HP)

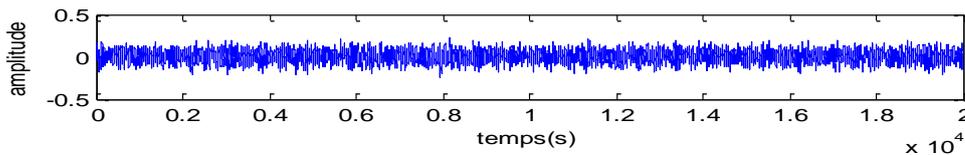


Figure 3.6. Signal mesuré dans le cas d'un moteur sain (2HP)

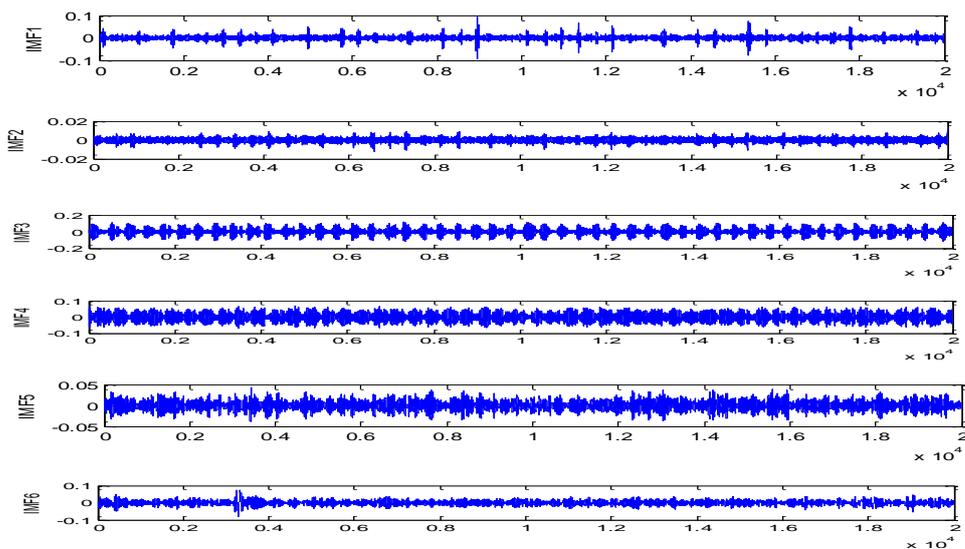


Figure 3.7. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge

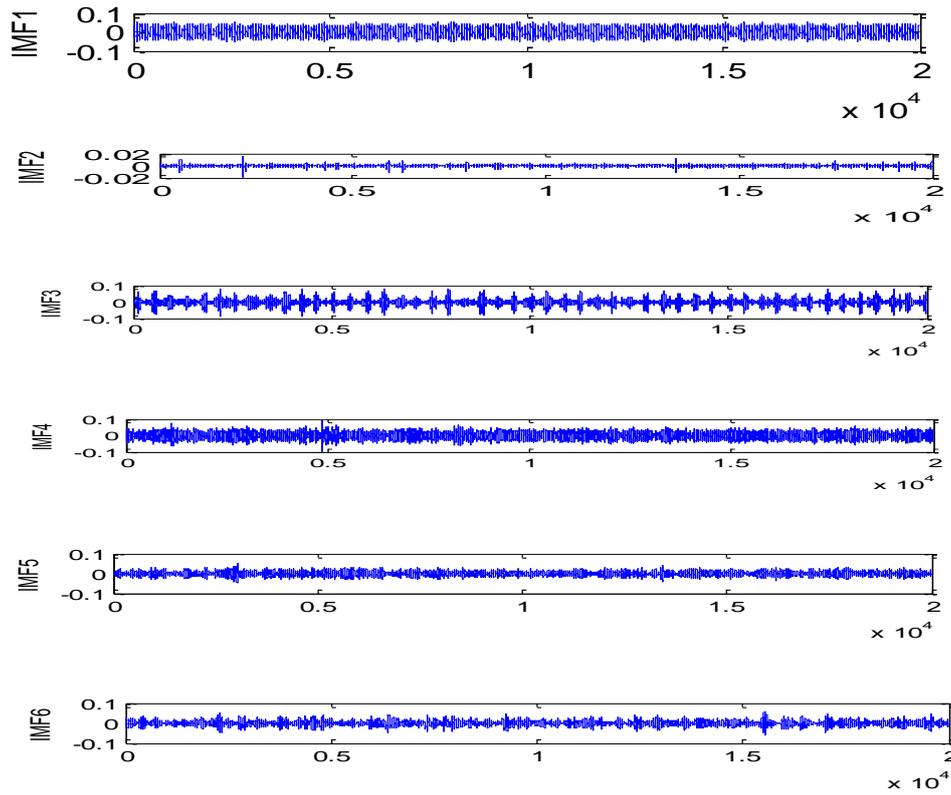


Figure 3.8. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.5421	0.5808	0.7930	0.6630	0.3191	0.3122	0.3952	0.2055

Tableau.3.3. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas sain (0HP).

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.4758	0.5420	0.6299	0.5895	0.3460	0.3601	0.4700	0.4301

Tableau 3.4. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas sain (2HP).

À travers les deux tableaux de corrélation, on remarque que l’IMF3 possède le taux de corrélation le plus élevé avec le signal initial. Elle a donc été choisie pour continuer l’analyse.

3.4.2.1. Analyse du roulement sain en absence de charge (0 HP)

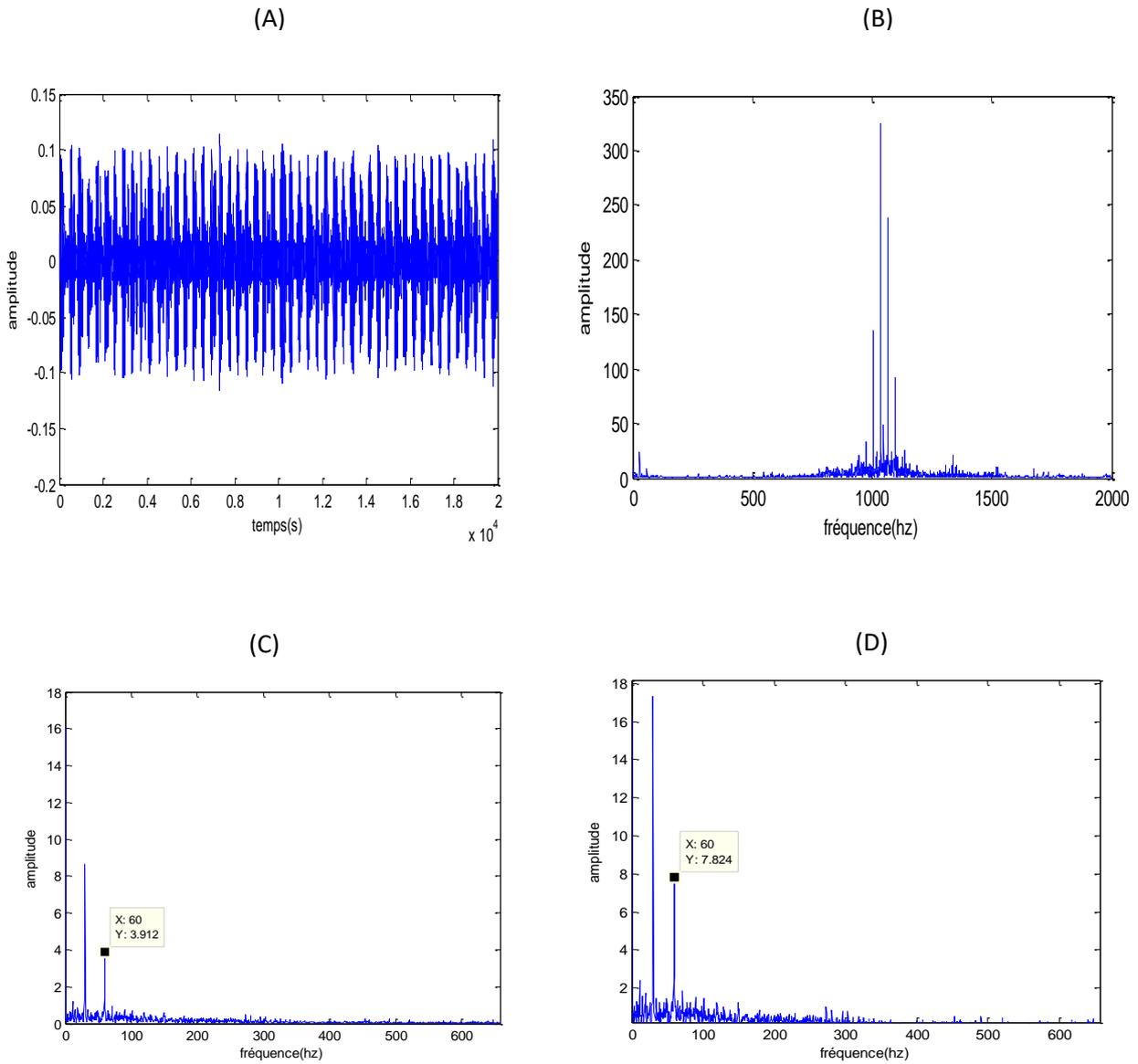


Figure.3.9. (A) IMF optimale (IMF3), (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.2.2. Analyse du roulement sain avec charge (2HP)

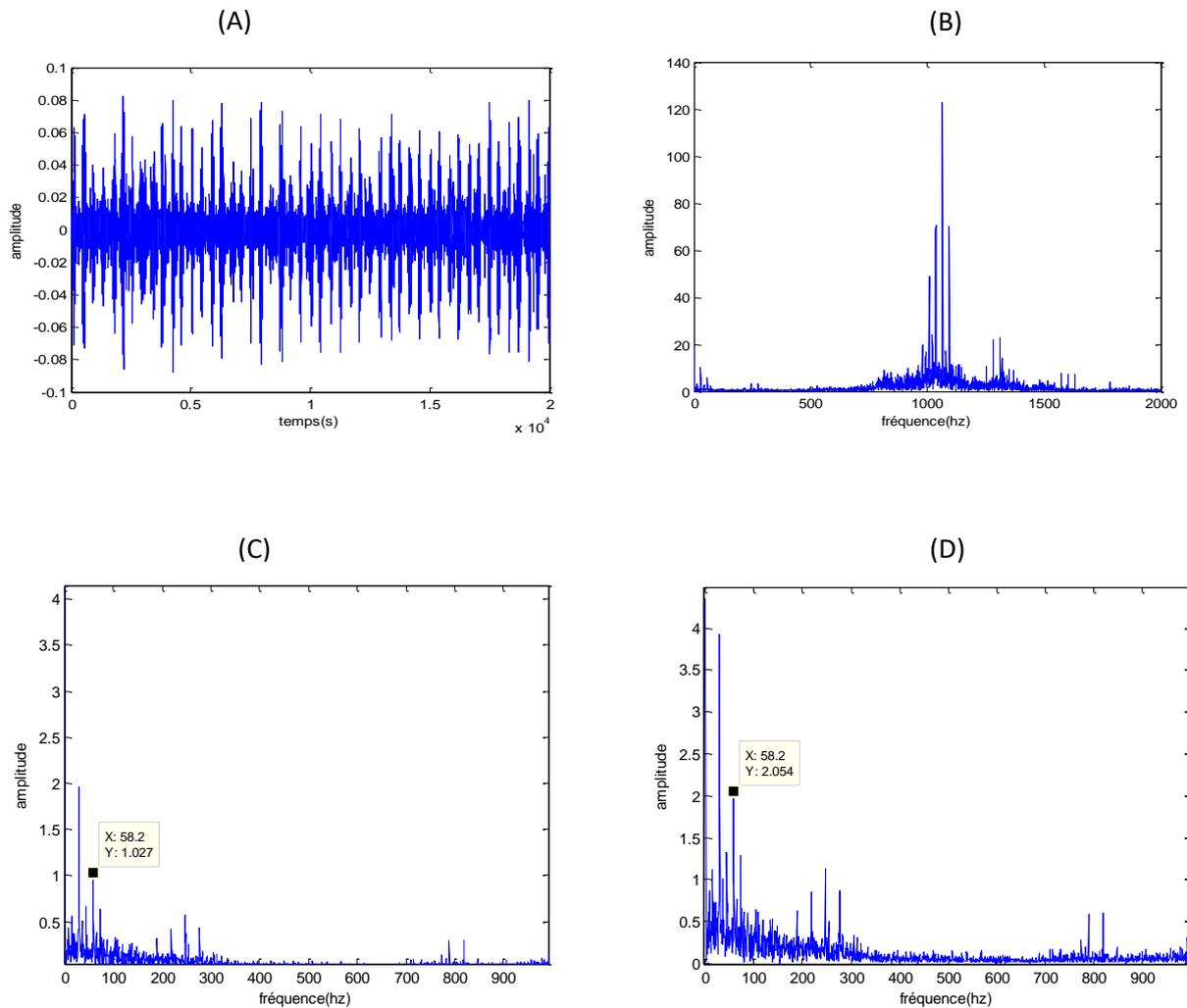


Figure.3.10. (A) IMF optimale , (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.2.3. Interprétation du roulement sain sous deux charges (0HP et 2HP)

Les figures 3.11 et 3.12 représentent respectivement le spectre du signal traité par TKEO et celui de son enveloppe dans le cas sans charge. On observe un pic dominant situé à 60 Hz avec une amplitude significative, ce qui indique une composante fréquentielle stable et marquée.

En comparaison, les figures 3.15 et 3.16 montrent les mêmes spectres mais sous une charge de 2 HP. Cette fois, le pic principal est légèrement décalé vers 58.2 Hz, avec une diminution notable de l'amplitude dans le spectre brut, et une atténuation moins prononcée dans le spectre d'enveloppe.

Ce changement de fréquence et d'amplitude reflète une influence directe des conditions de fonctionnement sur la signature fréquentielle du signal. L'évolution observée entre les deux situations met en évidence la sensibilité des méthodes d'analyse temps-fréquence à la variation des paramètres de fonctionnement, même en l'absence de perturbations manifestes.

3.4.3. Étude expérimentale dans le cas d'un défaut dans la bague interne

L'analyse suivante portera sur un roulement présentant une défaillance au niveau de la bague interne. Deux cas de fonctionnement ont été étudiés afin d'observer l'impact de la charge sur la réponse fréquentielle : le premier sans charge (0 HP), avec une gravité de défaut 007inche et fréquence de rotation de 1797 tr/min, un capteur de type DE, et une fréquence d'échantillonnage de 12000 Hz ; et le second avec une charge de 2 HP, où la fréquence de rotation atteint 1750 tr/min, en gardant les mêmes conditions de mesure.

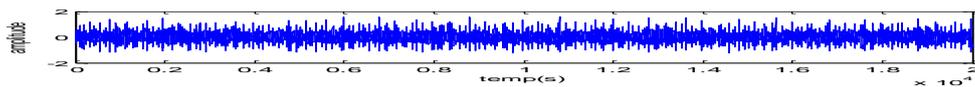


Figure.3.11. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague interne (007 inche, 0HP)

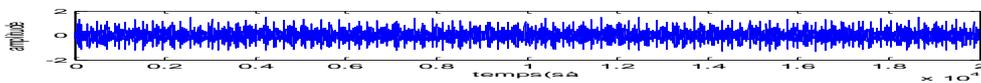


Figure 3.12. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague interne (007 inche, 2HP)

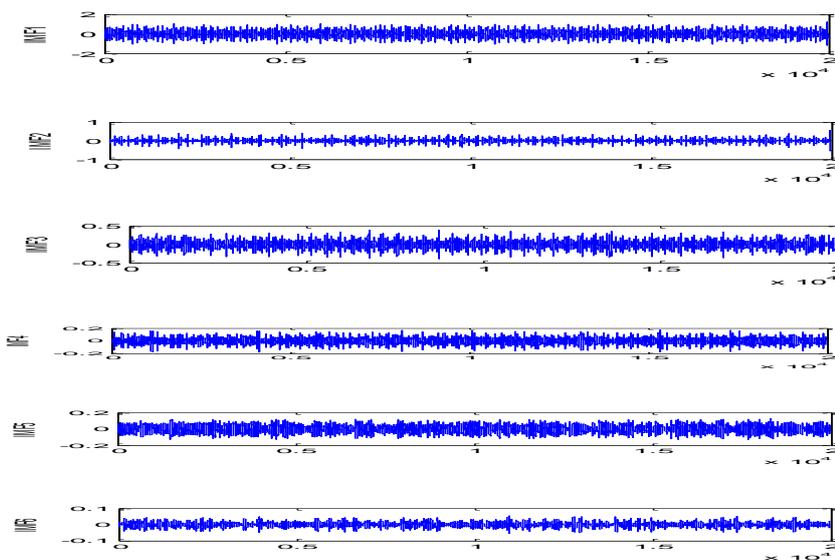


Figure.3.13. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge

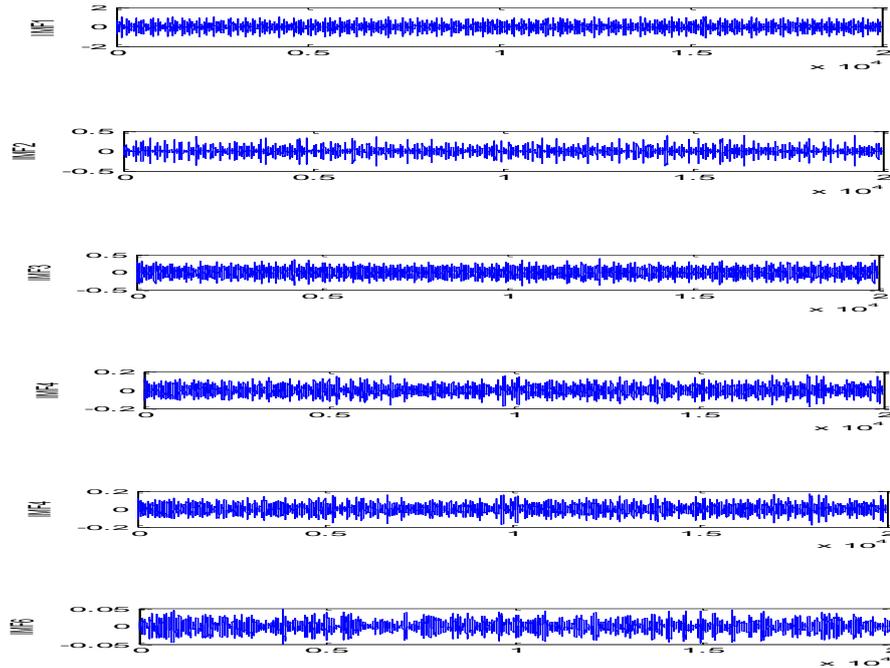


Figure.3.14. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.8538	0.3822	0.3790	0.2804	0.2018	0.0455	0.0387	0.0065

Tableau.3.5. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (0 HP).

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.8585	0.4019	0.4057	0.2690	0.1929	0.0330	0.0371	0.0070

Tableau.3.6. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (2HP).

Les deux tableaux montrent clairement que l’IMF1 est la composante qui a la meilleure corrélation avec le signal d’origine. C’est pourquoi elle a été retenue pour l’étude.

3.4.3.1. Analyse du défaut dans la bague interne en absence de charge (0 HP)

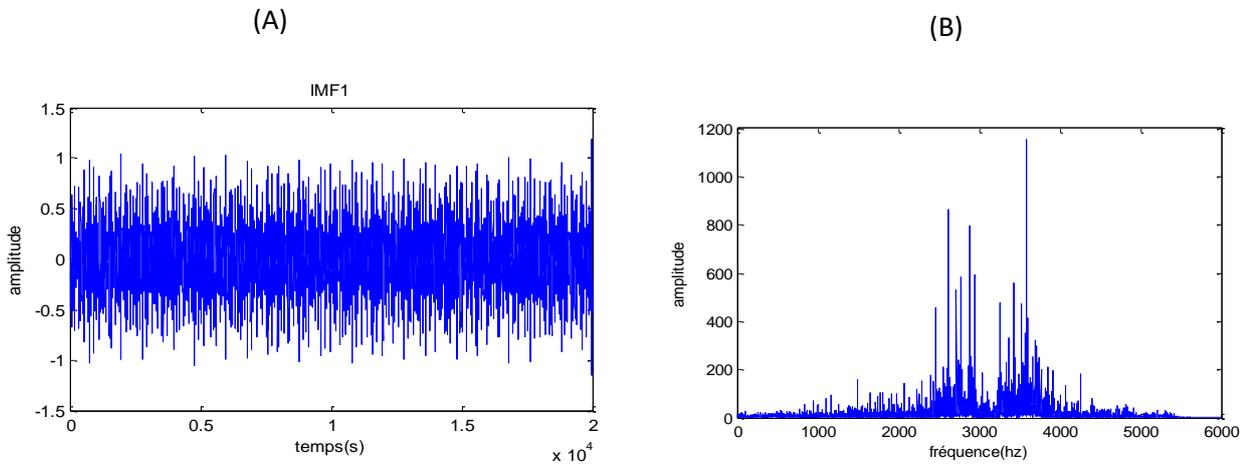


Figure.3.15. (A) IMF optimale, (B) Spectre de l'IMF

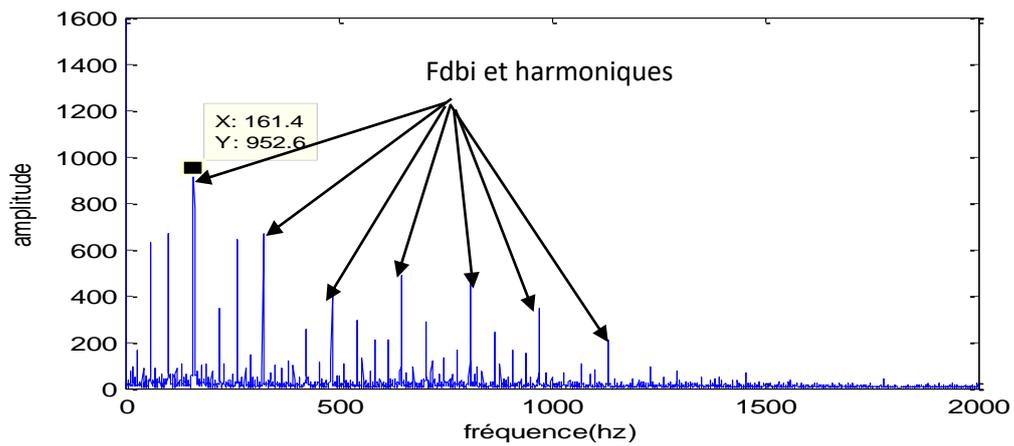


Figure 3.16. Spectre du IMF traité par le TKEO

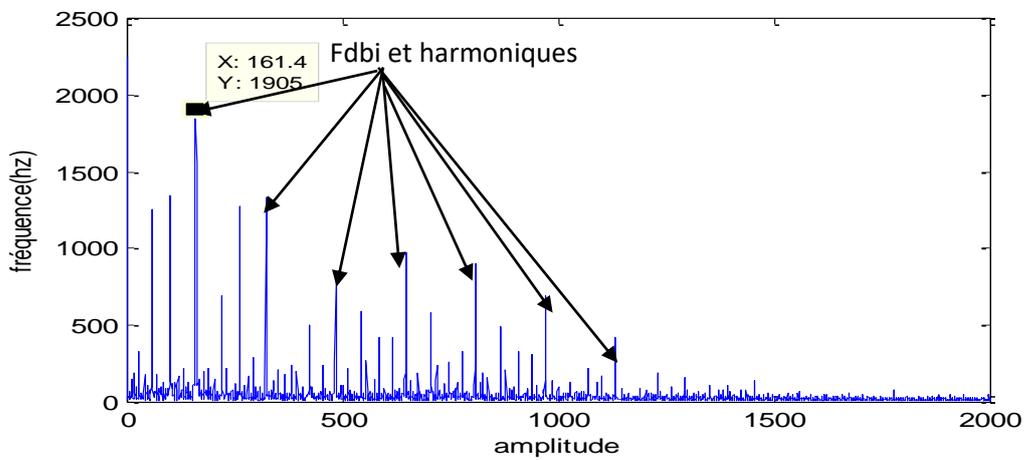


Figure.3.17. Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.3.2. Étude du défaut dans la bague interne avec charge 2 HP

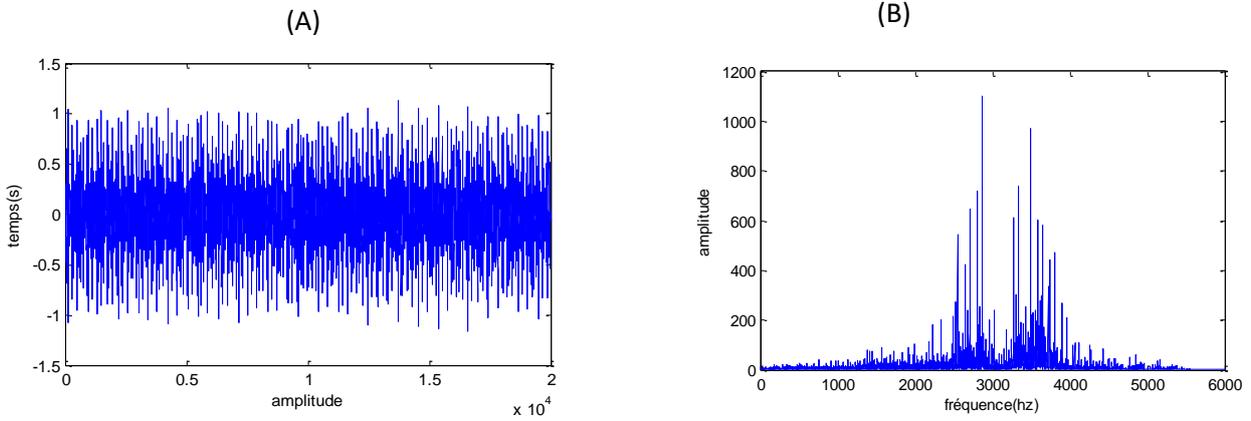


Figure 3.18.(A) IMF optimale , (B) Spectre du l'IMF

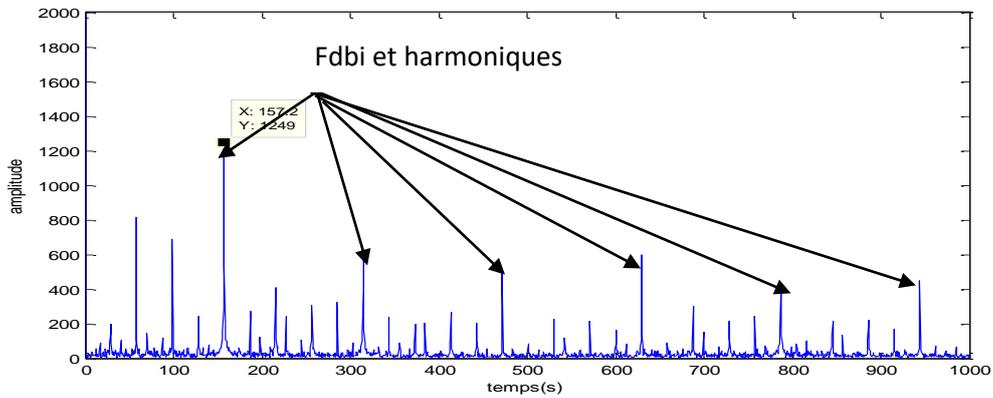


Figure.3.19. Spectre du IMF traité par le TKEO

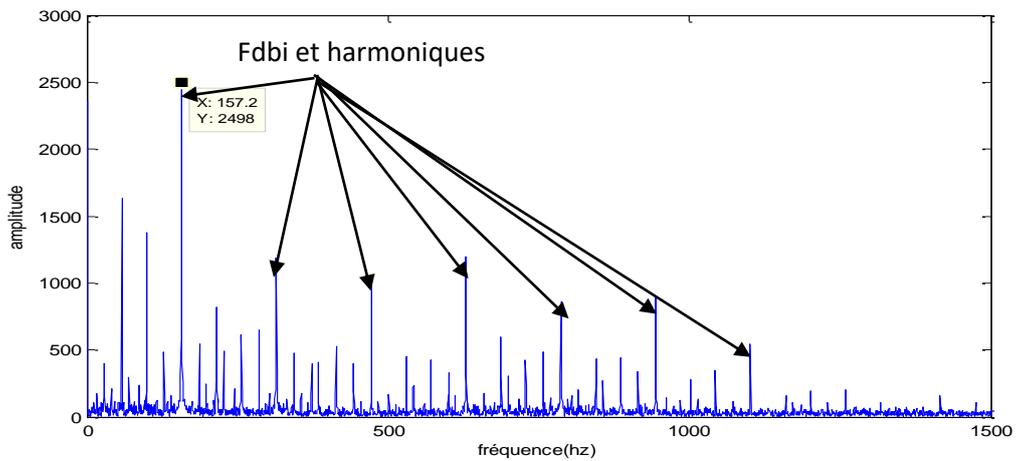


Figure.3.20. Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.3.3. Interprétation du défaut dans la bague interne sous deux charges (0HP et 2HP)

Les résultats obtenus après l'application de la méthode TKEO suivie par l'analyse d'enveloppe sur un IMF choisi montrent clairement la présence d'un défaut au niveau de la bague interne.

Dans les deux cas (sans charge et avec charge 2HP), un pic important apparaît :

- à 161.4 Hz pour 0HP,
- à 157.2 Hz pour 2HP.

Ces fréquences sont proches de la fréquence théorique du défaut de la bague interne (FDBI), ce qui confirme la présence du défaut. La présence des harmoniques renforce également la fiabilité de la méthode utilisée pour l'analyse vibratoire.

Quand la charge passe de 0HP à 2HP, on observe une variation notable tant au niveau de l'amplitude des composantes spectrales qu'au niveau de leurs fréquences, traduisant ainsi l'influence manifeste de la charge appliquée sur le comportement vibratoire du roulement.

3.4.4. Étude expérimentale dans le cas d'un défaut dans la bague externe

L'analyse suivante concerne un roulement présentant un défaut au niveau de la bague externe. Pour cette étude, on a pris en considération deux régimes de fonctionnement afin d'observer l'effet de la charge sur le comportement fréquentiel du système : le premier en absence de charge (0 HP), avec une vitesse de 1797 tr/min, un capteur de type DE, une fréquence d'échantillonnage de 12000 Hz, et un défaut de type centred600 - 007 inch ; et le deuxième en présence d'une charge de 2 HP, avec une vitesse réduite à 1750 tr/min, dans les mêmes conditions de mesure.

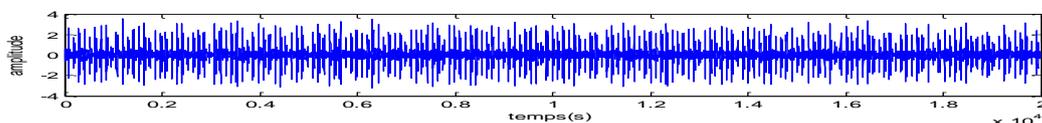


Figure.3.21. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague externe (007 inch, 0HP)

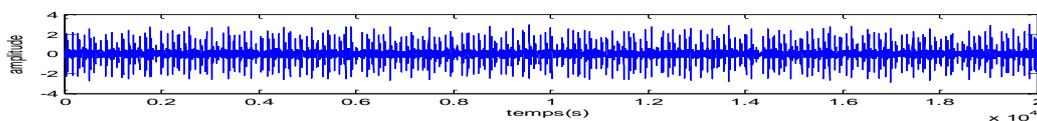


Figure.3.22. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bague externe (007 inch, 2HP)

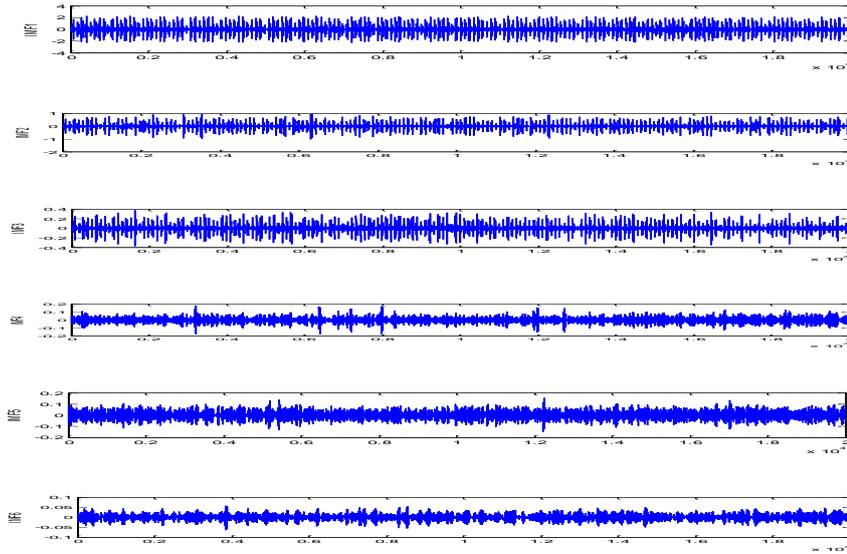


Figure 3.23. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge

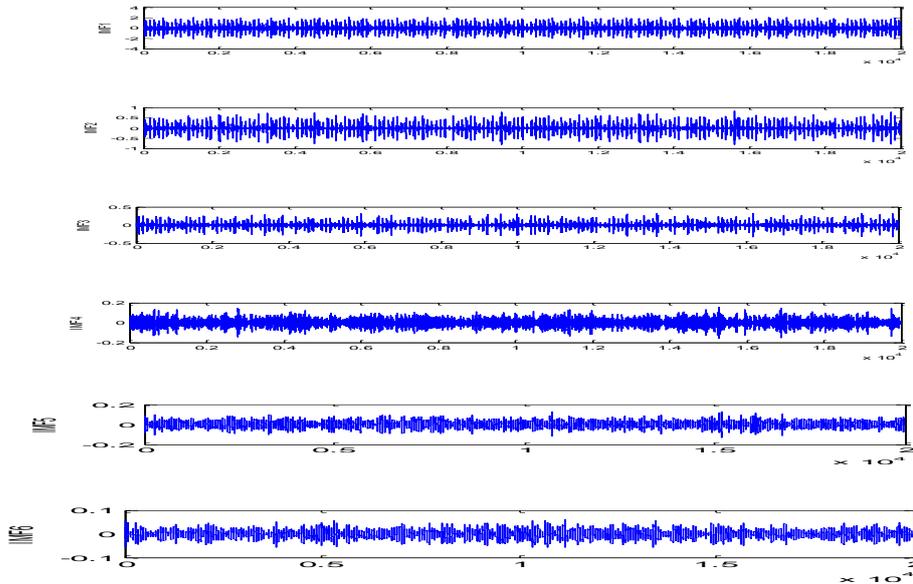


Figure 3.24. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.9559	0.4295	0.0487	0.0549	0.0641	0.0211	0.01127	0.0020

Tableau.3.7. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (0 HP).

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.9551	0.4333	0.0577	0.0740	0.0570	0.0249	0.0114	0.0041

Tableau 3.8. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (2 HP).

Dans ce cas, l'IMF1 affiche également la plus forte corrélation avec le signal original. Elle est alors utilisée pour continuer l'analyse vibratoire.

3.4.4.1. Analyse du défaut dans la bague externe en absence de charge (0 HP)

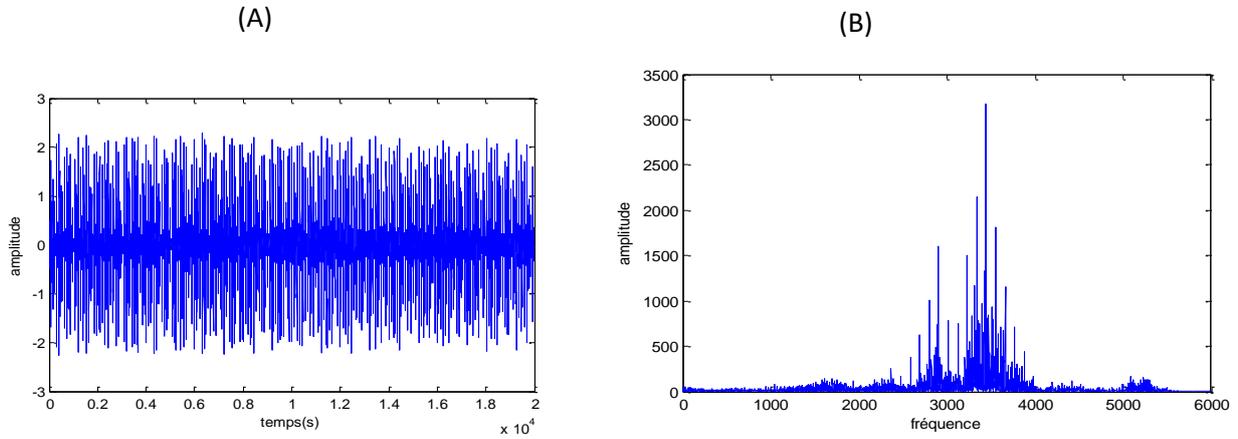


Figure.3.25. (A) IMF optimale, (B) Spectre de l'IMF

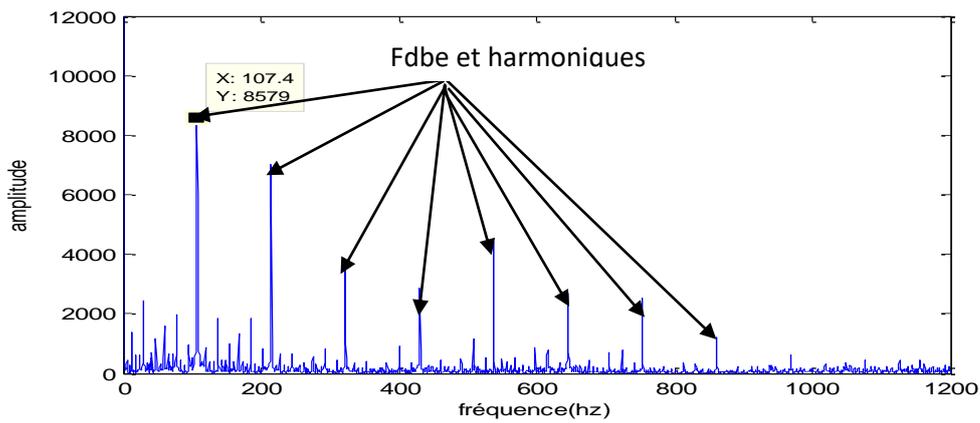


Figure.3.26. Spectre du IMF traité par le TKEO

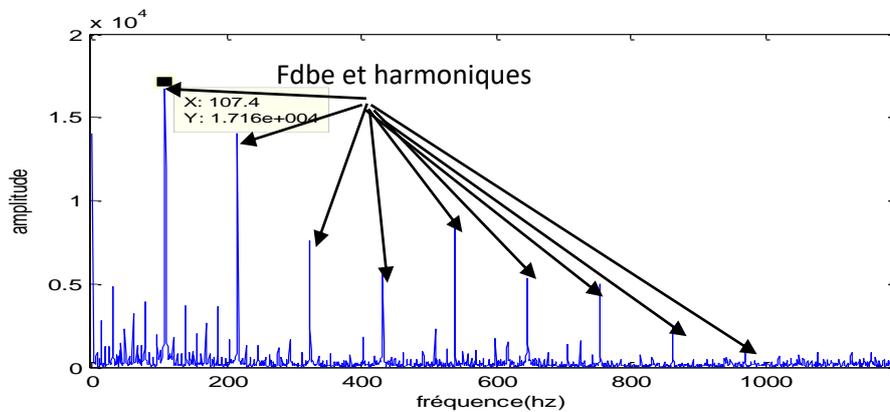


Figure.3.27. Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.4.2. Analyse du défaut dans la bague externe de charge (2 HP)

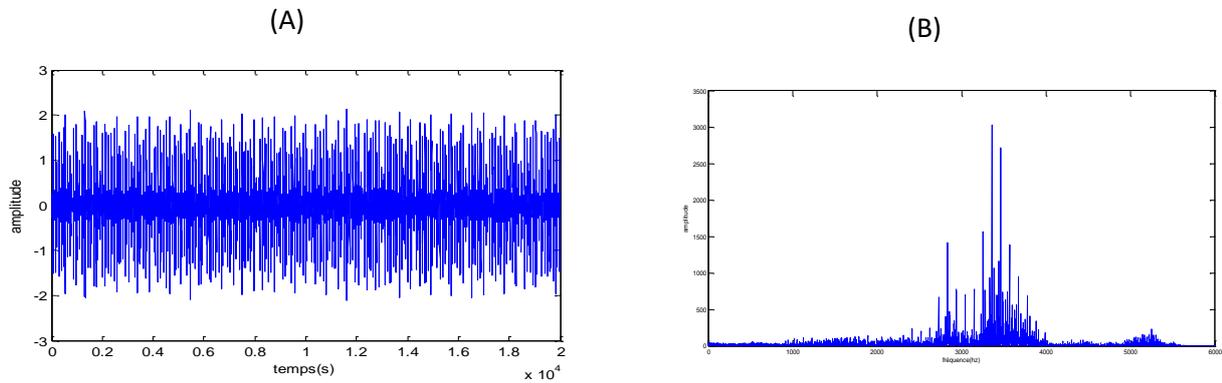


Figure.3.28. (A) IMF optimale, (B) Spectre de l'IMF

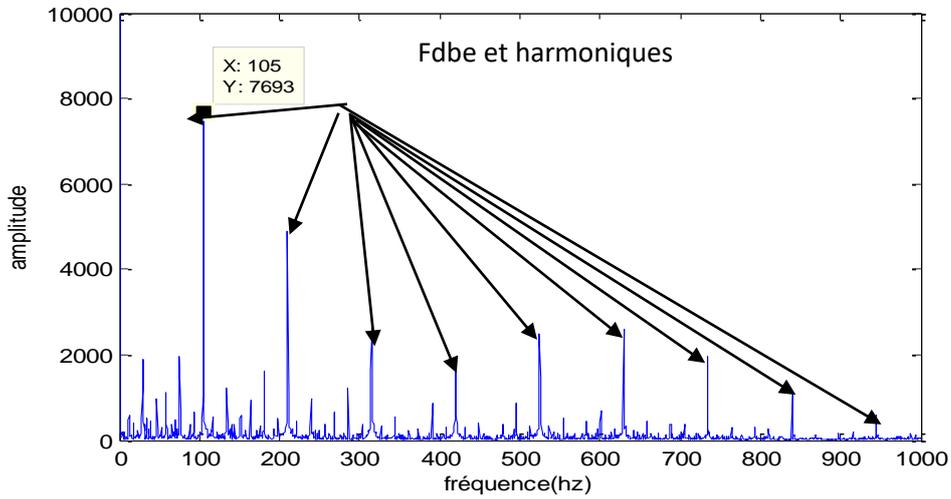


Figure.3.29. Spectre du IMF traité par le TKEO

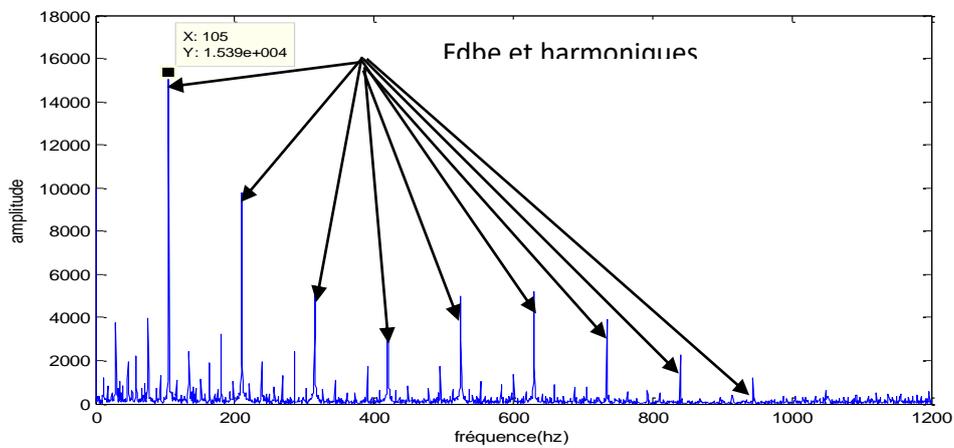


Figure.3.30. Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.4.3. Interprétation du défaut de la bague externe sous deux niveaux de charge (0HP et 2HP)

L'analyse des résultats révèle un pic significatif autour de 107 Hz à vide (0HP) et 105 Hz sous charge (2HP), ce qui est en bon accord avec la fréquence théorique du défaut de la bague externe. Ce pic est observable à la fois dans le signal TKEO et dans son enveloppe.

Concernant les amplitudes, on note une diminution aussi bien dans le spectre TKEO que dans son enveloppe. En effet, l'amplitude passe de 8579 à 7693 dans le spectre TKEO, et de 17160 à 15390 dans celui de l'enveloppe. Cette baisse généralisée suggère que la charge atténue la réponse vibratoire associée au défaut. Bien que la signature reste clairement détectable, son intensité s'amenuise sous l'effet de la contrainte appliquée, traduisant ainsi une influence directe des conditions de fonctionnement sur la manifestation des symptômes vibratoires du défaut identifié.

3.4.5. Étude expérimentale dans le Cas d'un défaut dans la bille

Cette partie traite d'un roulement affecté par un défaut situé au niveau de la bille. L'analyse s'est basée sur deux cas de fonctionnement : sans charge (0 HP) avec une vitesse de 1797 tr/min, un capteur DE, une fréquence d'échantillonnage de 12000 Hz, et un défaut de type 007 inche ; puis avec une charge de 2 HP, où la vitesse est descendue à 1750 tr/min tout en gardant les mêmes paramètres de mesure.

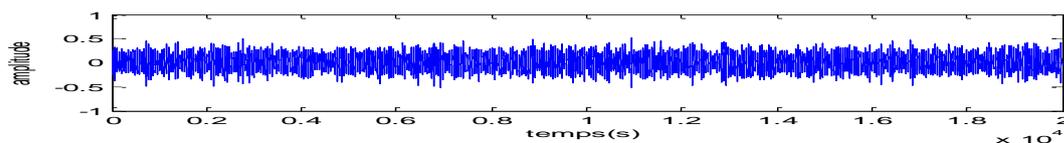


Figure.3.31. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bille (007 inche, 0HP)

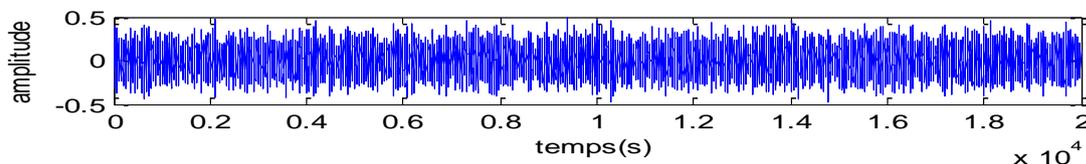


Figure.3.32. Signal mesuré dans le cas d'un défaut bille (007 inche, 2HP)

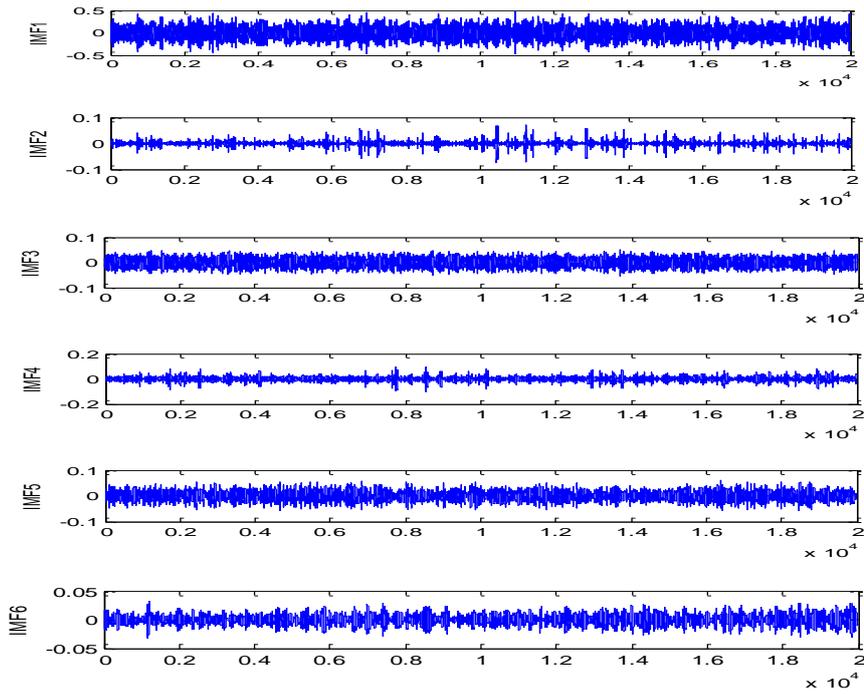


Figure.3.33. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire sans charge

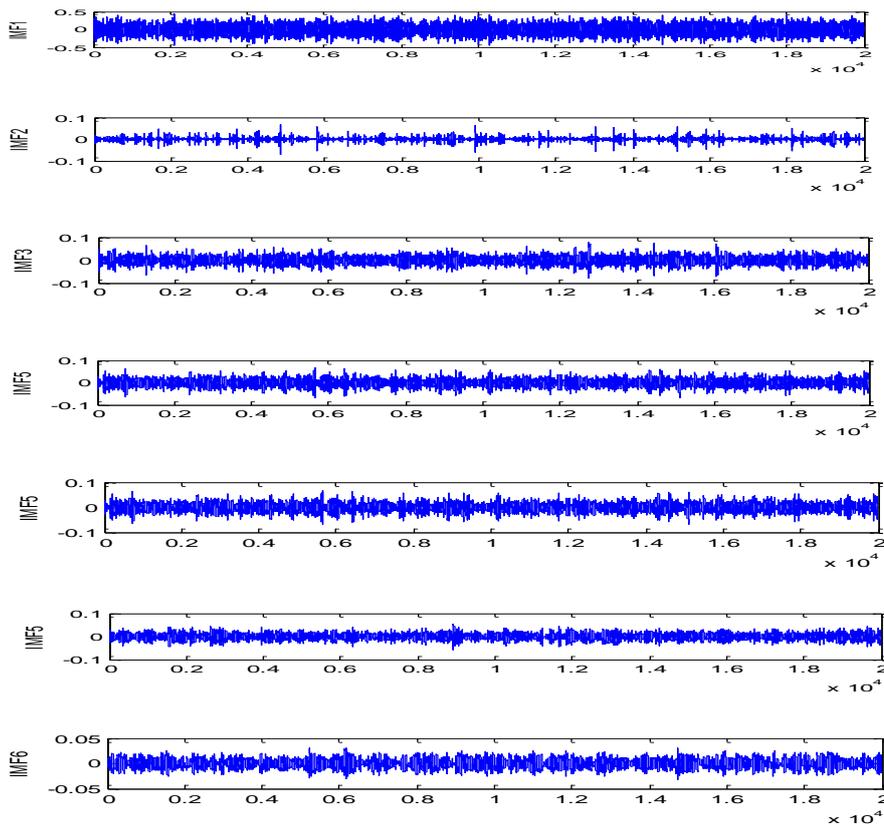


Figure.3.34. Analyse CEEMDAN du signal vibratoire avec charge 2HP

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.9446	0.1563	0.1917	0.2341	0.2185	0.1120	0.0825	0.0166

Tableau 3.9. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (0 HP).

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
0.9609	0.1302	0.1723	0.1912	0.1535	0.0926	0.0631	0.0145

Tableau 3.10. Coefficients de corrélation entre chaque IMF et le signal original dans le cas (2 HP).

En se basant sur les deux tableaux de corrélation, on constate que l'IMF1 a la valeur la plus élevée. Elle est alors considérée comme la composante la plus adaptée pour l'analyse vibratoire.

3.4.5.1. Analyse du défaut dans la bille en absence de charge (0 HP)

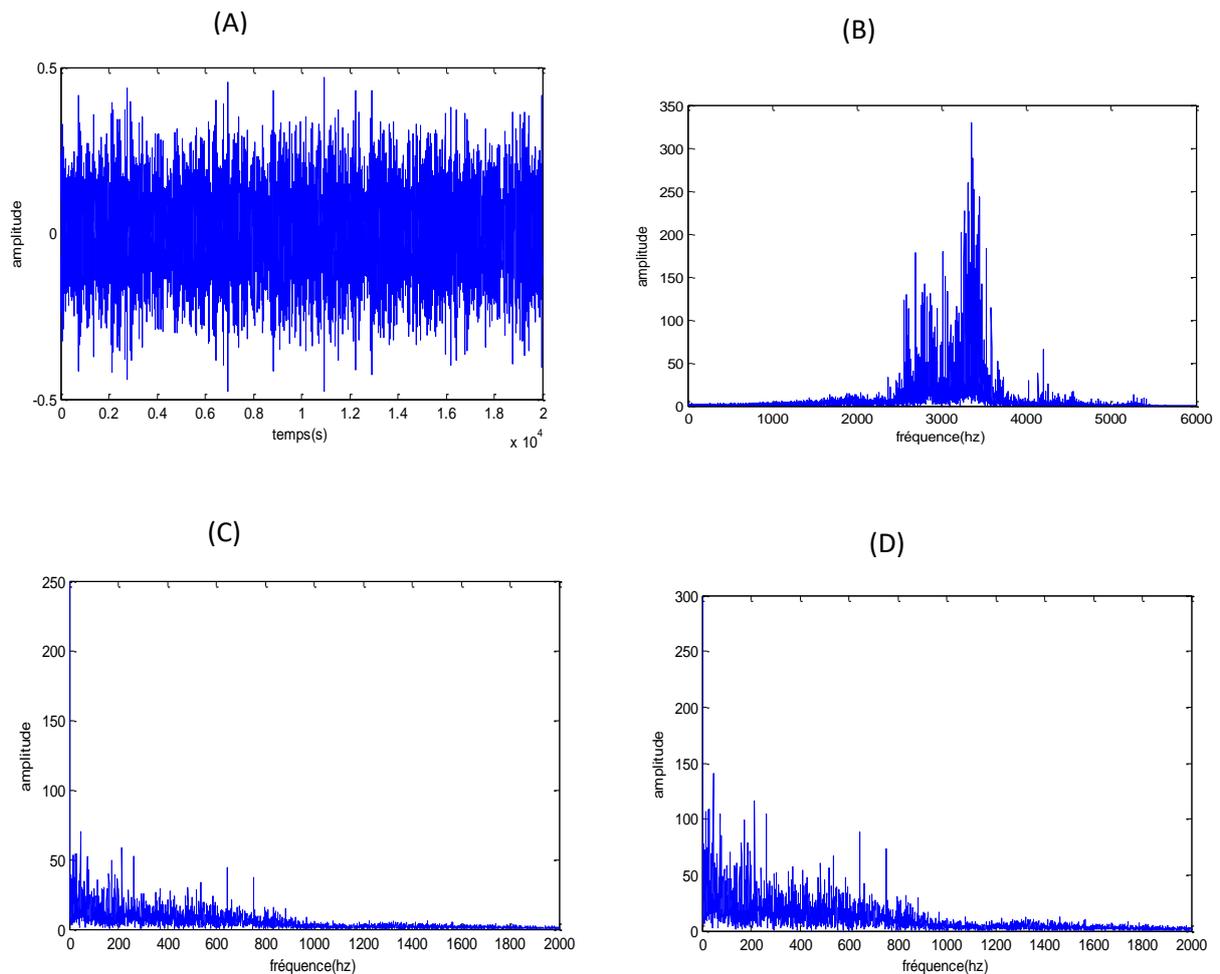


Figure.3.35. (A) IMF optimale (IMF3), (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.5.2. Analyse du défaut dans la bille externe en absence de charge (2 HP)

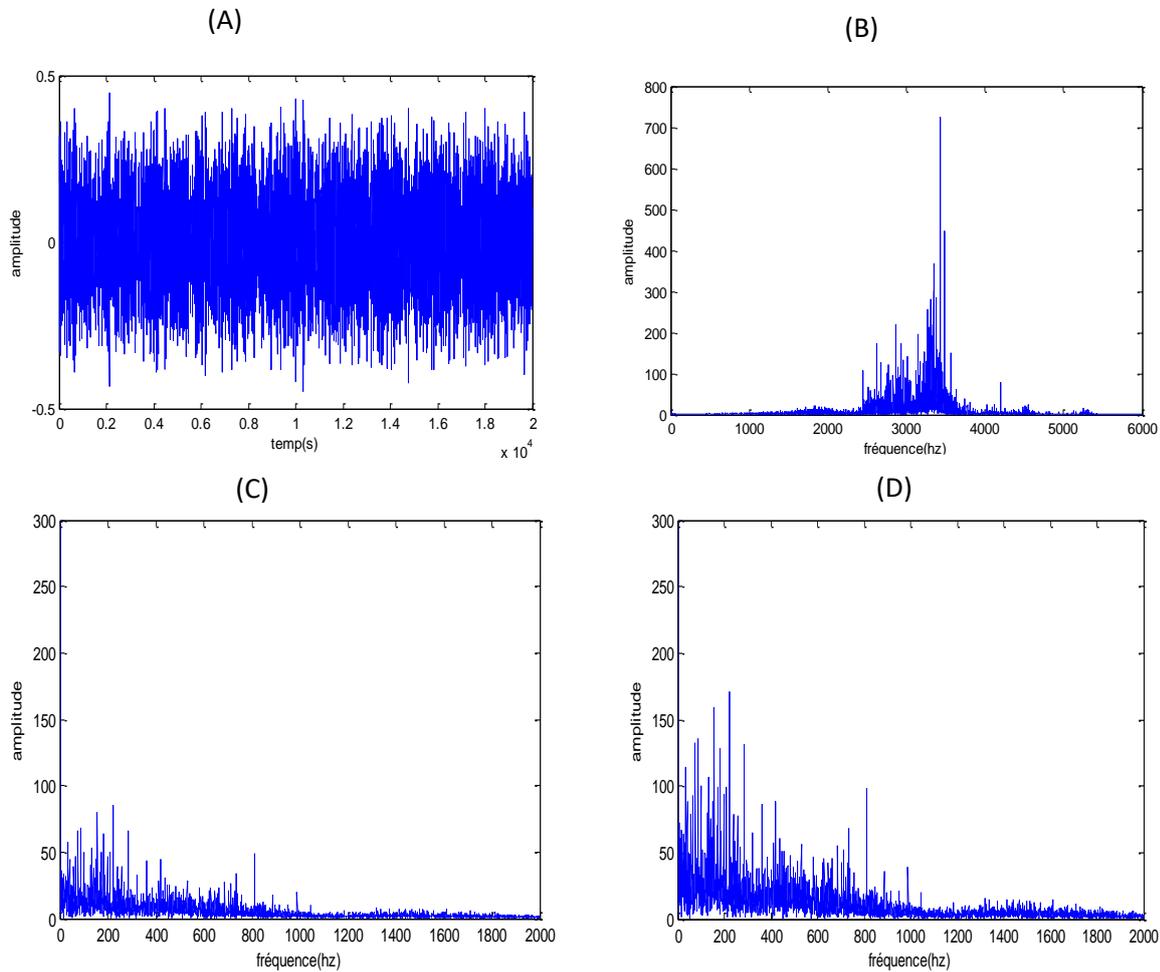


Figure 3.36. (A) IMF optimale (IMF3), (B) Spectre de l'IMF, (C) Spectre du TKEO, (D) Spectre d'enveloppe du TKEO

3.4.5.3. Interprétation du défaut de la bille sous deux niveaux de charge (0HP et 2HP)

Lors de l'analyse des signaux associés à un défaut sur l'élément roulant, on remarque que l'identification claire des pics caractéristiques devient plus complexe par rapport aux cas de défauts sur les bagues. En effet, le comportement instable et irrégulier de la bille en rotation rend la périodicité des impacts difficile à distinguer. Cette difficulté se reflète dans les spectres obtenus, où les composantes fréquentielles typiques ne sont pas toujours bien définies, ce qui complique la localisation précise du défaut. Cette observation est en accord avec ce qui a été relevé dans plusieurs études antérieures soulignant les limites de détection dans ce type de situation.

3.5. Conclusion

À travers cette étude, on a pu observer l'effet de la charge sur le spectre vibratoire du roulement. L'augmentation de la charge à 2HP a permis de mieux faire ressortir certaines composantes fréquentielles, avec une amplitude plus marquée et des harmoniques plus visibles.

L'utilisation de la méthode CEEMDAN nous a aidé à extraire les composantes principales du signal. Ensuite, avec l'enveloppe du TKEO, on a pu affiner l'analyse. Par contre, dans le cas du défaut sur la bille, les résultats n'étaient pas très clairs, ce qui montre que ce type de défaut est plus difficile à détecter dans ces conditions.

En général, la charge modérée améliore la détection, surtout quand elle est combinée avec des techniques d'analyse avancées.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons traité la problématique de la détection des défauts dans les roulements des moteurs asynchrones, en utilisant des signaux vibratoires mesurés dans différentes conditions de charge. L'objectif principal était d'appliquer des techniques modernes d'analyse de signal pour localiser et identifier les défaillances à un stade précoce.

Dans une première partie, nous avons présenté une base théorique sur les moteurs asynchrones, leur structure, ainsi que les roulements et les types de défauts qui peuvent les affecter. Cette étape était essentielle pour comprendre l'impact de ces anomalies sur le comportement global de la machine.

Ensuite, nous avons abordé des méthodes de traitement du signal, notamment CEEMDAN, l'opérateur TKEO et l'analyse d'enveloppe. Ces techniques ont été utilisées afin de mieux séparer les composantes significatives des signaux et d'améliorer la visibilité des défauts, souvent cachés dans des signaux complexes et bruités. Il convient de souligner que les conditions de fonctionnement, notamment la présence ou l'absence de charge, ont eu une influence notable sur la qualité et la forme des signaux. En particulier, les analyses sous charge ont permis de mettre en évidence certaines composantes vibratoires qui restaient moins visibles à vide, ce qui a renforcé l'efficacité de la méthode CEEMDAN dans la détection des anomalies.

Les résultats expérimentaux ont confirmé l'utilité des outils choisis et ont permis de mettre en évidence des différences claires entre les états sains et défectueux des roulements. Par ailleurs, la comparaison entre les signaux enregistrés en condition de charge et ceux à vide a démontré que l'ajout d'une charge pouvait amplifier certains effets vibratoires liés aux défauts, rendant leur identification plus évidente. Cela met en avant l'importance de prendre en compte ce paramètre dans toute démarche de diagnostic vibratoire.

Ce travail peut constituer une base solide pour des recherches plus poussées dans le domaine du diagnostic des défauts. À l'avenir, il serait intéressant d'élargir l'étude en traitant plusieurs types de roulements et en considérant des conditions de fonctionnement plus variées, ce qui permettrait d'avoir une vision plus globale et réaliste des comportements vibratoires. De plus, l'intégration d'algorithmes d'intelligence artificielle ou d'apprentissage automatique pourrait automatiser le processus de détection, en rendant le diagnostic plus rapide, précis et

accessible même à des non-spécialistes. Sur le long terme, ces approches pourraient être intégrées directement dans les systèmes de surveillance des machines industrielles, afin de passer d'une maintenance corrective ou préventive à une maintenance prédictive, réduisant ainsi les arrêts non planifiés et les coûts d'exploitation.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] R. Bousseksou, « Modélisation analytique des machines asynchrones - application au diagnostic », 2007.
- [2] N. Ihab Mohamed Anes et I. Riguet, « Diagnostic des défauts du moteur asynchrone dans le domaine temporel », Mémoire de Master, Université de Biskra, Faculté des Sciences et Technologies, 2019–2020.
- [3] R. Casimir, « Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes », Thèse de Doctorat, École Centrale de Lyon, 18 décembre 2003.
- [4] S. Kerfali, « Contribution à la surveillance et au diagnostic des défauts de la machine asynchrone », Thèse de Doctorat, 2016.
- [5] T. Boumegoura, « Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone et synthèse d'observateurs en vue du diagnostic », Thèse de Doctorat, École Centrale de Lyon, 26 mars 2001.
- [6] L. Rabia, « Modélisation, identification expérimentale et commande vectorielle d'un moteur asynchrone triphasé à cage », Mémoire de Master, Université de Ouargla, 2015.
- [7] D. Gaëtan, « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances », Thèse de Doctorat, Université Nancy 1, France, 2004.
- [8] S. Azrarak, « Calcul d'un moteur asynchrone monophasé à condensateur transformé d'un moteur asynchrone triphasé », Mémoire de Master, Université de Tizi-Ouzou, septembre 2014.
- [9] D. Gaëtan, H. Razik, « Sur la détection d'un défaut au rotor des moteurs asynchrones », *Revue 3EI*, n°27, pp. 01–10, décembre 2001.
- [10] A. H. Bonnett and G. C. Soukup, « Analysis of rotor failures in squirrel-cage induction motors », *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 24(6), pp. 1124–1130, November/December 1988.

- [11] S. Nandi, H. A. Toliyat, and X. Li, « Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors – a review », *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 20(4), pp. 719–729, 2005.
- [12] A. Menacer, « Contribution à l'identification des paramètres et des états d'une machine à induction pour diagnostic et développement de commande robuste : robustesse vis-à-vis de défauts », Thèse de doctorat, Université de Batna, décembre 2007.
- [13] F. Tafnine, K. Mokrani, and K. Hamasse, Diagnostic des machines asynchrones par analyse spectrale du courant statorique », *Proceedings Conférence Nationale sur le Génie Electrique CNGE'04*, pp. 256–260, Tiaret, novembre 2004.
- [14] Motor Reliability Working Group of IEEE, « Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations : Part I & II », *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. IA-21, pp. 853–872, July/August 1985.
- [15] E. P. Cornell, E. L. Owen, J. C. Appiarius, R. M. McCoy, P. F. Albrecht, and D. W. Houghtaling, « Improved motors for utility applications – Final Report », Technical Report EPRI-EL-2678-Vol.1, General Electric Co., Schenectady, NY (USA), October 1982.
- [16] A. H. Bonnett, « Root cause AC motor failure analysis with a focus on shaft failures », *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 36, pp. 1435–1448, September/October 2000.
- [17] Y. Birsen and G. K. Gerald, « An adaptive statistical time-frequency method for detection of broken bars and bearing faults in motors using stator current », *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 35, No. 2, pp. 242–452, March/April 1999.
- [18] A. N. Arthur and P. Geman, « Induction machine condition monitoring with higher order spectra », *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 47, No. 5, pp. 1031–1041, October 2000.
- [19] L. Chaabi, Conception d'un système expert pour le diagnostic des roulements dans les machines tournantes fonctionnant en régime variable », Thèse de doctorat, Université de Guelma, 2020.

- [20] H. Razik, « Le contenu spectral du courant absorbé par la machine asynchrone en cas de défaillance – un état de l’art », *Revue 3EI*, No. 29, pp. 48–52, juin 2002.
- [21] Torres M.E., Colominas M.A., Schlotthauer G., Flandrin P., «A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise», *ICASSP 2011*.
- [22] N. E. Huang et al. « The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis ». *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998.
- [23] F. Fayad. « Apprentissage et annulation des bruits impulsifs sur un canal CPL indoor en vue d'améliorer la QoS des flux audiovisuels ». Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal – Clermont-Ferrand 2, École Doctorale des Sciences Pour l’Ingénieur de Clermont-Ferrand, Avril 2012, France.
- [24] T. Wang et al. « Comparing the applications of EMD and EEMD on time-frequency analysis of seismic signal ». *Journal of Applied Geophysics*, vol. 83, pp. 29–34, 2012.
- [25] Y. Yang, Y. Dejie, and C. Junsheng. « A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM ». *Measurement*, vol. 40, pp. 943–950, 2007.
- [26] H. Sharabaty. « Diagnostic de somnolence d’un opérateur : analyse automatique de signaux physiologiques ». Thèse de doctorat, Université de Toulouse, 2007.
- [27] J-C. Cexus. « Analyse des signaux non-stationnaires par transformation de Huang, opérateur de Teager-Kaiser, et transformation de Huang-Teager (THT) ». Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, décembre 2005.
- [28] G. Rilling. « Décompositions modales empiriques : contributions à la théorie, l’algorithmie et l’analyse de performances ». Thèse de doctorat, École normale supérieure de Lyon, 2007.
- [29] G. Rilling, P. Flandrin, and P. Gonçalves. « On empirical mode decomposition and its algorithms ». In *IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP-03)*, Grado (Italy), 2003.

- [30] T. Oberlin. « Approches mathématiques pour la décomposition modale empirique ». Mémoire Master Recherche Mathématiques Appliquées, Université Joseph Fourier, Grenoble, 2010.
- [31] G. Rilling, P. Flandrin et P. Gonçalvès. « On empirical mode decomposition and its algorithms ». In IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing NSIP-03, Grado (I), 2003.
- [32] M. E. Torres, M. A. Colominas, G. Schlotthauer, and P. Flandrin. « A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise ». Proceedings of the 36th International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Prague, Czech Republic, May 22–27, 2011.
- [33] B. Bogert, M. Healy, and J. Tukey. « The quefrequency analysis of time series for echoes: Cepstrum, Pseudo-Autocovariance, Cross-Cepstrum, and Saphe Cracking ». In Proceedings of the Symposium on Time Series Analysis, pp. 209–243, 1963.
- [34] M. Feldman. « Hilbert transform in vibration analysis ». Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 25, no. 3, pp. 735–802, 2011.
- [35] M. Kedadouche, M. Thomas, and A. Tahan. « Monitoring machines by using a hybrid method combining MED, EMD, and TKEO ». Advances in Acoustics and Vibration, vol. 2014, Article ID 592080, pp. 1–10, 2014.
- [36] F. Bolaers. « Contribution à l'étude et au développement d'un système intégré de suivi de l'endommagement de composants mécaniques sur machines tournantes ». Thèse de doctorat, Université de Reims, 2002.
- [37] H. Ayad. « Diagnostic des défaillances de la machine asynchrone ». Mémoire de Master, Université Badji Mokhtar – Annaba, 2020.
- [38] I. M. A. Nadji, I. Riguet. « Diagnostic des défauts du moteur asynchrone dans le domaine temporel ». Mémoire de Master, Université Mohamed Khider de Biskra, 2020.
- [39] Bearing Data Center. Base de données des roulements, disponible à : www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing

- [40] X. Lou, K. A. Loparo. « Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, no. 5, pp. 1077–1095, 2004.
- [41] S. Abbasion, A. Rafsanjani, A. Farshidianfar, N. Irani. « Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, no. 7, pp. 2933–2945, 2007.
- [42] H. Hamoudi, H. Salah. « Application de la méthode EEMD pour la détection des défauts de roulements ». *Mémoire de Master, Université 8 Mai 1945 – Guelma*, 2020.