

Université Mohamed Khider – Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département: Génie Electrique

Réf. :



جامعة محمد خيضر - بسكرة

كلية العلوم و التكنولوجيا

قسم الهندسة الكهربائية

المرجع:...../

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat LMD en : Electromécanique

Option : maintenance industrielle

Contribution au diagnostic et à l'analyse de défauts dans les machines à induction par les techniques de la décomposition empiriques

Présentée par :

DAMINE YASSER

Soutenue publiquement le 22 avril 2024

Devant le jury composé de :

SBAA Salim	Professeur	Président	Université de Biskra
MEGHERBI Ahmed Chouki	Professeur	Rapporteur	Université de Biskra
BESSOUS Nouredine	Professeur	Co-Rapporteur	Université d'Eloued
SAHRAOUI Mohamed	Professeur	Examineur	Université de Biskra
REZAOUI Mohamed Mounir	Professeur	Examineur	Université de Djelfa
LAALA widad	M.C.A	Examineur	Université de Biskra

Remerciements

Tout d'abord, j'exprime ma profonde gratitude à Allah qui m'a accordé la force, la persévérance et la foi nécessaires pour mener à bien ce travail de recherche. Sa guidance divine m'a éclairé tout au long de mon parcours et m'a permis de surmonter les obstacles rencontrés.

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance à mon directeur de thèse, Professeur **MEGHERBI Ahmed Chaouki**, pour son encadrement précieux et son soutien indéfectible tout au long de mon doctorat. Sa disponibilité constante, sa vision éclairée et ses conseils avisés m'ont permis de formuler mon travail de recherche de manière claire, rigoureuse et originale.

Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude à mon co-directeur, Professeur **BESSOUS Noureddine**, pour ses conseils avisés et son soutien constant pendant la réalisation de ces travaux. Sa patience, ses encouragements et son expertise scientifique m'ont permis de surmonter les difficultés rencontrées et de mener à bien cette thèse.

Je voudrais tout particulièrement remercier Monsieur **SBAA Salim**, Professeur à l'université de Mohamed khider, Biskra, pour avoir accepté l'honneur de présider le jury. Son implication dans mon travail de recherche a été inestimable et je suis particulièrement reconnaissant pour son intérêt constant et ses remarques constructives.

Je suis également reconnaissant à Monsieur **SAHRAOUI Mohamed**, Professeur à l'université de Mohamed khider, Biskra, d'avoir accepté d'être parmi le jury en tant qu'examineur. Ses commentaires et remarques constructives ont été d'une grande valeur. Je suis reconnaissant de l'intérêt qu'il a porté à mon travail et du temps qu'il a consacré à son évaluation.

Je remercie également Monsieur **REZAOUI Mohamed Mounir**, Professeur à l'université de Djelfa, d'avoir accepté d'être parmi le jury en tant qu'examineur. Ses remarques constructives m'ont permis d'identifier de nouvelles perspectives et d'améliorer la qualité de mon travail. J'ai pleinement apprécié ses questions pertinentes concernant mes approches et mes résultats.

Je tiens à remercier Madame **LAALA Widad**, Maître de conférences à l'université de Mohamed khider, Biskra, d'avoir accepté d'être parmi le jury en tant qu'examinatrice. J'ai beaucoup apprécié ses questions pertinentes sur mes approches et mes résultats. Je suis reconnaissant pour son implication et son expertise dans le domaine.

Je voudrais tout particulièrement remercier :

- Monsieur **DAMINE Malek**, pour ses inestimables aides et son soutien indéfectible tout au long de mon parcours. Sa présence rassurante, ses encouragements constants et sa disponibilité sans faille ont été des piliers essentiels dans la réalisation de mes travaux.
- Madame **TAMROUN Kheira**, sa présence et son soutien maternel indéfectible ont contribué de manière significative à mon parcours académique. Je lui suis infiniment reconnaissant pour son affection inconditionnelle.

Mes pensées vont également à : mes frères, mes sœurs et mon fils AMMAR.

Je tiens à remercier les personnels administratifs qui par leur gentillesse et leur disponibilité ont su me faciliter toutes les tâches.

Je suis également reconnaissant envers toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de cette thèse.

Cette thèse n'aurait pas pu aboutir sans l'aide et le soutien de chacun d'entre vous. Je vous remercie du fond du cœur.

Yasser DAMINE

ملخص الاطروحة

من الضروري الاعتماد بشدة على المعدات المتطورة في القطاع الصناعي الحديث لضمان إنتاج سلع وخدمات عالية الجودة. واحد من المكونات المهمة لهذه الماكينات (المحركات الكهربائية ذات التحريض الحثي). ومع ذلك، يمكن أن يؤدي تعطل هذه المحركات إلى توقف عمليات الإنتاج وتكاليف باهظة ومخاطر السلامة. لذلك، من الضروري الكشف عن عيوب هذه المحركات في مرحلة مبكرة لتنفيذ التدابير الإصلاحية ومنع حدوث أي ضرر إضافي. وتعد العيوب في المدحرجات من أهم أسباب فشل محركات التحريض الحثي، مما يتطلب تحليلاً دقيقاً في تشخيص الأعطال وبالنظر إلى العواقب الجسيمة لفشل محركات التحريض الحثي وأهمية الكشف المبكر عن أخطاء المحامل، فإن الهدف الرئيسي لهذه الدراسة هو المساهمة في تحسين عملية التشخيص المبكر لعيوب المدحرجات في محركات التحريض الحثي. ولتحقيق هذا الهدف، تم اقتراح استراتيجيتين لتعزيز فعالية واحدة من التقنيات الفعالة في مجال معالجة الإشارة وهي التفكيك إلى مجموع الأوضاع التجريبية (EEMD): تتضمن الاستراتيجية الأولى دمج تقنية التفكيك سابقة الذكر مع تقنية إزالة الضوضاء بثلاثة انحرافات معيارية، بينما الاستراتيجية الثانية تتمثل في دمج تقنية محسنة (CMEEMD) مع عملية محسنة لإزالة الالتفاف. في نهاية هاته الدراسة تم التأكد و تقييم مدى فعالية الاستراتيجيات المقترحة باستخدام إشارات الاهتزاز التجريبية الناتجة عن عيوب المحمل في الحلقة الداخلية، الحلقة الخارجية وكذلك الكرات.

الكلمات المفتاحية: التشخيص، تحليل الاهتزازات، المحركات الحثية، عيوب المدحرجات، معالجة الإشارة، التفكيك التجريبي إلى أوضاع، إزالة الضوضاء، معامل التشويه الرباعي، الانحراف المطلق الوسيط، عملية إزالة التراكب.

Résumé

Le secteur industriel moderne dépend fortement d'équipements sophistiqués pour assurer la production de biens et services de haute qualité. L'un des composants cruciaux de cet équipement est les machines à induction. Cependant, la défaillance de ces machines peut entraîner des temps d'arrêt coûteux, des réparations coûteuses et des risques pour la sécurité. Il est donc impératif de détecter les défauts de la machine à un stade précoce pour mettre en place des mesures correctives et éviter d'autres dommages. En particulier, les défauts de roulement sont une cause majeure de défaillance des machines à induction, nécessitant une analyse minutieuse dans le diagnostic des défauts.

Compte tenu des conséquences significatives des défaillances de la machine à induction et de l'importance de la détection précoce des défauts de roulement, l'objectif principal de cette thèse est de présenter nos approches qui améliorent davantage les performances de l'EEMD afin d'optimiser le processus de diagnostic des défauts de roulement dans les moteurs à induction. Pour atteindre cet objectif, deux techniques sont proposées pour améliorer la robustesse de l'ensemble de décomposition modale empirique (EEMD): La première technique consiste à combiner EEMD avec une méthode de débruitage à trois sigmas (EEMD-DEN- 3σ), tandis que la deuxième technique utilise une fusion de modes combinés d'EEMD (CMEEMD) et d'un processus de déconvolution amélioré (ENMED). L'efficacité de ces techniques est évaluée à l'aide de signaux d'oscillation expérimentaux provenant de défauts de roulement dans la bague intérieure, la bague extérieure et la bille, et leur performance dans l'amélioration de la détection de défauts est comparée à d'autres méthodes.

Mots clés: diagnostic, analyse des vibrations, moteur à induction, défauts de roulement, traitement du signal, EEMD, débruitage, KMAD, processus de déconvolution.

Abstract

The modern industrial sector heavily relies on sophisticated equipment to ensure the production of high-quality goods and services. One crucial component of this equipment is induction machines. However, the failure of these machines can lead to costly downtime, expensive repairs, and safety hazards. Therefore, it is imperative to detect machine faults at an early stage to implement corrective measures and prevent further damage. In particular, bearing faults are a major cause of induction machine failures, necessitating careful analysis in fault diagnosis.

Given the significant consequences of induction machine failures and the importance of early detection of bearing faults, the primary objective of this study is to improve the diagnostic process for bearing faults in induction motors. To achieve this goal, two techniques are proposed to enhance the robustness of the Ensemble empirical mode decomposition (EEMD): The first technique involves combining EEMD with a three-sigma denoising method, while the second technique employs a fusion of combined modes ensemble empirical mode decomposition (CMEEMD) and an improved deconvolution process (ENMED). The effectiveness of these techniques is evaluated using experimental vibration signals from faults in the inner ring, outer ring, and ball, and their diagnostic performance is compared with other methods.

Keywords: diagnosis, vibration analysis, induction motor, bearing faults, signal processing, EEMD, KMAD, denoising, deconvolution process.

TABLE DES MATIÈRES

Table des matières

Liste des figures	
Liste des tableaux	
Liste des symboles et abréviations	
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE I : État de l’art de la surveillance et le diagnostic des machines à induction	
I.1 INTRODUCTION	10
I.2 COURBE P-F	10
I.2.1 Défaillance potentielle	10
I.2.2 Défaillance fonctionnelle	10
I.2.3 Intervalle P-F	10
I.3 PROCESSUS DE LA SURVEILLANCE	12
I.3.1 Principe d’acquisition des données	12
I.3.2 Traitement et analyse des signaux	13
I.3.3 Étapes majeures du diagnostic dans un système de surveillance	14
I.3.3.1 Détection du défaut	14
I.3.3.2 Isolation du défaut	14
I.3.3.3 Identification du défaut	14
I.3.4 Décision de la maintenance	15
I.3.5 Importance de la surveillance d'état	15
I.4 MACHINE À INDUCTION	16
I.4.1 Construction des MAS	16
I.4.1.1 Stator	16
I.4.1.2 Rotor	17
I.4.1.3 Roulement	18
I.5 PRINCIPAUX DÉFAUTS DANS LA MACHINE À INDUCTION	18
I.5.1 Défauts du roulement	19
I.5.1.1 Causes et effets du défaut des roulements	20
I.5.2 Excentricité rotorique	20

I.5.2.1 Causes et effets du défaut d'excentricité	21
I.5.3 Rupture des barres du rotor	22
I.5.3.1 Causes et effets du défaut de la rupture des barres du rotor	22
I.5.4 Défaut dans l'enroulement du stator	23
I.5.4.1 Causes et effets des défauts du stator	25
I.6 APERÇU DÉTAILLÉ SUR LES DÉFAUTS DES ROULEMENTS	26
I.6.1 Études statistiques de distribution des défauts dans les MAS	26
I.6.2 Types de dégradation des roulements à billes	26
I.6.2.1 Écaillage	27
I.6.2.2 Empreintes	27
I.6.2.3 Corrosion	27
I.6.2.4 Electroérosion	28
I.6.2.5 Fissures	28
I.6.2.6 Usure	28
I.6.2.7 Grippage	29
I.6.2.8 Faux effet brinell	29
I.6.2.9 Piqûres	29
I.6.3 Progression de la détérioration des roulements	30
I.6.4 Détérioration du roulement vis-à-vis la vibration	31
I.6.5 Fréquences caractéristiques du défaut de roulement	31
I.6.5.1 Fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure	32
I.6.5.2 Fréquence caractéristique du défaut de la bague extérieure	32
I.6.5.3 Fréquence caractéristique du défaut de la bille	33
I.6.6 Processus de la détection des défauts du roulement	33
I.6.6.1 Mesure de la vibration	34
I.6.6.2 Processus d'acquisition de données	34
I.6.6.3 Détection des défauts du roulement	34
I.7 TECHNIQUES D'ANALYSE DES SIGNAUX VIBRATOIRES SOUS UN DÉFAUT DU ROULEMENT	34
I.7.1 Analyse dans le domaine temporel	36
I.7.1.1 Méthodes d'analyse dans le domaine temporel	37
I.7.2 Analyse dans le domaine fréquentiel	37

I.7.2.1 Analyse spectrale	38
I.7.2.2 Spectre d'enveloppe	38
I.7.2.3 Méthodes d'analyse dans le domaine fréquentiel	40
I.7.3 Analyse dans le domaine temps-fréquence	41
I.7.3.1 Transformée de Fourier à temps court terme	42
I.7.3.2 Distribution de Wigner-Ville	43
I.7.3.3 Transformée en ondelettes	43
I.7.3.3.1 Transformée en ondelettes continue	43
I.7.3.3.2 Transformée en ondelettes discrète	44
I.7.3.3.3 Transformée en paquets d'ondelettes	44
I.7.3.4 Décomposition en modes empiriques	45
I.7.3.5 Méthodes d'analyse dans le domaine temps-fréquence	45
I.8 CONCLUSION	47
CHAPITRE II : Détection des défauts du roulement en utilisant : EMD et EEMD	
II.1 INTRODUCTION	48
II.2 NOTIONS GÉNÉRALISÉES SUR LES SIGNAUX COMPLEXES	48
II.2.1 Signaux non stationnaires	48
II.2.2 Signaux non linéaires	48
II.2.3 Fréquence instantanée	49
II.3 DÉCOMPOSITION EN MODES EMPIRIQUES	49
II.3.1 Fonctions de mode intrinsèque	50
II.3.2 Processus de l'extraction d'IMFs par EMD	50
II.3.3 Exemple de la décomposition par la méthode EMD	53
II.3.3 Limites de la méthode EMD	54
II.3.3.1 Problème d'effets de fin	55
II.3.3.2 Problème de mélange de modes	55
II.4 DÉCOMPOSITION MODALE EMPIRIQUE D'ENSEMBLE	56
II.4.1 Processus de l'extraction d'IMFs par EEMD	56
II.4.2 Résolution du problème de mélange de modes d'EMD	57
II.5 ANALYSE DES DÉFAUTS DU ROULEMENT : EMD et EEMD	59
II.5.1 Spectre d'enveloppe	59

II.5.2 Présentation du banc d'essai dédié au diagnostic des défauts du roulement	59
II.5.3 Résultats et discussion (EMD versus EEMD)	61
II.6 CONCLUSION	62
CHAPITRE III : Évaluation d'EEMD pour la détection des défauts du roulement	
III.1 INTRODUCTION	66
III.2 ETUDE COMPARATIVE ENTRE EEMD ET VMD POUR LE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DU ROULEMENT	66
III.2.1 Décomposition en modes variationnels	66
III.2.2 Etudes antérieures des techniques : EEMD et VMD	68
III.2.2.1 EEMD pour la détection des défauts du roulement	68
III.2.2.2 VMD pour la détection des défauts du roulement	68
III.2.3 Résultats et discussion : EEMD et VMD	70
III.2.4 Bilan comparative entre l'EEMD et VMD	72
III.3 AMÉLIORATION DU PROCESSUS DE DÉCONVOLUTION AR-MED PAR EEMD	73
III.3.1 Filtre autorégressif	73
III.3.2 Déconvolution à entropie minimale	73
III.3.3 Processus de déconvolution amélioré en se basant sur EEMD-AR MED	75
III.3.4 Résultats et discussion : EEMD-AR-MED et AR-MED	76
III.3.4.1 Analyse comparative entre EEMD-AR-MED et AR-MED	76
III.3.4.2 Bilan comparative entre EEMD-AR-MED et AR-MED	78
III.4 ANALYSE DES SIGNAUX VIBRATOIRES EN UTILISANT EEMD-MED ET VMD-MED	79
III.4.1 Kurtosis pour la sélection d'IMFs	79
III.4.2 EEMD-MED et VMD-MED pour la détection des défauts du roulement	80
III.4.3 Méthode EEMD-MED	80
III.4.2.2 Méthode VMD-MED	80
III.4.3 Résultats et discussion : EEMD-MED et VMD-MED	81
III.4.3.1 Détection des défauts du roulement en se basant sur VMD-MED	82
III.4.3.2 Détection des défauts du roulement en se basant sur EEMD-MED	85
III.4.3.3 Bilan comparative entre l'EEMD-MED et VMD-MED	86

III.5 CONCLUSION	86
CHAPITRE IV : Amélioration d'EEMD pour la détection des défauts du roulement	
IV.1 INTRODUCTION	89
IV.2 EEMD ET LA MÉTHODE DE DÉBRUITAGE A TROIS SIGMAS	89
IV.2.1 Notions de la méthode de débruitage basée sur la règle des trois sigmas	89
IV.2.2 Processus de l'EEMD-DEN- 3σ	91
IV.2.3 Analyse des résultats	91
IV.2.3.1 Détection du défaut dans la bague intérieure	91
IV.2.3.1.1 EEMD versus EEMD-DEN- 3σ	95
IV.2.3.2 Détection du défaut dans la bague extérieure	95
IV.2.3.2.1 EEMD versus EEMD-DEN- 3σ	97
IV.3 DÉTECTION DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS BASÉE SUR UNE VERSION AMÉLIORÉE DE L'EEMD ET UN PROCESSUS DE DÉCONVOLUTION	98
IV.3.1 Contraintes des méthodes de sélection d'IMFs	98
IV.3.1.1 Contraintes de sélection de la meilleure IMF	98
IV.3.1.2 Contraintes de sélection de plusieurs IMFs	99
IV.3.1.1 Méthodes de sélection d'IMFs habituelles basées sur la kurtosis	99
IV.3.1.2 Résultats et discussion	99
IV.3.2 Notions de la méthode Modes Combinés d'EEMD (CMEEMD)	103
IV.3.3 Kurtosis et l'écart absolu médian (KMAD)	105
IV.3.4 Processus de déconvolution amélioré (ENMED)	106
IV.3.5 CMEEMED-ENMED pour détecter les défauts de roulement	107
IV.3.6 Exploitation de CMEEMD-ENMED	108
IV.3.6.1 Application de CMEEMD	109
IV.3.6.2 Sélection du CM approprié	109
IV.3.6.3 Application du ENMED	111
IV.3.6.4 Avantages de CMEEMD et ENMED	112
IV.3.7 Analyse des données expérimentales par CMEEMD-ENMED	113
IV.3.7.1 Détection du défaut dans la bague intérieure	114
IV.3.7.2 Avantages des techniques CMEEMD et ENMED	117

IV.3.7.2 Détection du défaut dans la bague extérieure	118
IV.3.7.2.1 Avantages des techniques proposées	121
IV.4 CONCLUSION	125
CHAPITRE V : Analyse des défauts de roulement complexe par CMEEMD-ENMED	
V.1 INTRODUCTION	127
V.2 DÉFIS DANS LA DÉTECTION DES DÉFAUTS DE BILLE	127
V.2.1 Défi de sélection d'IMFs utiles	127
V.2.2 Défi du bruit	128
V.3 DIAGNOSTIC DU DÉFAUT DANS LA BILLE	128
V.3.1 Application de la méthode CMEEMD-ENMED	128
V.3.2 Comparaison avec la technique EEMD-ENMED	131
V.3.3 Comparaison avec la technique CMEEMD	132
V.3.4 Comparaison avec la technique CMEEMD-MED	135
V.3.5 Comparaison avec la technique CMEEMD-WDEN	137
V.4 CONCLUSION	139
CONCLUSION GÉNÉRALE	141
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	145

Liste des figures

CHAPITRE I : État de l'art de la surveillance et le diagnostic des machines à induction

Figure I.1. Courbe P-F.	11
Figure I.2. Maximisation de l'intervalle P-F.	11
Figure I.3. Processus de la surveillance.	12
Figure I.4. Système d'acquisition de données.	13
Figure I.5. Stator.	16
Figure I.6. Rotor à cage d'écureuil.	17
Figure I.7. Roulement à bille.	18
Figure I.8. Exemple des défauts de roulement.	19
Figure I.9. Exemples d'excentricité dynamique et statique dans un moteur asynchrone	21
Figure I. 10. Barres de rotor rupturée.	21
Figure I. 11. Stator connecté en étoile montrant différents types de défaut d'enroulement du stator.	23
Figure I. 12. Détérioration typique de l'isolation entraînant un court-circuit entre spires des enroulements du stator dans les moteurs à induction triphasés.	25
Figure I. 13. Etude statistique de défauts dans un moteur à induction.	26
Figure I. 14. Exemple d'un écaillage.	26
Figure I. 15. Exemple des empreintes.	26
Figure I.16. Exemple de corrosion.	26
Figure I.17. Exemple d'électroérosion.	27
Figure I.18. Exemple de fissures.	27
Figure I.19. Exemple d'usure.	28
Figure I.20. Exemple de grippage.	28
Figure I.21. Exemple de faut effet brinell.	28
Figure I.22. Exemple de Piqûres.	29
Figure I.23. Exemple de progression de la détérioration des roulements.	30
Figure I.24. Relation entre l'évolution de la détérioration du roulement et la vibration.	30
Figure I.25. Impulsions générées par un défaut sur la bague extérieure d'un roulement à bille.	31
Figure I.26. Géométrie du roulement.	33
Figure I.27. Processus d'obtention un signal temporaire de vibration de roulement.	35
Figure I.28. Détection des défauts de roulements.	36
Figure I.29. Amplitude des vibrations en fonction du temps.	39
Figure I.30. Spectre d'enveloppe d'un signal vibratoire de défaut de roulement à	39

bague intérieure.

Figure I.31. Exemple d'une démodulation de signal.	42
Figure I.32. Transformée de Fourier à temps court d'un signal.	45

CHAPITRE II : Détection des défauts du roulement en utilisant : EMD et EEMD

Figure II.1. Principe de l'extraction de première IMF.	53
Figure II.2. Organigramme de l'algorithme EMD.	54
Figure II.3. Exemple de la décomposition par l'EMD.	55
Figure II.4. Exemple d'effets de fin dans l'EMD.	56
Figure II.5. Exemple de Mélange de modes dans l'EMD.	57
Figure II.6. Organigramme de l'algorithme EEMD.	59
Figure II.7. Illustration de la résolution du mélange des modes par l'EEMD.	59
Figure II.8. Banc d'essai expérimental du CWRW.	61
Figure II.9. Roulements présentant différents défauts : (a) bille, (b) bague intérieure, (c) bague extérieure.	61
Figure II.10. Signaux de vibration sous un diamètre de défaut de 0,007 pouce et sous différentes conditions de charge : (a) bague interne, (b) bague externe, (c) défaut de bille.	62
Figure II.11. Signal de vibration original avec défaut de la bague intérieure : a - domaine temporel, b - spectre d'enveloppe.	63
Figure II.12. IMFs obtenues par : (a) EMD ; (b) EEMD.	64
Figure II.13. Spectre d'enveloppe d'IMFs obtenues : (a) EMD ; (b) EEMD.	64
Figure II.14. Spectre d'enveloppe du signal reconstruit : (a) EMD ; (b) EEMD.	65

CHAPITRE III : Évaluation d'EEMD pour la détection des défauts du roulement

Figure III.1. Schéma illustratif de la technique EEMD.	72
Figure III.2. Processus VMD pour le diagnostic des défauts de roulement.	72
Figure III.3. Signal de vibration d'origine avec défaut du bague interne : (a) temps, (b) spectre d'enveloppe.	73
Figure III.4. IMFs décomposées utilisant : (a) l'EEMD, (b) VMD.	74
Figure III.5. Spectre d'enveloppe d'IMFs décomposées : (a) EEMD, (b) VMD.	74
Figure III.6. Spectre d'enveloppe du signal reconstruit : (a) VMD, (b) EEMD.	75
Figure III.7. Processus de déconvolution basé sur EEMD-AR-MED.	78
Figure III.8. Signal de vibration d'origine sous un défaut de BI : a) forme d'onde temporelle ; b) spectre d'enveloppe.	79
Figure III. 9. IMFs décomposées par l'EEMD : a) temps ; b) spectre	80

d'enveloppe.

Figure III. 10. Signal obtenu et spectre d'enveloppe : a) méthode EEMD-AR-MED ; b) spectre d'enveloppe ; c) signal filtré uniquement avec AR-MED ; d) spectre.	81
Figure III. 11. Processus EEMD-MED.	82
Figure III. 12. Processus VMD-MED.	82
Figure III. 13. Signal de vibration d'origine : (a) temps ; (b) spectre d'enveloppe.	83
Figure III. 14. IMFs décomposées à l'aide de VMD.	85
Figure III. 15. VMD-MED: (a) signal résultant; (b) spectre d'enveloppe.	85
Figure III. 16. IMFs décomposées par l'EEMD.	87
Figure III. 17. EEMD-MED : (a) signal résultant ; (b) spectre de l'enveloppe.	87

CHAPITRE IV : Amélioration d'EEMD pour la détection des défauts du roulement

Figure IV.1. Processus de la méthode EEMD-DEN-3 σ .	92
Figure IV.2. Signal de vibration original avec défaut de bague intérieure : a) temps, b) spectre d'enveloppe.	93
Figure IV.3. Résultats de décomposition du signal original par EEMD.	93
Figure IV.4. a) Signal résultant obtenu par EEMD-DEN-3 σ , b) Spectre d'enveloppe.	94
Figure IV.5. a) Signal résultant obtenu par l'EEMD, b) Spectre d'enveloppe.	94
Figure IV.6. Signal temporel et spectre d'enveloppe du défaut dans la bague extérieure.	95
Figure IV.7. Résultats de décomposition du signal original par EEMD.	96
Figure IV.8. a) Signal résultant obtenu par EEMD-DEN-3 σ , b) Spectre d'enveloppe	96
Figure IV. 9. a) Signal résultant obtenu par l'EEMD, b) Spectre d'enveloppe.	97
Figure IV. 10. Organigramme des méthodes habituelles de sélection d'IMFs basées sur le kurtosis.	99
Figure IV. 11. Signal de vibration sous roulement défectueux.	99
Figure IV. 12. IMFs résultantes du l'EEMD.	99
Figure IV. 13. Spectres d'enveloppe d'IMFs.	100
Figure IV. 14. Organigramme de la méthode CMEEMD.	101
Figure IV. 15. Organigramme du processus ENMED.	103
Figure IV. 16. Méthodologie proposée pour diagnostiquer les défauts de roulement.	106
Figure IV. 17. Signal simulé de défaut de bague intérieure :	108

a) forme d'onde ; b) spectre d'enveloppe.	
Figure IV. 18. Résultat de décomposition du signal simulé par EEMD.	108
Figure IV. 19. CMs extraits d'IMFs adjacentes.	109
Figure IV. 20. Valeurs de KMAD pour chaque combinaison.	110
Figure IV. 21. Résultats après traitement de la combinaison sélectionnée en utilisant : ENMED (a,b) ; MED conventionnelle (c,d) WDEN (e,f).	111
Figure IV. 22. Résultats de diagnostic en utilisant :	112
a) kurtosis basée sur l'IMF efficace ; b) KMAD basée sur le CM efficace.	
Figure IV. 23. Défaut de la bague intérieure expérimental :	113
a) forme d'onde ; b) spectre d'enveloppe.	
Figure IV. 24. IMFs décomposées par EEMD pour le diagnostic de défaut de la bague intérieure.	114
Figure IV. 25. CMs extraits pour le diagnostic de défaut de la bague intérieure.	114
Figure IV. 26. Sélection de meilleur CM avec KMAD pour le diagnostic de défaut de la bague intérieure.	115
Figure IV. 27. Résultats après traitement de la CM sélectionnée en utilisant :	116
ENMED (a,b) ; le MED conventionnel (c,d), WDEN (e,f).	
Figure IV. 28. Résultats de diagnostic de défaut de la bague intérieure en utilisant :	117
a) kurtosis basée sur l'IMF efficace; b) KMAD basée sur CM efficace.	
Figure IV. 29. Défaut expérimental de la bague extérieure :	118
(a) forme d'onde ; (b) spectre d'enveloppe.	
Figure IV. 30. IMFs décomposées par EEMD pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.	118
Figure IV. 31. Résultat d'extraction de CMs pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.	118
Figure IV. 32. Sélection du meilleur CM à l'aide de KMAD pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.	119
Figure IV. 33. Résultats de traitement de la CM sélectionnée en utilisant :	122
ENMED (a,b) ; MED (c,d), WDEN (e,f).	
Figure IV. 34. Résultats de diagnostic de défaut de la bague extérieure. en utilisant :	123
(a) kurtosis basée sur l'IMF efficace; (b) KMAD basée sur CM efficace.	

CHAPITRE V : Évaluation de CMEEMD-ENMED pour la détection des défauts de billes

Figure V.1. (a) Signal vibratoire expérimental (b) spectre d'enveloppe.	89
Figure V.2. IMFs décomposées par EEMD.	90
Figure V.3. Résultat d'extraction des CMs.	90
Figure V.4. Sélection de meilleur CM basée sur KMAD.	91
Figure V.5. Résultats du traitement par CMEEMD-ENMED.	91
Figure V.5. Résultats du traitement par EEMD-ENMED.	92

Figure V.7. Résultats du traitement par CMEEMD.	93
Figure V.8. Résultats du traitement par CMEEMD-MED.	93
Figure V.9. Résultats du traitement par CMEEMD-WDEN.	94

Liste des tableaux

CHAPITRE I : État de l'art de la surveillance et le diagnostic des machines à induction

Tableau I.1. Paramètres statistiques dans le domaine temporel.	37
---	-----------

CHAPITRE II : Détection des défauts du roulement en utilisant : EMD et EEMD

Tableau II.1. Paramètres du roulement 6205-2RS JEM SKF.	60
--	-----------

CHAPITRE III : Évaluation d'EEMD pour la détection des défauts du roulement

Tableau III.1. Valeurs de kurtosis du signal d'origine, AR-MED et EEMD-AR-MED.	78
Tableau III.2. Valeurs de Kurtosis d'IMFs décomposées par VMD.	83
Tableau III.3. Valeurs de Kurtosis d'IMFs décomposées par EEMD.	84
Tableau III.4. Valeurs de kurtosis pour la sortie VMD-MED et EEMD-MED.	85

CHAPITRE IV : Amélioration d'EEMD pour la détection des défauts du roulement

Tableau IV.1. Valeurs de kurtosis de chaque IMF décomposées par EEMD pour le diagnostic de défaut de la bague intérieure.	94
Tableau IV.2. Valeurs de kurtosis d'IMFs décomposées par EEMD pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.	97
Tableau IV.3. Valeurs de Kurtosis de chaque IMF.	101
Tableau IV.4. Valeurs de kurtosis de chaque IMF pour le diagnostic du signal simulé.	109
Tableau IV.5. Valeurs de kurtosis de chaque IMF pour le diagnostic de défaut de la bague intérieure.	118
Tableau IV.6. Valeurs de kurtosis de chaque IMF pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.	122

CHAPITRE V : Évaluation de CMEEMD-ENMED pour la détection des défauts de billes

Tableau V.1. Valeurs de kurtosis de chaque IMF.	132
Tableau V.2. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED et EEMD-ENMED.	133

Tableau V.3. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED **135**
et CMEEMD.

Tableau V.4. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED **137**
et CMEEMD-MED.

Tableau V.5. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED **139**
et CMEEMD-WDEN.

Liste des symboles et abréviations

f_r	fréquence de rotation
N_b	nombre des billes
D_c	diamètre extérieur du stator
D_b	diamètre de la bille
β	angle de contact
$\psi(t)$	Mère ondelette
$\psi^*(t)$	Conjugué complexe de la mère ondelette
W_i	Bruit blanc gaussien aléatoire
f_i	Fréquence caractéristique de défaut de la bague intérieure
$\omega_i(t)$	Fréquence instantanée
$a_i(t)$	Amplitude instantanée
w_k	Fréquence centrale estimée
α	Facteur de pénalité
λ	Opérateur de Lagrange
$V(u)$	Fonction Varimax
R_{xx}	Matrice de Toeplitz de l'autocorrélation
h	Vecteur des coefficients de filtrage
b	Termes de corrélation croisée
ε_n	Erreur résiduelle
μ	Moyenne
σ	Ecart-type
$E(X)$	Espérance
$D(X)$	Variance
$Y(t)$	Signal normalisé
f_o	Fréquence caractéristique de défaut de la bague extérieure
Kmax	Valeur maximale de kurtosis
$K_{i \rightarrow j}$	Valeur de kurtosis de $CM_{i \rightarrow j}$
B	Rapport d'amortissement
σ^2	Variance
f_b	Fréquence caractéristique de défaut de la bille
MI	Moteur à induction
MAS	Moteur asynchrone
HP	Horsepower
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
EPRI	Electric Power Research Institute
PZT :	Capteur piézoélectrique
FT :	Fourier Transform
DFT :	Discrete Fourier Transform
FFT :	Fast Fourier Transform

HT:	Hilbert Transform
STFT :	Short-Time Fourier Transform
WVD :	Wigner-Ville Distribution
WT :	Wavelet Transform
EMD:	Empirical Mode Decomposition
CWT	Continuous Wavelet Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
WPT:	Wavelet Packet Transform
IMF:	Intrinsic Mode Function
RMS	Root Mean Square
CWRU :	Case Western Reserve University
EEMD :	Ensemble Empirical Mode Decomposition
VMD :	Variational Mode Decomposition
MED :	Minimum Entropy Deconvolution
FIR :	Finite Impulse Response
AR	Autoregressive Filtering
DEN 3σ	Denoising with 3 Sigma
CMEEMD	Combined Modes Ensemble Empirical Mode Decomposition
CMs	Combined Modes
KMAD	Kurtosis Mean Absolute Deviation
MAD	Mean Absolute Deviation
ENMED	Enhanced Minimum Entropy Deconvolution
WDEN	Wavelet Denoising

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

Les moteurs asynchrones sont largement reconnus pour leur efficacité et leur durabilité, ce qui en fait un choix populaire dans diverses industries. Cependant, comme tout équipement électrique, ils sont susceptibles de dysfonctionnements, entraînant des temps d'arrêt imprévus et une baisse de la productivité. Pour éviter ces problèmes, il est crucial de surveiller de près l'état du moteur en utilisant plusieurs paramètres tels que les vibrations, la température et le courant pour détecter les défaillances potentielles avant qu'elles ne causent des pannes ou des arrêts non planifiés [LAC11]. Les défauts les plus courants des moteurs comprennent les cassures de barres de rotor, les défauts d'enroulement de stator et les défauts de roulement. La détection précoce de ces défaillances peut considérablement réduire les temps d'arrêt, éviter les dommages supplémentaires et augmenter la durée de vie de l'équipement.

La littérature a montré qu'un pourcentage important des défauts de machines à induction est dû à des défauts de roulement [SIN03] et [ALL86]. La présence de défauts dans les roulements d'un moteur à induction peut causer des dommages importants aux systèmes complets de la machine, entraînant des réparations coûteuses et des temps d'arrêt. Par conséquent, l'analyse des défauts du roulement d'une manière précise dans ce type de machines a une grande importance. L'analyse vibratoire est la méthode la plus appropriée pour obtenir des informations riches sur les défauts du roulement, ce qui permet une meilleure planification de diagnostic.

Les informations essentielles du signal de vibration du roulement peuvent être extraites effectivement en utilisant des méthodes d'analyse temps-fréquence adaptatives. Dans le domaine du diagnostic des défauts de roulement, les chercheurs ont largement exploré différentes méthodes d'analyse temps-fréquence adaptatives. Parmi ces méthodes, la Décomposition Modale Empirique d'Ensemble (EEMD) a gagné une popularité significative dans le domaine du diagnostic des défauts de roulement. Au cours des cinq dernières années, les chercheurs ont consacré leurs efforts à améliorer l'EEMD et à explorer sa combinaison avec d'autres méthodologies afin d'améliorer davantage le diagnostic des défauts de roulement [WAN22], [LIU21], [GE20], [FAY21], [WU19], [ZHE19], [ZHE21], [WAN21], [MAO23], [ZHI16], [CHE19], [JIN19], [ZHA23], [ABD22], [PEI21], [ZHA23], [JIA20] :

- **EEMD et algorithme de représentation parcimonieuse amélioré [WAN22] :**

Cette recherche propose une méthode qui combine l'EEMD avec un algorithme de représentation parcimonieuse amélioré pour un diagnostic efficace des défauts dans les roulements d'équipements rotatifs.

- **Reconstruction du signal EEMD-WSST et l'entropie multi-échelle [GE20] :**

Cette recherche présente une méthode de diagnostic des défauts des roulements qui utilise l'EEMD en conjonction avec la reconstruction du signal par seuillage semi-doux d'ondelettes (WSST) et l'entropie multi-échelle (MSE). La méthode vise à améliorer la précision du diagnostic des défauts dans les roulements.

- **Décomposition Modale Empirique d'Ensemble avec élimination du bruit [FAY21]:**

Cette recherche présente une technique d'élimination du bruit pour l'EEMD dans le diagnostic des défauts de roulements. La méthode vise à améliorer la précision et la fiabilité du diagnostic des défauts en réduisant l'influence du bruit dans les signaux de vibration.

- **EEMD et entropie améliorée de bande de fréquence [WU19] :**

Cette étude explore l'application de l'EEMD et d'une méthode améliorée d'entropie de bande de fréquence pour l'extraction de caractéristiques dans le diagnostic des défauts de roulements. La méthode vise à améliorer l'efficacité de l'extraction des caractéristiques de défaut et à améliorer la précision des caractéristiques de défaut des roulements.

- **WAEEMD et bispectre de signal de modulation [ZHE19] :**

Pour réaliser une détection précise des défauts des roulements à éléments roulants, cette recherche utilise la Décomposition Modale Empirique d'Ensemble à moyenne pondérée (WAEEMD) et le bispectre du signal de modulation (MSB).

- **EEMD et indice du rapport de sparsité du spectre d'enveloppe [ZHE21] :**

Cette étude présente une méthode de diagnostic des défauts des roulements à éléments roulants qui intègre l'EEMD avec l'indice du rapport d'espacement des spectres d'enveloppe. La méthode vise à améliorer la précision et l'efficacité du diagnostic des défauts en analysant les caractéristiques clairsemées des spectres d'enveloppe.

- **EEMD et analyse de distance statistique [WAN21] :**

Cette recherche propose une méthode de diagnostic des défauts qui combine l'EEMD avec l'analyse de distance statistique pour un diagnostic précis des défauts. La méthode

visé à identifier les motifs de défaut en analysant la distance statistique entre différentes composantes du signal de vibration.

- **Méthode d'optimisation adaptative pour l'EEMD [MAO23] :**

Cette étude présente une méthode d'optimisation adaptative pour l'EEMD. La méthode vise à optimiser les paramètres de l'algorithme EEMD en fonction des caractéristiques des signaux de défaut des roulements pour améliorer la précision de la détection des défauts.

- **Sélection sensible des IMF de l'EEMD et résonance stochastique adaptative [ZHI16] :** Cette recherche se concentre sur le diagnostic des défauts basé sur la sélection sensible des IMF de l'EEMD et la résonance stochastique adaptative. La méthode vise à améliorer la sensibilité du diagnostic des défauts en sélectionnant les IMF les plus informatives à l'aide d'une approche de résonance stochastique adaptative.

- **EEMD amélioré basé sur une technologie de résonance adaptative améliorée [LIU21] :** Cette recherche se concentre sur le diagnostic des défauts des roulements de banc d'essai. Elle présente une version améliorée de l'EEMD basée sur la technologie améliorée de résonance adaptative (IART) pour résoudre les problèmes mentionnés. Elle utilise l'Amélioration de la Technologie de Résonance Adaptative (ART) pour un diagnostic précis des défauts.

- **Une version améliorée d'EEMD complémentaire avec un bruit adaptatif [CHE19] :** Cette étude présente une version améliorée de l'EEMD avec du bruit adaptatif pour le diagnostic des défauts des roulements à éléments roulants. La méthode vise à améliorer les performances de décomposition et la précision du diagnostic des défauts en ajustant de manière adaptative le niveau de bruit pendant le processus de décomposition.

- **EEMD complémentaire avec un bruit adaptatif et opérateur d'énergie de Teager [JIN19] :** Cette étude présente une méthode de diagnostic des défauts pour les roulements basée sur une version améliorée de l'EEMD et de l'opérateur d'énergie de Teager. L'objectif de cette méthode est d'extraire les caractéristiques liées aux défauts à partir des signaux de vibration en utilisant la combinaison de la décomposition CEEMDAN et de l'opérateur d'énergie de Teager pour un diagnostic précis des défauts.

- **EEMD complémentaire avec un bruit adaptatif et MCKD [ZHA23] :** Cette recherche vise à améliorer les caractéristiques de défauts incipiens des roulements à

éléments roulants. Elle propose l'utilisation d'une version améliorée de l'EEMD combinée à la déconvolution maximale de la kurtose corrélée (MCKD) pour l'amélioration des caractéristiques. La méthode vise à améliorer la détection et le diagnostic des défauts incipiens dans les roulements à éléments roulants.

- **EEMD complémentaire amélioré avec un algorithme de bruit adaptatif et un seuillage modifié [ABD22] :**
- Cette étude présente un algorithme CEEMDAN amélioré combiné à une technique de seuillage souple modifiée pour le diagnostic des défauts des roulements à éléments roulants. La méthode vise à améliorer la précision de la décomposition et la sensibilité de la détection des défauts dans le diagnostic des défauts des roulements.
- **CEEMDAN et KFCM [PEI21] :**
Cette recherche propose une méthode de diagnostic des défauts des roulements basés sur CEEMDAN et l'algorithme Kernel Fuzzy C-Means (KFCM). L'objectif de cette méthode est d'améliorer la précision du diagnostic des défauts en combinant la capacité de décomposition de CEEMDAN avec l'analyse de KFCM.
- **EEMD, PCA et système d'inférence floue basé sur un réseau adaptatif [ZHA23] :**
Cette recherche se concentre sur le développement d'une méthode pour le diagnostic des roulements. Elle utilise l'EEMD, l'analyse en composantes principales (PCA) et le système d'inférence floue adaptatif basé sur les réseaux (ANFIS) pour fournir des alertes précises et opportunes pour les défauts des roulements.
- **Analyse du bi spectre et EEMD amélioré avec le modèle cloud [JIA20] :**
Cette étude propose une nouvelle méthode de détection des défauts pour les roulements à éléments roulants. Pour éliminer efficacement le bruit gaussien dans le signal, l'analyse du bispectre est utilisée. Afin de réduire efficacement le bruit non-gaussien, un modèle en nuage amélioré de l'EEMD est utilisé.

Toutes les études mentionnées précédemment ont proposé différentes méthodes visant à relever les défis persistents dans la sélection d'IMF et dans l'amélioration des performances d'EEMD. S'appuyant sur la motivation fournie par ces études antérieures, l'objectif principal de cette thèse est de présenter nos approches qui améliorent davantage les performances de l'EEMD afin d'optimiser le processus de diagnostic des défauts de roulement dans les moteurs à induction. Les contributions de cette thèse sont les suivantes :

- Évaluation de l'efficacité de l'EEMD : Nous avons réalisé des comparaisons avec d'autres techniques pour évaluer l'efficacité de l'EEMD dans la détection des défauts des roulements.
- **Technique de réduction du bruit** : Nous avons intégré l'EEMD avec une technique de débruitage (EEMD-DEN- 3σ). Cette intégration vise à réduire l'influence du bruit et à améliorer la précision de la détection des défauts.
- **Développement d'une version améliorée de l'EEMD** : Cette thèse présente une nouvelle approche appelée Modes Combinés d'EEMD (CMEEMD). Cette méthode consiste à extraire toutes les combinaisons d'IMFs résultant de l'EEMD.
- **Indicateur KMAD** : Afin d'identifier la combinaison appropriée d'IMFs utiles, nous avons développé l'indicateur KMAD.
- **Stratégie efficace de détection des différents défauts du roulement** : Pour améliorer encore l'efficacité de la détection de défauts, nous avons développé une stratégie qui combine CMEEMD et un processus de déconvolution amélioré (CMEEMD-ENMED).

Pour cela, nous avons structuré cette thèse en quatre chapitres comme suit :

Le premier chapitre portera sur la courbe PF. Nous explorerons également le concept de surveillance. Des informations détaillées seront fournies sur les machines asynchrones. Nous mettrons l'accent sur le diagnostic des défauts des roulements dans les machines à induction. En outre, nous présenterons les différentes techniques d'analyse des signaux liés aux vibrations pour le diagnostic des défauts des roulements.

Le deuxième chapitre exposera le processus d'extraction d'IMFs dans l'EMD. Nous discuterons également des limites de cette technique, telles que le mélange de modes et les effets de bord. Ensuite, nous présenterons la technique EEMD et expliquerons comment elle peut surmonter le problème de mélange de modes dans l'EMD en extrayant d'IMFs plus précises. Nous fournirons également une comparaison entre l'EMD et l'EEMD pour la détection de défauts de roulement en utilisant un signal vibratoire associé à un défaut sur la bague intérieure de roulement. Enfin, nous analyserons les performances de chaque technique en ce qui concerne l'extraction et la détection de ce type de défaut.

Le troisième chapitre sera consacré à présenter une évaluation d'EEMD pour le diagnostic des défauts de roulement. Nous effectuons une comparaison entre l'EEMD et la décomposition en modes variationnels (VMD) pour évaluer leur efficacité respective dans la détection des défauts de roulement. Nous évaluons également l'efficacité de l'EEMD combinée à une déconvolution à entropie minimale (EEMD-MED) et du VMD combiné à une déconvolution à entropie minimale (VMD-MED). En outre, nous étudions comment l'intégration de la méthode EEMD peut améliorer le processus de déconvolution autorégressive à entropie minimale (AR-MED) pour la détection des défauts de roulement.

Dans le quatrième chapitre, nous analyserons notre amélioration de l'EEMD visant à renforcer sa performance au bruit dans le cadre du diagnostic des défauts de la bague intérieure et extérieure du roulement. La première méthode implique l'intégration d'EEMD avec une technique de débruitage utilisant trois écarts-types (EEMD-DEN- 3σ), tandis que la deuxième méthode propose une nouvelle approche basée sur les modes combinés de l'EEMD et un processus de déconvolution amélioré (CMEEMD-ENMED).

Le cinquième chapitre sera consacré à l'évaluation de la performance de la méthode CMEEMD-ENMED dans la détection des défauts de la bille. Plus précisément, nous comparerons la méthode CMEEMD-ENMED à plusieurs autres méthodes telles que EEMD-ENMED, CMEEMD, CMEEMD-MED et CMEEMD-WDEN.

Une conclusion générale présentera une synthèse du travail effectué en résumant les résultats obtenus, ainsi que des futures perspectives.

CHAPITRE I

ÉTAT DE L'ART DE LA SURVEILLANCE ET LE DIAGNOSTIC DES MACHINES À INDUCTION

I.1 INTRODUCTION

Les moteurs à induction (MI) appelés aussi moteurs asynchrones (MAS) sont couramment utilisés dans différents secteurs, telles que les pompes, les compresseurs et les machines-outils, en raison de leur durabilité et de leur efficacité. Néanmoins, comme tout autre équipement électrique, les moteurs à induction peuvent également présenter des défauts. Ces défauts peuvent causer des temps d'arrêt inattendus et des pertes de production. Donc, il est important de surveiller l'état du moteur via des caractéristiques des signaux telles que les vibrations, la température, le courant électrique, etc. Les défauts potentiels peuvent être identifiées avant qu'elles ne causent pas des arrêts imprévus ou un vieillissement d'équipement [LAC11]. Un diagnostic précoce de ces défauts peut réduire les temps d'arrêt, prévenir d'autres dommages et augmenter la longévité.

[SIN03] et [ALL86] montrent que la plupart des défaillances dans les machines à induction sont dus aux défauts de roulements. Par conséquent, il est raisonnable de donner une priorité élevée à l'analyse des défauts des roulements dans ce type de machine.

Plusieurs techniques ont été proposées pour l'analyse temporelle [DYE78], [HOW94], [TAN94], [MAR95], l'analyse fréquentielle [TAY80], [IGA83], [TAN03], [AMA16] et pour le domaine temps-fréquence [COC12], [GAO15], [LIU16], [KAN11]. Afin d'obtenir de riches informations sur les défauts des roulements, la surveillance des vibrations est la méthode la plus utilisée puisqu'elle donne une meilleure décision sur l'état de la MAS.

Dans ce chapitre, nous allons présenter une synthèse bibliographique de surveillance des machines à induction attentivement. Nous fournirons des principales notions sur la machine asynchrone, y compris leur construction et les différents défauts susceptibles d'être rencontrés. Nous aborderons aussi le concept de la surveillance, y compris le système d'acquisition des données, traitement des signaux, analyse des défauts, et décision finale sur l'état de la MAS. Nous discuterons également d'une étude statistique sur la distribution des défauts dans les moteurs à induction. Une étude détaillée concernant le défaut du roulement sera bien présentée. Une discussion des différentes techniques d'analyse des signaux liés aux vibrations pour le diagnostic des défauts des roulements sera présentée attentivement dans la dernière partie de ce chapitre.

I.2 COURBE P-F

La courbe P-F est un moyen représente la progression d'un équipement vers la défaillance. Elle montre comment un équipement commence par une performance élevée et se détériore avec le temps. Comme elle peut être utilisée pour prédire le moment où une pièce d'équipement est susceptible de tomber en panne. Figure (I.1) montre l'axe des « x » qui représente le temps où il s'écoule jusqu'à la panne, et l'axe des « y » représente les performances d'un dispositif ou d'un composant. Le processus commence avec de hautes performances et se détériore avec le temps jusqu'à atteindre le point où la panne peut être détectée (le point P). Par la suite, s'il n'est pas détecté et que les mesures nécessaires ne sont pas prises, la détérioration continue, généralement à un rythme accéléré, jusqu'à ce que le système atteigne le point de défaillance fonctionnelle (point F), entraînant une panne complète [BAG 16].

I.2.1 Défaillance potentielle

La défaillance potentielle est le point où l'équipement envoie des signaux d'information sur le défaut où les inspections basées sur les sens humains sont impossibles. Grâce aux évolutions technologiques, il est aujourd'hui possible de contrôler les conditions des machines qui peuvent nous aider à prévoir et à prévenir les pannes. La surveillance des conditions peut aider à identifier tout problème potentiel avant qu'il ne devienne trop grave, et à éviter qu'il n'entraîne une panne catastrophique.

I.2.2 Défaillance fonctionnelle

La défaillance fonctionnelle est l'incapacité de l'équipement à accomplir les tâches auxquelles il est destiné. Elle peut être causée par divers facteurs, dont l'erreur humaine, les conditions environnementales et le dysfonctionnement mécanique. Dans le cas d'une défaillance fonctionnelle, un équipement envoie des signes qui peuvent être détectés par les sens humains, tels que l'ouïe, l'odorat et le toucher.

I.2.3 Intervalle P-F

Le cœur de la courbe P-F est l'intervalle P-F, il s'agit de la durée entre la défaillance potentielle et la défaillance fonctionnelle estimée. Il s'agit aussi du temps entre la défaillance potentielle et la défaillance fonctionnelle estimée. La prolongation de la

longévité d'un appareillage ou d'une pièce d'équipement dépend de l'extension de l'intervalle P-F. Comme visualisé dans la Figure (I-2), il est possible d'utiliser un ensemble de méthodes pour surveiller l'état des équipements et de prolonger l'intervalle P-F. Les techniques de surveillance les plus couramment utilisées sont les suivantes [GOY 16] :

- Mesure et analyse des vibrations.
- Thermographie Infra-Rouge (IR).
- Analyse des lubrifiants.
- Surveillance de la corrosion.
- Analyse des courants électriques.
- Détection des émissions acoustiques.

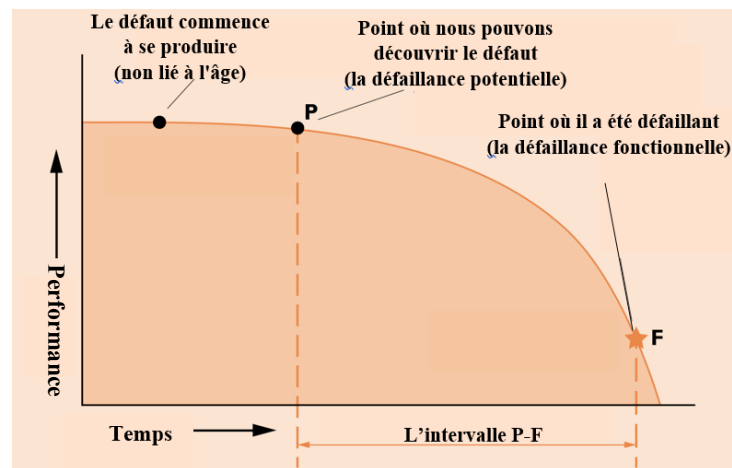


Figure I.1. Courbe P-F.

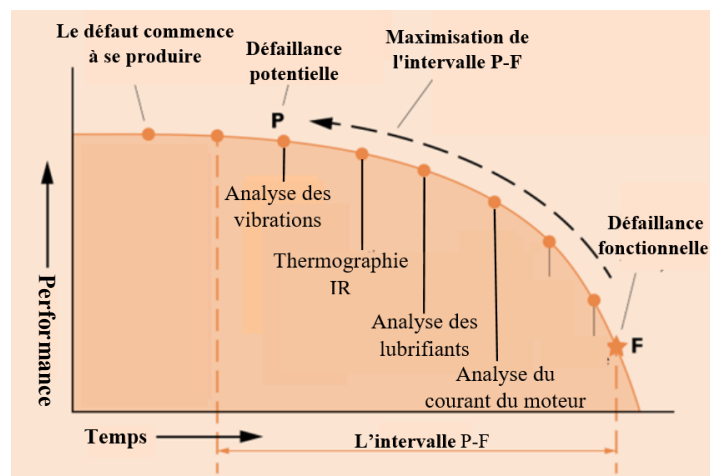


Figure I.2. Maximisation de l'intervalle P-F.

I.3 PROCESSUS DE SURVEILLANCE

Les machines ne sont jamais construites pour fonctionner éternellement, mais elles peuvent durer beaucoup plus longtemps qu'on ne le pense. L'objectif est d'allonger l'intervalle de PF, comme représenté dans la Figure (I-2), conduisant ainsi à réduire les coûts de maintenance et de prolonger la durée de vie de l'équipement. Les techniques de détection des défauts pour les moteurs à induction ont fait l'objet d'une grande attention durant les dernières décennies. L'analyse des données en temps réel pour identifier le moment où les performances d'un équipement deviennent inacceptables. Cette pratique visant à surveiller l'état de fonctionnement d'une machine ou d'une pièce dans un système est désignée sous le terme surveillance d'état.

L'état d'une machine est déterminé en prenant des données à partir d'un capteur. Grâce à cette méthode, la maintenance peut être programmée en fonction des besoins. Comme indiqué dans la Figure (I-3), la surveillance est généralement composée de quatre processus majeurs, qui consistent en, l'acquisition des données, traitement du signal, l'évaluation du défaut, et la mise en place des procédures décisionnelles en vue de la maintenance [GHA21].

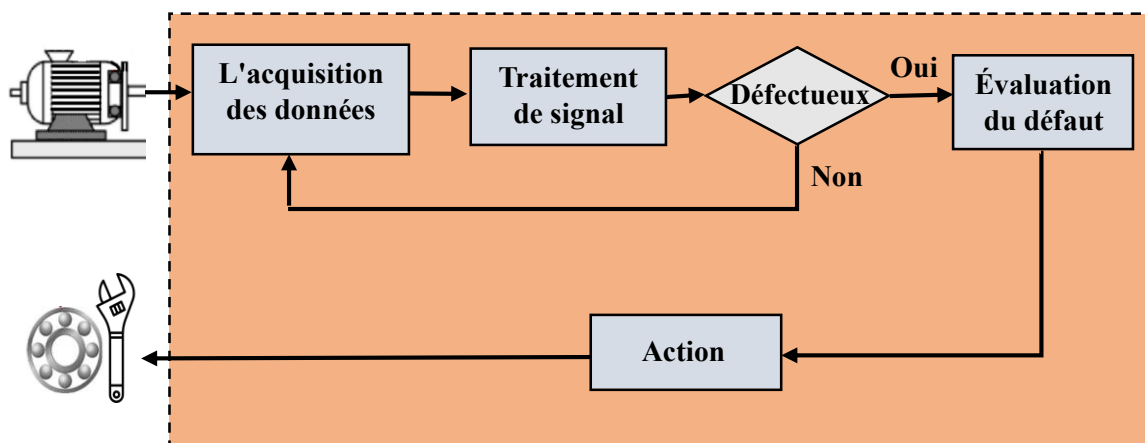


Figure I.3. Processus de la surveillance.

I.3.1 Principe d'acquisition des données

La collection ou l'acquisition des données est un processus qui consiste à capturer des signaux mesurés à l'aide de différents types de capteurs bien installés sur la machine à surveiller afin de stocker et d'analyser les données [KOU03]. Les signaux de mesure

sont censés être liés à l'état des machines surveillées. En d'autres termes, les signaux de mesure contiennent des informations utiles qui reflètent l'état de la machine (saine ou défectueuse). Il existe de nombreuses catégories de signalisation, comme les signaux de vibration, les signaux acoustiques, les températures, les courants électriques, etc. Divers types de capteurs, dont des accéléromètres, des capteurs d'émission acoustique, des thermomètres à infrarouge, des capteurs à ultrasons, etc. ont été conçus pour extraire différents types des signaux.

Les signaux capturés sont transmis à un PC par l'intermédiaire d'un équipement d'acquisition de données (Figure (I-4)), et après stockés dans un emplacement d'une mémoire pour une analyse ultérieure [KOU03]. Avec le développement rapide des technologies informatiques et des capteurs, de nombreux équipements et techniques d'acquisition de données ont été conçus et appliqués dans les industries modernes.

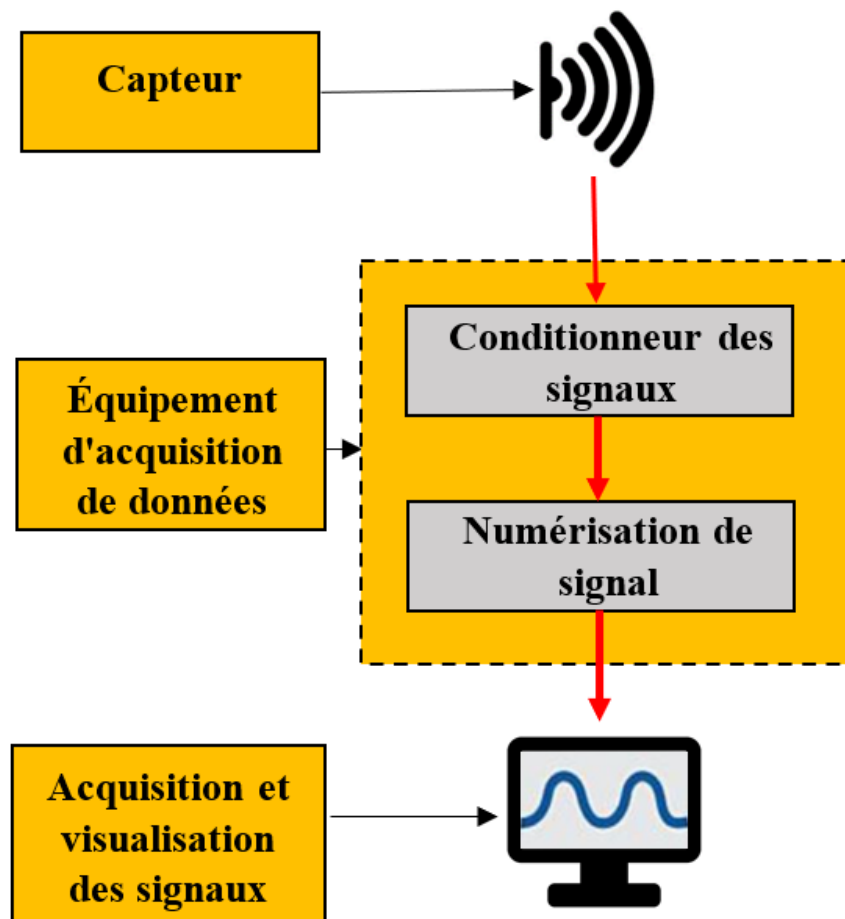


Figure I.4. Système d'acquisition de données.

I.3.2 Traitement et analyse des signaux

Le traitement de signal consiste à analyser les signaux de mesure enregistrés dans le processus de l'acquisition des données à l'aide des techniques et des méthodes bien définies. Ils sont grossièrement classés dans les trois catégories suivantes [YAN 03] :

- L'analyse temporelle ;
- L'analyse fréquentielle
- L'analyse dans le domaine temps-fréquence.

I.3.3 Étapes majeures du diagnostic dans un système de surveillance

Le diagnostic représente une phase importante du système de surveillance (Figure (I-3)). L'objectif d'un système de diagnostic est de prévoir le plus rapidement possible et le plus précisément possible la détection de défaut [ABI21]. Le diagnostic se résume à un processus d'identification et de détermination de la relation entre les informations obtenues lors de la mesure et les types de défauts de la machine. Il y a trois étapes majeures dans le diagnostic :

I.3.3.1 Détection du défaut

Cette opération permet de vérifier si la machine est en état sain ou défectueuse [DHO20], [DAS12]. Il est primordial de mener cette étape avec précaution, car la probabilité de fausse détection peut conduire à des défaillances inacceptables dans les systèmes à haute sécurité.

I.3.3.2 Isolation du défaut

L'isolation des défauts consiste à déterminer quel est le composant qui est à l'origine du défaut et sa position. Cette phase est essentielle puisqu'elle a pour but de déterminer la cause et l'emplacement exacts du défaut [CAO22], [CHE23].

I.3.3.3 Évaluation du défaut

L'évaluation consiste à déterminer la dimension, l'état de dégradation, et la propagation de défaut [DHO20], [SOB09].

I.3.4 Décision de la maintenance

La décision de maintenance est un processus d'analyse des résultats de diagnostic, qui permet d'élaborer des stratégies de maintenance optimales et de prendre des décisions de remplacement précises pour les composants défectueux des machines [GAR06], [WAN02]. Les décisions de maintenance optimales reposent sur la durée de vie utile restante estimée et sur l'efficacité des actions de maintenance.

I.3.5 Importance de la surveillance d'état

Compte tenu les précédentes étapes du processus de la surveillance, elle offre les avantages suivants [LEI22] :

- Optimisation de l'utilisation du temps : si un capteur détecte une usure anormale dans une machine, l'équipe de maintenance peut programmer une intervention avant que la défaillance ne se produise réellement. Cela permet de remplacer ou de réparer les pièces défectueuses pendant une période de maintenance planifiée, évitant ainsi des temps d'arrêt non planifiés qui pourraient affecter la production.
- Certains problèmes identifiés par la surveillance peuvent être corrigés sans arrêter l'équipement, ce qui garantit une plus grande disponibilité pour la production. : si un capteur détecte une légère déviation dans les performances d'une machine, une intervention rapide peut être effectuée pour ajuster les paramètres et rétablir le bon fonctionnement, le tout sans interrompre la production.
- Les capteurs de surveillance de l'état des équipements détectent les défauts lorsqu'ils surviennent, ce qui permet aux techniciens de réagir rapidement avant que des problèmes plus graves ne se développent.
- Rapidité des temps de réponse et réduction des temps d'arrêt : si un capteur détecte une augmentation soudaine de vibrations dans une machine. Grâce à une surveillance bien configurée, l'équipe de maintenance peut consulter les données en temps réel et identifier un désalignement au niveau des roulements comme la cause probable. En réagissant rapidement, l'équipe peut intervenir pour réaligner les roulements. Cette intervention rapide permet de réduire le temps d'arrêt de la machine et prévient d'éventuels dommages plus graves qui pourraient se produire si le problème n'était pas traité rapidement.

I.4 MACHINE À INDUCTION

La machine à induction est l'un des machines le plus utilisé dans le secteur industriel et les installations domestiques. Ces moteurs représentent jusqu'à 40-50 % de la consommation totale d'énergie électrique produite [BIN13]. Ils sont utilisés dans diverses applications, notamment dans l'industrie pétrolière, les usines de traitement chimique, les centrales nucléaires, les papeteries, les systèmes de refroidissement de l'eau et l'industrie minière. Les moteurs à induction ont également été utilisés dans des situations plus générales, telles que les compresseurs, les pompes, les ventilateurs, les ascenseurs, les machines-outils, etc.

Comme les autres types de moteurs, ils tombent parfois en panne. Les pannes inattendues des moteurs entraînent de nombreuses pertes de production. Ces pannes sont certainement inacceptables dans l'application des moteurs à induction, qui sont vitaux pour toute industrie. Par conséquent, la détection des défauts dans un stage précoce et le remplacement des pièces endommagées, permettront d'éviter les problèmes de pannes inattendues des machines [LAC11].

La prévention des temps d'arrêt non programmés est l'objectif de toute industrie. Par conséquent, le diagnostic du MAS est très important, dans cette section nous discuterons en détail sa construction et ses différents types de défauts.

I.4.1 Construction des MAS

Les principaux éléments d'un moteur à induction sont le stator, le rotor et le roulement. La puissance est transférée du stator au rotor par induction électromagnétique. Pour cette raison, la machine à induction est considérée comme un dispositif de conversion qui transforme la puissance électrique en mécanique. La partie fixe du moteur, appelée stator, se compose d'un certain nombre de bobines ou d'enroulements. Le rotor est la partie rotative du moteur, qui est généralement faite de cuivre ou d'aluminium. Enfin, les roulements sont utilisés pour soutenir le rotor et le maintenir en place [MAD18].

I.4.1.1 Stator

Le stator, tel qu'observé dans la Figure (I-5), est constitué de l'armature du moteur, en tôle d'acier soudée, en fonte ou en alliage d'aluminium moulé. Le chemin magnétique,

appelé noyau qui comprend un ensemble de tôles qui est constitué d'une matière magnétique et qui est pressé dans l'espace cylindrique à l'intérieur du l'armature. Le noyau est laminé afin de réduire les courants de Foucault et par conséquent, de réduire les pertes et la surchauffe. Un ensemble d'enroulements électriques isolés, qui sont placés à l'intérieur des encoches du noyau. La surface de la section transversale de ces enroulements dépend de la puissance nominale du moteur. Pour un moteur triphasé, il y a normalement trois groupes d'enroulements statoriques, un pour chaque phase. En général, le stator contient des supports (pieds) pour la fixation du moteur [MAD18].

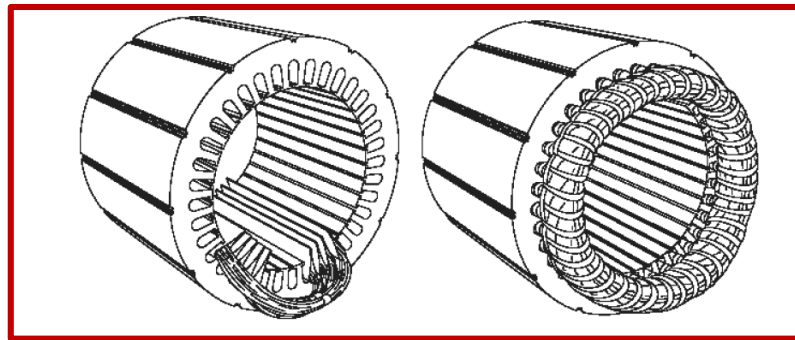


Figure I.5. Stator [PAR13].

I.4.1.2 Rotor

Le rotor, selon l'illustration de la Figure (I-6), est la partie rotative qui transmet l'énergie électrique en rotation. Le type de rotor le plus courant est le rotor à cage d'écureuil, qui consiste en une série de barres de cuivre ou d'aluminium disposées en forme de cercle. Ces barres sont généralement pressées dans les encoches du rotor et reliées entre elles par deux bagues d'extrémité, ce qui donne une construction très robuste. Lorsque le stator est alimenté, les barres interagissent avec le champ magnétique généré par le stator, ce qui entraîne la rotation du rotor [MAD18].



Figure I.6. Rotor à cage d'écureuil [AZI22].

I.4.1.3 Roulement

Le type de roulement le plus courant utilisé dans un moteur à induction est le roulement à billes, selon l'illustration de la Figure (I-7), il se compose de deux bagues métalliques entre lesquels se trouve une série de petites billes. Les billes tournent librement entre les bagues, fournissant une surface à faible frottement sur laquelle le rotor peut tourner [KHA14]. Les roulements sont nécessaires pour assurer le fonctionnement du moteur, car ils diminuent les frottements, ce qui permet au rotor de tourner en douceur et efficacement. En l'absence de roulements, le moteur surchauffe, ce qui provoquera une panne catastrophique [MAD18].

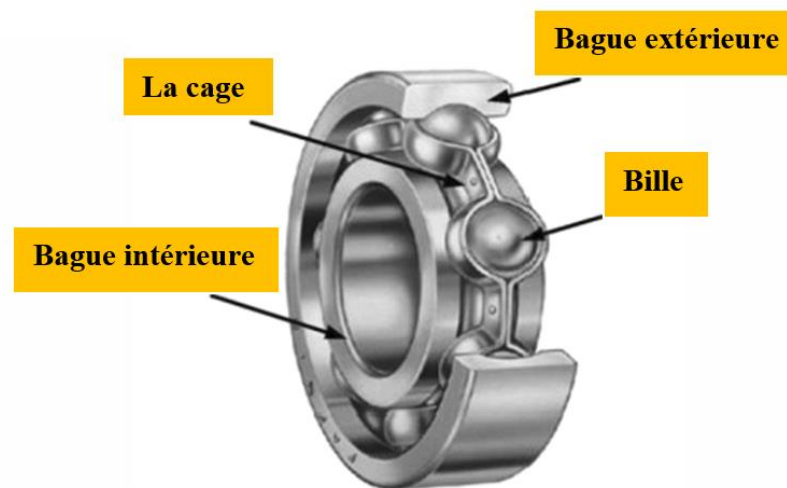


Figure I.7. Roulement à bille [CHE21].

I.5 PRINCIPAUX DÉFAUTS DANS LA MACHINE À INDUCTION

Les performances du moteur à induction peuvent être affectées par les défauts de ses composants qui entraînent une réduction du rendement, un déséquilibre des tensions et des courants de ligne, une augmentation des harmoniques, une diminution du couple de l'arbre, une augmentation des pertes et des vibrations excessives. Il existe divers facteurs qui contribuent à la surchauffe des moteurs, tels que l'excentricité de l'entrefer, les défauts d'enroulement du stator, la rupture des barres du rotor et les défauts des roulements. Figure (I-8) illustre les principaux défauts possibles dans une machine à induction. [CHO19]. Les détails de ces défauts sont abordés dans les sous-sections suivantes, référencées par les sources [MAD18], [SAA19] et [MEH10].

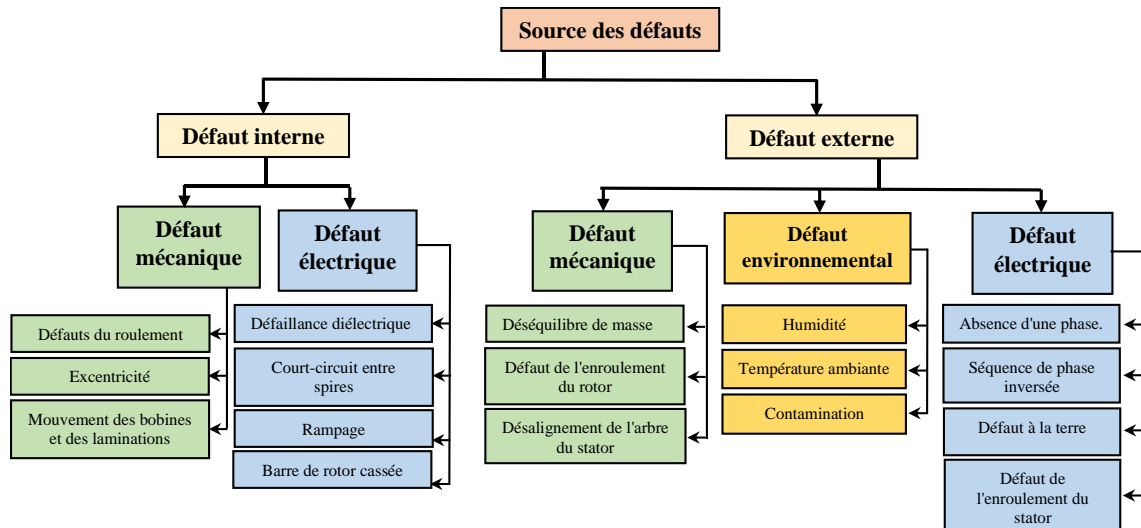


Figure I.8. Principaux défauts dans la machine à induction [CHO19].

I.5.1 Défauts du roulement

Les roulements doivent être contrôlés en permanence pour garantir le bon fonctionnement du moteur. Ils sont très importants en raison de leur fonctionnement mécanique. Leur importance réside dans leur fonctionnement mécanique et dans le fait qu'ils sont soumis à des charges excessives, ce qui entraîne l'usure de leurs parties internes et externes. En général, la défaillance d'un roulement commence par un défaut local tel que l'écaillage, puis se développe progressivement [MEH10]. Il existe quatre types de défauts dans les roulements, défauts au niveau de la bague externe, de la bague interne, de la bille et de la cage. Figure (I-9) montre un exemple des défauts dans les bagues du roulement.

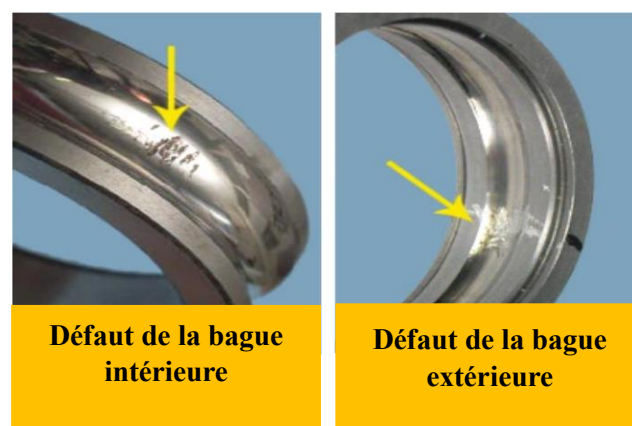


Figure I.9. Exemple des défauts du roulement [HEY18].

I.5.1.1 Causes et effets du défaut des roulements :

Les principales causes et effets de la défaillance des roulements sont les suivants [MAD18], [ESC58]:

- Charges excessives, ajustements serrés et élévation excessive de la température : tous ces facteurs peuvent affecter les bagues et les billes. Ils peuvent également dégrader ou détruire le lubrifiant. Lorsque la charge dépasse la limite élastique du matériau du roulement, un phénomène connu sous le nom de brinelling se produit.
- Fatigue : ce phénomène est causé par un fonctionnement prolongé des roulements. Elle entraîne l'enlèvement de petites particules de matériau de la surface des bagues ou des billes.
- Corrosion : elle se produit lorsque les roulements sont exposés à des fluides corrosifs (acides, etc.) ou à une atmosphère corrosive. Si les lubrifiants se détériorent la corrosion peut également se produire.
- Contamination : c'est l'un des principaux facteurs de défaillance des roulements. Les lubrifiants sont contaminés par la saleté et d'autres particules étrangères qui sont le plus souvent présentes dans l'environnement industriel. Les vibrations élevées et l'usure sont les effets de la contamination.
- Dégradation de lubrifiant : la restriction du débit de lubrifiant ou une température excessive est la cause de la dégradation du lubrifiant, ce qui entraîne une usure excessive des billes et des bagues et une surchauffe. Si la température du roulement est trop élevée, le lubrifiant s'échappe du roulement, ce qui entraîne un graissage insuffisant.
- Désalignement des roulements : cela entraîne une usure des surfaces des billes et des bagues, ce qui entraîne une élévation de la température des roulements et aussi une vibration excessive.

I.5.2 Excentricité rotorique

L'excentricité est un défaut dépend de la position du rotor. Cette excentricité est généralement causée par des phénomènes mécaniques, hydrauliques et électromagnétiques. Dans les moteurs sains, les axes du rotor et du stator sont alignés. Mais, on ne peut jamais supposer qu'une condition centrique idéale existe. Si le rotor n'est pas aligné avec le centre du stator, une attraction magnétique se développeront,

provoquant un frottement rotor-stator qui endommagera à la fois le rotor et le stator [DOR97]. L'excentricité ont les trois types suivants [WU04] :

- Excentricité dynamique;
- Excentricité statique;
- Excentricité mixte.

Le mouvement du rotor est divisé en deux catégories : l'excentricité statique et l'excentricité dynamique, comme exposé par la Figure (I-10). Dans une situation parfaite, l'entrefer est parfaitement homogène étant donné que l'axe du rotor est aligné avec l'axe du stator. Dans le cas de l'excentricité statique, même si l'entrefer n'est pas uniforme, il ne change jamais, de sorte que l'emplacement de l'entrefer radial minimal est stationnaire. Lors d'une excentricité dynamique, l'axe du rotor n'est pas au centre de rotation et l'emplacement de l'entrefer minimal est en rotation sur l'axe du stator. Une combinaison d'excentricités dynamique et statique est souvent observée. On appelle cette combinaison l'excentricité mixte [MAD18].

I.5.2.1 Causes et effets du défaut d'excentricité

Les principales causes et effets peuvent être mentionnées comme suit [MAD18] :

- Défaut de fabrication.
- Désalignement interne ou flexion de l'arbre.
- Il peut se produire après une période de fonctionnement prolongée, en cas d'addition ou de soustraction non symétrique de la masse autour du centre de rotation du rotor.

Si une excentricité se produit dans un moteur à induction, ses effets seront les suivants :

- L'excentricité dynamique entraîne une oscillation dans la longueur de l'entrefer.
- L'oscillation de la longueur de l'entrefer entraîne une variation de la densité de flux de l'entrefer, et donc une variation de la tension induite dans l'enroulement.
- La tension induite provoque un courant dont les fréquences sont déterminées par la fréquence des harmoniques de la densité de flux de l'entrefer.

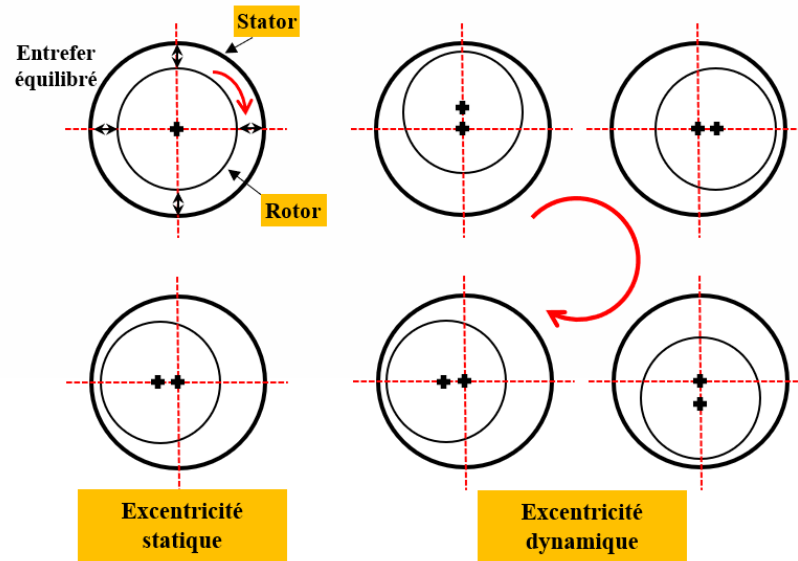


Figure I.10. Exemples d'excentricité dynamique et statique dans un moteur asynchrone.

I.5.3 Rupture des barres du rotor

La cage rotorique d'un moteur asynchrone est constituée de barres de rotor et de bagues d'extrémité. Si une ou plusieurs de ces barres sont partiellement ou totalement cassées, on dit que le moteur présente un défaut de rupture des barres. La Figure (I-11) montre une barre de rotor rompue [VIC05].

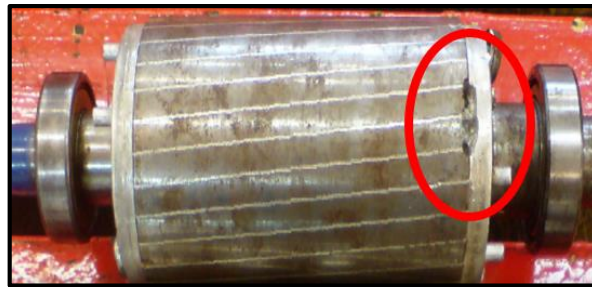


Figure I.11. Barres du rotor rompues [HAR11].

I.5.3.1 Causes et effets du défaut de la rupture des barres du rotor

Les principaux facteurs de la rupture de la barre du rotor d'un moteur à induction peuvent être mentionnés comme suit, il a été observé que pendant le processus de jonction de deux pièces métalliques en utilisant un métal d'apport appelé brasage, des contraintes métallurgiques non uniformes peuvent éventuellement être produites dans l'assemblage de la cage pendant le processus de fabrication, ces contraintes peuvent

entraîner une asymétrie du rotor, provoquant des contraintes excessives sur les barres pendant la rotation du rotor. De plus, les anneaux d'extrémité lourds du rotor entraînent des forces centrifuges qui peuvent causer des contraintes mécaniques sur les barres du rotor. En outre, pour un fonctionnement prolongé du moteur, si l'une des barres du rotor se fissure, une surchauffe se produira dans la position fissurée, ce qui peut conduire à la rupture de la barre. De plus, les démarrages et arrêts fréquents du moteur et la dégradation du métal de la barre du rotor sont des raisons qui conduisent à la rupture des barres du rotor [MAD18].

Les principaux effets de la rupture de la barre du rotor d'un moteur à induction peuvent être mentionnées comme suit, les ruptures de barres de rotor entraînent des défaillances secondaires dans d'autres parties de la machine à induction. Ces défaillances secondaires provoquent de graves dysfonctionnements comme l'augmentation des courants dans les barres adjacentes à la barre cassée jusqu'à 50 % du courant nominal et provoque ainsi des courants déséquilibrés et des pulsations de couple, ce qui diminue le couple. Lorsque la distribution du courant du rotor est modifiée, les barres adjacentes à la barre cassée sont surchauffées, ce qui provoque d'autres irrégularités et la rupture de plusieurs autres barres. Le changement de température autour des barres peut également créer un arc dans le rotor et générer une excentricité. De plus, si une barre de rotor cassée se retire de l'encoche sous l'effet de la force centrifuge, elle entre en contact avec l'enroulement du stator et l'endommage pendant le fonctionnement. En outre, la barre de rotor cassée provoque des étincelles et des vibrations pendant le démarrage du moteur et son fonctionnement [ZOL17].

I.5.4 Défaut dans l'enroulement du stator

Ce défaut est généralement dû à une mauvaise isolation de l'enroulement du stator. Il existe deux catégories du défaut statorique, le défaut de court-circuit des enroulements et le défaut de circuit ouvert. Le défaut de court-circuit d'enroulement se produit lorsque tout ou une partie des enroulements sont court-circuités. Le défaut de circuit ouvert se présente lorsque tout ou une partie des enroulements du stator sont déconnectés et qu'aucun courant ne circule dans cette phase/ligne [MAD18]. Selon l'illustration de la Figure (I-12) et Figure (I-13), les différents types de défauts d'enroulement du stator sont les suivants :

- Court-circuit entre deux spires de la même phase appelé défaut de spire à spire.

- Court-circuit entre deux bobines de la même phase, appelé défaut de bobine à bobine,
- Court-circuit entre les spires de deux phases, appelé défaut de phase à phase.
- Court-circuit entre les conducteurs de l'enroulement et le corps du stator, appelé défaut de mise à la terre.
- Défaut de circuit ouvert en cas de rupture de l'enroulement.

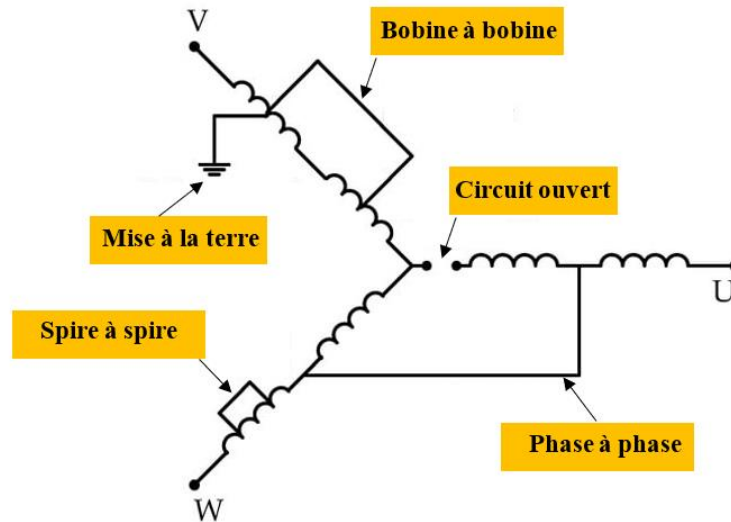


Figure I.12. Stator connecté en étoile montrant différents types de défaut d'enroulement du stator.

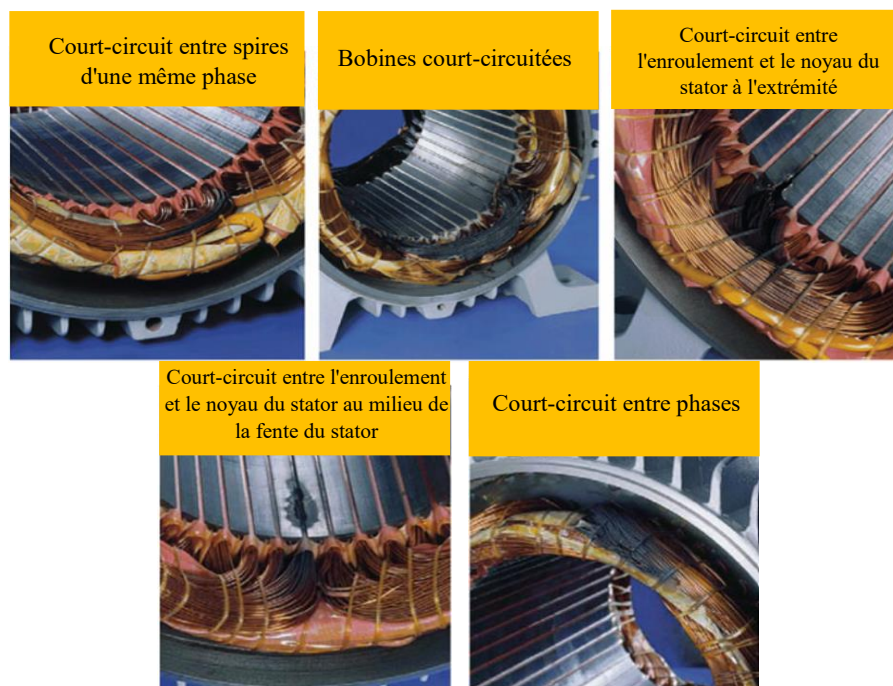


Figure I.13 Détérioration typique de l'isolation entraînant un court-circuit entre spires des enroulements du stator dans les moteurs à induction triphasés [MAD18].

I.5.4.1 Causes et effets des défauts du stator

Les principaux facteurs et effets de la rupture de la barre du rotor d'un moteur à induction peuvent être mentionnées comme suit [MAD18], [AGU03], [SID05], [BON92], [CAS98] :

- **Les contraintes mécaniques :** Le passage du courant dans la bobine du stator et l'effet du champ magnétique produisent une force qui fait bouger la bobine, risquant d'endommager le conducteur en cuivre et son isolation. De plus, s'il y a un désalignement entre le rotor et le stator, ou une défaillance du roulement, la rotation du rotor peut écraser l'isolation de la bobine, ce qui entraîne une mise à la terre et de fortes vibrations mécaniques qui peuvent déconnecter l'enroulement du stator et produire un circuit ouvert.
- **Les contraintes électriques :** Elles sont principalement dues au phénomène transitoire de la tension d'alimentation. Ce phénomène est causé par différents facteurs tels que la foudre, l'ouverture ou la fermeture de disjoncteurs ou de convertisseurs de fréquence. Cette tension transitoire réduit la durée de l'enroulement du stator et, dans les cas les plus graves, peut provoquer une chute de tension.
- **Les contraintes thermiques :** Le stress thermique se produit en raison d'un courant excessif dû à une surcharge ou à un défaut prolongé, d'une température ambiante plus élevée, une ventilation insuffisante, une tension d'alimentation déséquilibrée, etc. Il existe une règle qui stipule que la température de l'enroulement augmentera de 25 % dans la phase ayant le plus fort courant s'il y a un déséquilibre de tension de 3,5 % par phase. La température de l'enroulement augmentera également si, dans un délai court, un certain nombre de démarrages et d'arrêts sont effectués dans le moteur. Peu importe la raison, si la température de l'enroulement augmente et que le moteur opère au-dessus de sa température de fonctionnement, la meilleure isolation peut également se dégrader rapidement. La règle empirique à cet effet indique que pour chaque augmentation de 10°C de la température au-dessus de la limite de température de l'enroulement du stator, la longévité de l'isolation est réduite de 50%.
- **Contraintes environnementales :** Ces contraintes peuvent survenir si le moteur fonctionne dans un environnement trop chaud, trop froid ou trop humide. La présence de corps étrangers peut affecter l'isolation de l'enroulement du stator et peut également

réduire le taux de dissipation de la chaleur du moteur, ce qui réduit la durée de vie de l'isolation.

I.6 APERÇU DÉTAILLÉ SUR LES DEFAUTS DES ROULEMENTS

I.6.1 Études statistiques de distribution des défauts dans les MAS

Selon les analyses statistiques de l'IEEE et de l'EPRI (Electric Power Research Institute) sur les défauts des moteurs à induction [SIN03], [ALL86], la possibilité d'apparition des défauts dans les moteurs à induction sont présentées dans la Figure (I-14), comprenant les défauts de roulement, les défauts de stator, les défauts de rotor et autres. On constate que le défaut de roulement contribue à environ 41-42% du total des défauts du moteur, 28-36% des défauts sont liés au stator, 8-9% au rotor. A partir de ces rapports scientifiques et industriels, il est possible de conclure que les défauts de roulements sont la principale cause de défaillance des machines à induction. Il est donc raisonnable de focaliser les efforts de détection et de diagnostic les défauts de roulements des machines à induction.

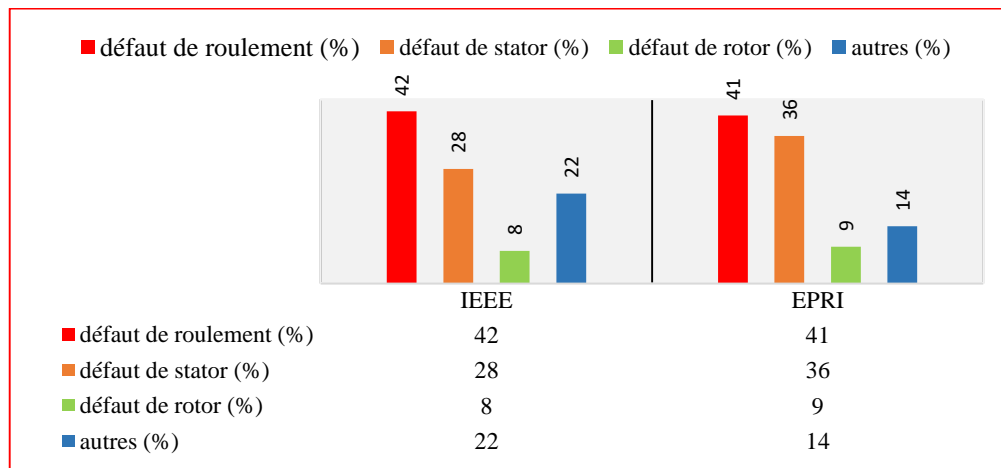


Figure I.14 Etude statistique des défauts dans un moteur à induction [SIN03], [ALL86].

I.6.2 Types de dégradation des roulements à billes

L'utilisation prolongée d'un roulement entraîne un certain nombre de modifications par rapport à son état neuf. La progression de ces traces conduit à la dégradation d'un roulement et à la réduction de sa durée de vie [SKF14] :

I.6.2.1 Écaillage

L'écaillage, comme présenté dans la Figure (I-15), se produit en raison de vieillissement du roulement et également en raison d'une variation importante de la température entre la bague intérieure et extérieure.



Figure I.15. Exemple d'un écaillage [SKF14].

I.6.2.2 Empreintes (indentations)

Les empreintes, comme on peut le voir dans la Figure (I-16), survient à cause des contaminants solides peuvent pénétrer à l'intérieur d'un roulement via le lubrifiant et dégradent alors les surfaces de contact.

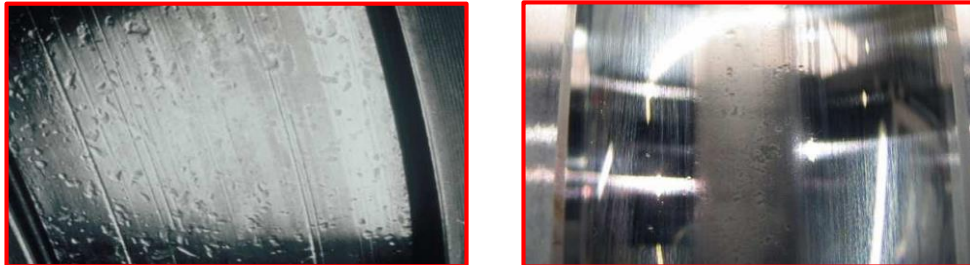


Figure I.16. Exemple des empreintes [SKF14].

I.6.2.3 Corrosion

La corrosion, selon l'illustration de la Figure (I-17), survient à cause de l'existence d'eau ou d'humidité dans le roulement pendant une période prolongée.

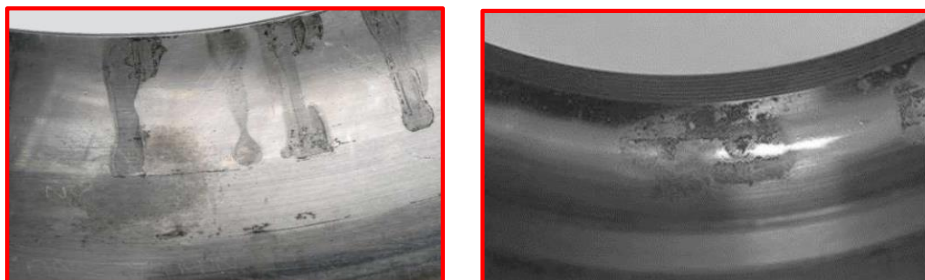


Figure I.17. Exemple de corrosion [SKF14].

I.6.2.4 Electroérosion

L'électroérosion, comme présenté dans la Figure (I-18), apparaît en raison de passage d'un courant électrique dans un roulement tournant ou non.

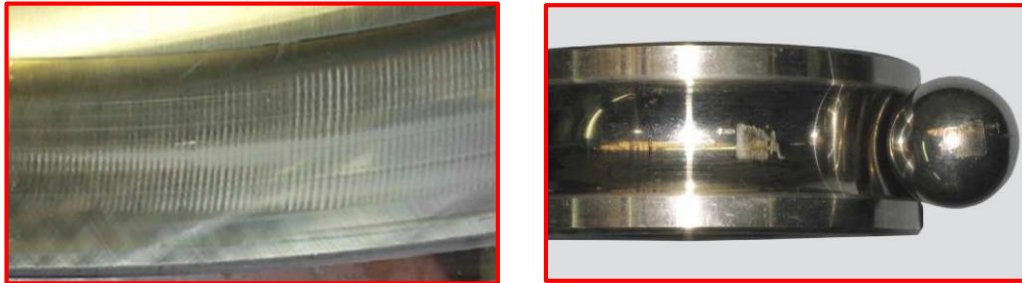


Figure I.18. Exemple d'électroérosion [SKF14].

I.6.2.5 Fissures

Les Fissures, Comme illustré dans la Figure (I-19), apparaît à cause du serrage et chocs excessif, de la surcharge, de l'écaillage et de la surchauffe.

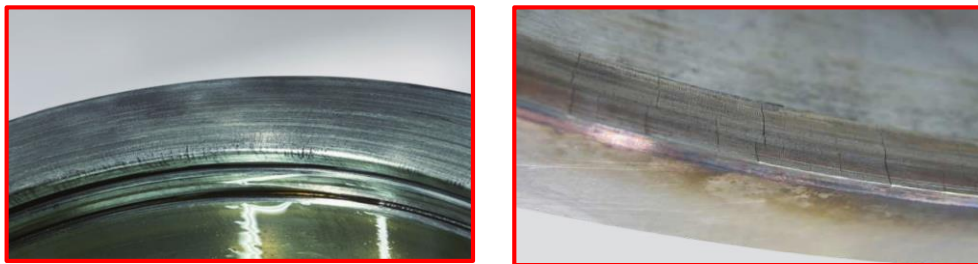


Figure I.19. Exemple de fissures [SKF14].

I.6.2.6 Usure

L'usure, comme exposé par la Figure (I-20), se produit en raison de la pénétration de particules entre l'élément roulant et les bagues intérieure et extérieure, d'une mauvaise lubrification, et de vibrations excessives.

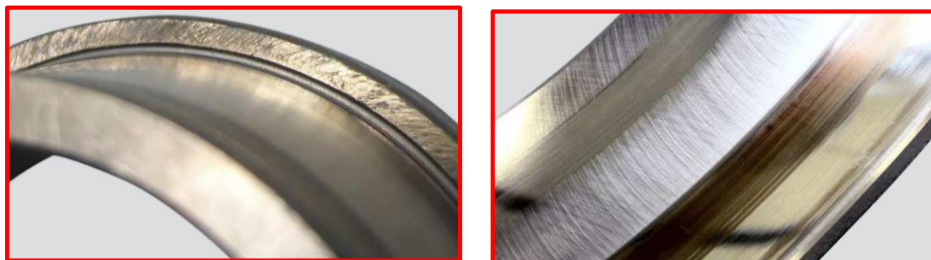


Figure I.20. Exemple d'usure [SKF14].

I.6.2.7 Grippage

Le grippage, tel que représenté par la Figure (I-21), survient en raison d'une vitesse élevée et d'une charge légère, de l'accélération/décélération soudaine, du manque de lubrifiant et de la pénétration d'eau.

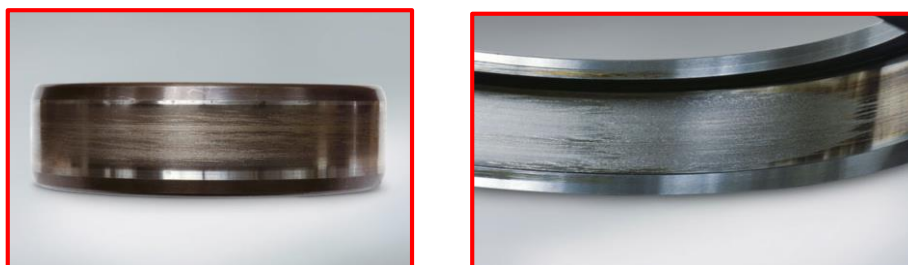


Figure 1.21. Exemple de grippage [SKF14].

I.6.2.8 Faux effet brinell

Le faux effet Brinell, comme visualisé dans la Figure (I-22), se manifeste à cause de l'oscillation et de la vibration d'un roulement hors service pendant des périodes telles que le transport.

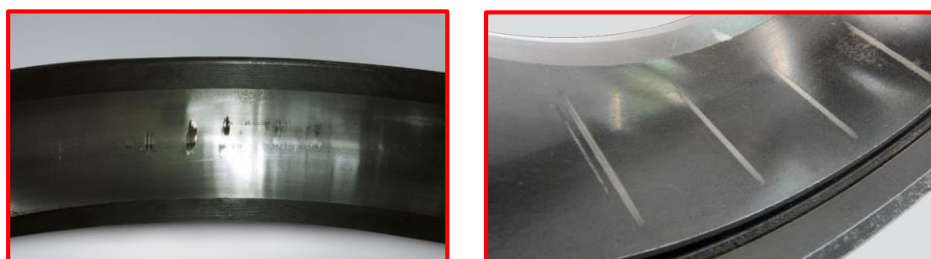


Figure 1.22. Exemple de faux effet brinell [SKF14].

I.6.2.10 Piqûres

Les piqûres, comme décrit dans la Figure (I-23), sont dues à la présence de particules dans le lubrifiant.



Figure I.23. Exemple de Piqûres [SKF14].

I.6.3 Progression de la détérioration des roulements

L'absence de diagnostic et le remplacement d'un roulement détérioré avant qu'une défaillance catastrophique ne se produise peuvent causer des dommages secondaires à la machine à induction et à ses autres pièces. En outre, après une défaillance catastrophique, il est fréquemment difficile d'identifier la cause principale. Par conséquent, les défauts doivent être détectés et surveillés lorsqu'ils passent d'un petit défaut à un défaut plus grave. Comme visualisé dans la Figure (I-24), les étapes de la progression de la dégradation des roulements sont les suivantes [SKF14] : dans la première phase, le roulement montre le début de l'usure par abrasion. Ensuite, l'usure initiée sur la surface conduit à l'écaillage, qui commence juste après l'usure. Au cours du temps, l'écaillage devient de plus en plus prononcé. Ensuite, la progression de l'écaillage entraîne des niveaux de vibration et de bruit élevés et une augmentation de la température de fonctionnement. À ce niveau, le roulement devient gravement détérioré et la bague intérieure se brise par fatigue. En dernier stade, une défaillance catastrophique se produit, entraînant des dommages secondaires sur d'autres pièces.



Figure I.24. Exemple de progression de la détérioration des roulements [SKF14].

I.6.4 Détérioration du roulement vis-à-vis la vibration

Le temps entre la première trace d'un défaut et le moment où le roulement devient inutilisable varie considérablement. La courbe de la Figure (I-25) montre la relation entre le développement de la détérioration du roulement et le degré de vibration, et l'on peut constater que plus la détérioration est importante, plus le degré de vibration est élevé. Par conséquent, une vibration excessive est une indication claire d'une dégradation avancée. La thermographie est peut-être trop tardive, tandis que les ultrasons et l'analyse d'huile sont peut-être trop précoces, mais les vibrations sont parfaitement adaptées à ce type de situation [SKF14]. Avec les vibrations, les dommages peuvent être détectés à un stade précoce, avant qu'ils ne deviennent un problème.

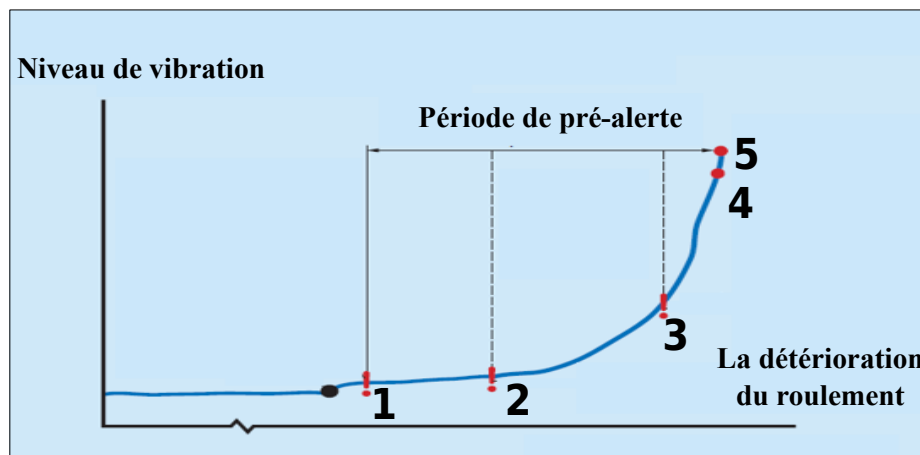


Figure 1.25. Relation entre la détérioration du roulement et la vibration [SKF14].

I.6.5 Fréquences caractéristiques du défaut de roulement

Dans les premiers stades, le défaut du roulement est localisé, c'est-à-dire une fissure, un écaillage. Chaque fois que les éléments roulants touchent le défaut local dans la bague intérieure ou extérieure, une vibration est générée [LIU13]. En d'autres termes, si un défaut se situe sur les bagues ou la bille, il se crée un choc mécanique au moment où les billes passent sur ce défaut. Ces chocs sont représentés par des impulsions périodiques qui vont générer une signature vibratoire de roulement comme décrit dans la Figure (I-26). La période de ces impulsions correspond à la période caractéristique du défaut. En mettant en évidence la répétitivité de cette impulsion, on peut définir les fréquences caractéristiques des défauts de roulement.

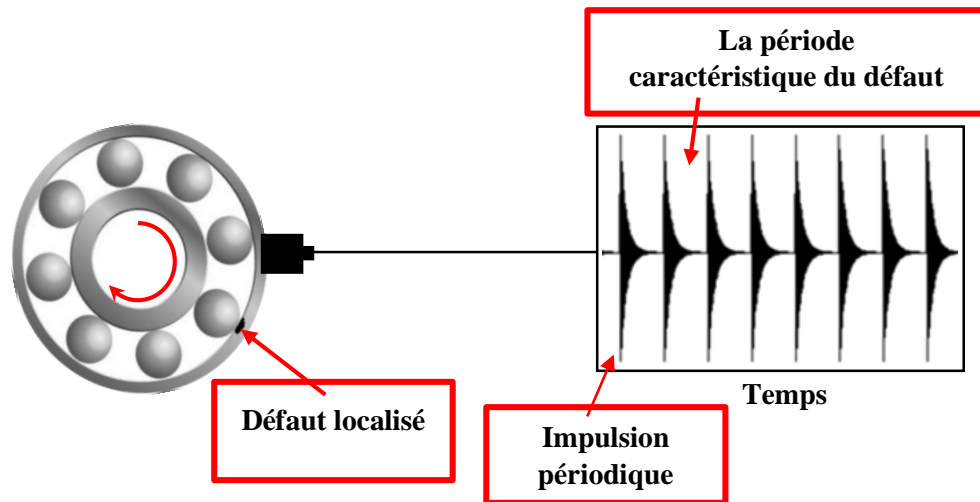


Figure I.26. Impulsions générées par un défaut sur la bague extérieure d'un roulement à bille.

I.6.5.1 Fréquences caractéristiques du défaut de la bague intérieure

La fréquence associée à la bague interne présente la fréquence à laquelle une bille traverse sur un défaut de la bague interne. Cette fréquence est donnée analytiquement dans [BEC11], et varie en fonction de la fréquence de rotation, du diamètre, du nombre de billes, du diamètre intermédiaire du roulement et de l'angle de contact. Cette fréquence est donnée par l'équation (I-1). La Figure (I-27) schématise les notations employées.

$$F_{\text{BPFI}} = \frac{F_r}{2} N_b \left(1 + \frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right) \quad (\text{I-1})$$

I.6.5.2 Fréquences caractéristiques du défaut de la bague extérieure

La fréquence associée à la bague externe présente la fréquence à laquelle une bille passe sur un défaut de la bague externe. Cette fréquence est donnée analytiquement dans [BEC11], et varie en fonction de la fréquence de rotation, du diamètre, du nombre de billes, du diamètre intermédiaire du roulement et de l'angle de contact. Cette fréquence est donnée par l'équation (I-2).

$$F_{\text{BPFO}} = \frac{F_r}{2} N_b \left(1 - \frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right) \quad (\text{I-2})$$

I.6.5.3 Fréquences caractéristiques du défaut de la bille

La fréquence associée à la bille présente la fréquence à laquelle une bille avec défaut passe sur la bague externe ou interne. Cette fréquence est donnée analytiquement dans [BEC11], et varie en fonction de la fréquence de rotation, du diamètre, du nombre de billes, du diamètre intermédiaire du roulement et de l'angle de contact. Cette fréquence est donnée par l'équation (I-3).

$$F_{\text{Bille}} = \frac{F_r}{2} \frac{D_c}{D_b} \left(1 - \left(\frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right)^2 \right) \quad (\text{I-3})$$

I.6.5.4 Fréquences caractéristiques du défaut de la cage

La fréquence associée à la cage présente la fréquence de rotation de la cage. Cette fréquence est donnée par l'équation (I-4) [BEC11].

$$F_{\text{Cage}} = \frac{F_r}{2} \left(1 - \frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right) \quad (\text{I-4})$$

Avec :

- f_r : la fréquence de rotation.
- N_b : le nombre des billes.
- D_c : le diamètre intermédiaire du roulement.
- D_b : le diamètre de la bille.
- β : l'angle de contact.

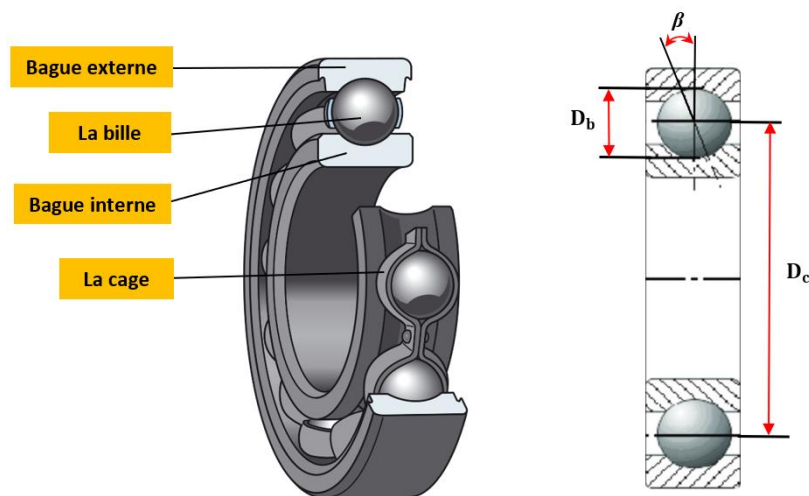


Figure I.27. Géométrie du roulement.

I.6.6 Processus de la détection des défauts du roulement

La détection des défauts des roulements fait l'objet de nombreuses recherches [ZHE21], [WAN22]. La détection précoce des défauts des roulements est nécessaire pour éviter la dégradation d'autres parties de la machine à induction.

I.6.6.1 Mesure de la vibration

Dans l'industrie, la mesure des vibrations a prouvé qu'il s'agissait d'une technique efficace pour collecter de riches informations sur les défauts. La mesure des vibrations est possible grâce à différents types de capteurs. Les capteurs piézoélectriques (PZT) est le plus couramment utilisé [PRE18]. Lorsqu'il se déforme, il génère des tensions. La méthode recommandée pour installer ce capteur est de le fixer sur une surface propre et plane. Grâce à un système de collecte de données, la tension générée sera numérisée pour représenter les signaux de vibration.

I.6.6.2 Processus d'acquisition de données

La sortie de ce capteur est généralement raccordée à l'entrée d'un dispositif de conditionnement du signal qui reçoit la tension générée et la prépare pour un échantillonnage numérique. Comme la sortie de la plupart des conditionneurs de signaux est un signal analogique. Il faut convertir ce signal en une séquence de données numériques pour pouvoir les visualiser et les enregistrer dans le système de collecte de données. Cela se fait à l'aide d'une carte analogique/numérique. La fréquence à laquelle les signaux sont transformés constitue la fréquence d'échantillonnage. Les vibrations demandent de milliers d'échantillons par seconde. Ce qui est important dans l'acquisition de données, c'est qu'il fournit un affichage en temps réel du signal mesuré [WAN07], selon l'illustration de la Figure (I-28).

I.6.6.3 Détection des défauts du roulement

Dans cette étape, le signal mesuré doit être traité. Le traitement du signal est une phase essentielle du procédé de diagnostic des défauts de roulements. Il implique l'utilisation de diverses techniques de traitement du signal pour analyser le signal vibratoire générés par le roulement et identifier le défaut avant qu'il devienne trop grave. Il extrait des informations utiles qui peuvent révéler l'état de fonctionnement du roulement [SAU17].

Généralement, la détection des défauts de roulement est basée sur la détection de la fréquence caractéristique du défaut. Selon la géométrie du roulement et les équations analytiques de (I-1), (I-2) et (I-3), la fréquence caractéristique des défauts de la bague intérieure, de la bague extérieure et de la bille peut être estimée. Ensuite, comme indiqué dans la Figure (I-29), si l'une de ces fréquences de défaut est identifiée, cela signifie qu'un défaut est présent dans le roulement. Si la fréquence de défaut de la bague intérieure est détectée, alors il y a un défaut dans la bague intérieure. Si la fréquence de défaut de la bague extérieure est détectée, il y a un défaut dans la bague extérieure. Si la fréquence de défaut de la bille est détectée, la bille présente un défaut. Si aucun de ces types de fréquences ne se manifeste, alors le roulement est en bon état.

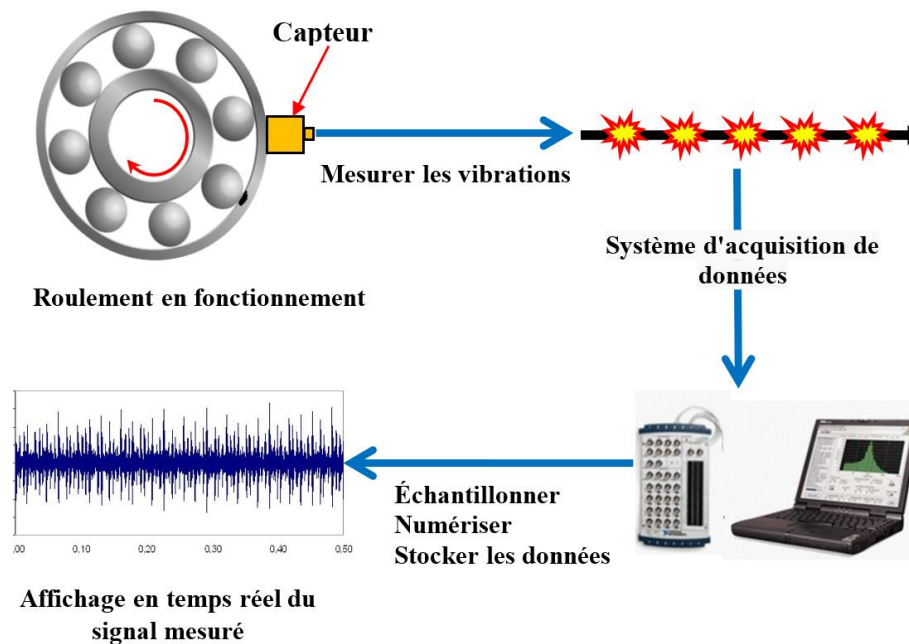


Figure I.28. Processus d'obtention un signal temporaire de vibration de roulement.

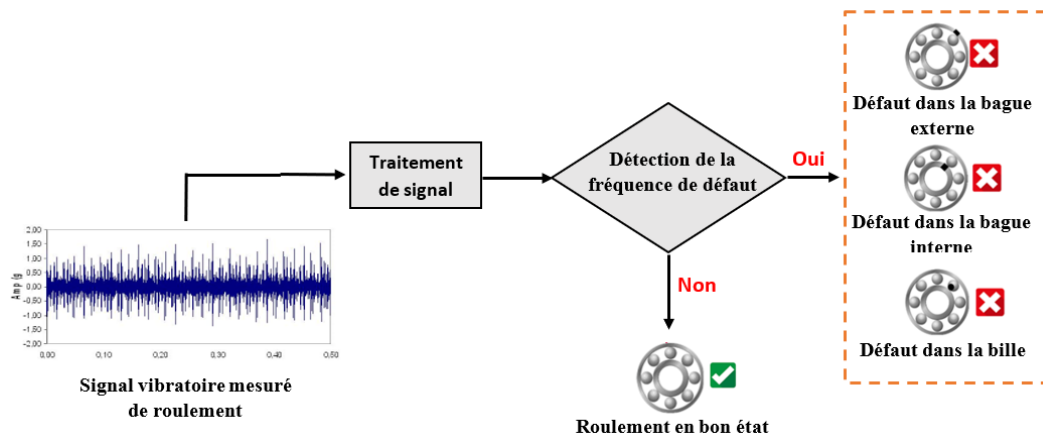


Figure I.29. Détection des défauts de roulements.

I.7 TECHNIQUES D'ANALYSE DES SIGNAUX VIBRATOIRES SOUS UN DÉFAUT DU ROULEMENT

Jusqu'à présent, de nombreuses techniques et algorithmes de traitement du signal ont été proposés. Ces techniques sont classées dans les trois catégories suivantes l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle et dans le domaine temps-fréquence [YAN03].

I.7.1 Analyse dans le domaine temporel

L'analyse temporelle est la plus simple pour d'identifier les défauts des roulements. Dans le domaine temporel, le graphique indique l'amplitude des vibrations en fonction du temps. On mesure généralement l'amplitude des vibrations en termes d'accélération, exprimée en millimètres par seconde carrée (mm/s^2). La Figure (I-30) montre un exemple de signal temporel provenant d'un roulement ayant un défaut de bague intérieure [DAM22]. En général, le niveau d'amplitude des vibrations du roulement défectueux est plus élevé que celui d'un bon roulement, cela signifie que le roulement présente un défaut. Lorsqu'un défaut se produit, les impulsions générées peuvent provoquer des changements dans les amplitudes et les distributions de ces signaux de vibration collectés [JAI21]. Ces variations sont donc détectées à l'aide de certains paramètres statistiques. Selon l'illustration du tableau (I-1), les principaux indicateurs scalaires utilisés dans le domaine temporel sont les suivants [JAI21]: le coefficient d'aplatissement (Kurtosis), le coefficient d'asymétrie (skewness), la moyenne quadratique (RMS), et le facteur de crête.

Lorsqu'un défaut devient de plus en plus grave, les quatre caractéristiques mentionnées précédemment peuvent indiquer clairement le stade de sévérité du défaut [LEI22]. D'autres méthodes d'analyse temporelle couramment utilisées comprennent l'analyse autorégressive (AR), l'analyse en composantes principales, etc.

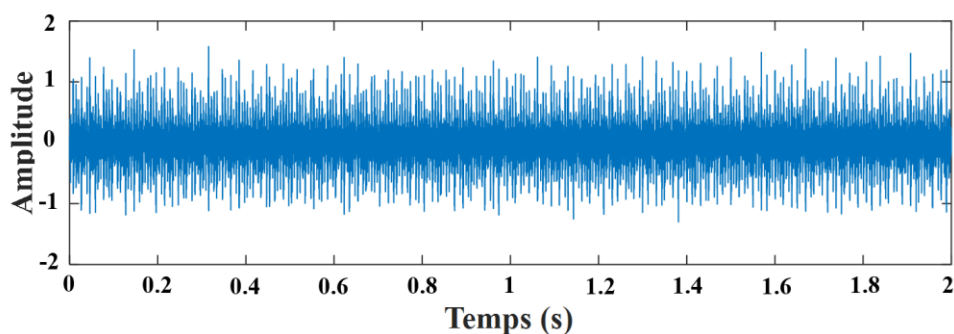


Figure I.30. Amplitude des vibrations en fonction du temps [DAM22].

Tableau I.1. Paramètres statistiques dans le domaine temporel [42].

Paramètres	Coefficient d'asymétrie	Kurtosis	RMS	Facteur de crête
Formules	$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}\right)^3}$	$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}\right)^3}$	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}$	$\frac{\text{Max}}{\text{RMS}}$

I.7.1.1 Méthodes d'analyse dans le domaine temporel

De nombreux chercheurs ont travaillé sur la détection des défauts de roulements en utilisant des techniques d'analyse dans le domaine temporel [JAI21]. Dyer et Stewart [DYE 78] ont constaté que pour un roulement non endommagé, la valeur du kurtosis est proche de 3, et que cette valeur augmente avec la grosseur du défaut. Howard [HOW 94] trouve que pour un roulement non endommagé, les valeurs du kurtosis et du facteur de crête sont approximativement 3 et 3,5, respectivement. Tandon et al [TAN 94] ont constaté que les valeurs de RMS et le facteur de crête augmentent avec la taille du défaut du roulement et que le défaut de la bague extérieure n'est pas détectable par le facteur de crête. Martin et Honarvar [MAR 95] ont montré que l'asymétrie et l'aplatissement sont indépendants de la charge et de la vitesse. Heng et Nor [HEN98] ont conclu que la vitesse de rotation affecte le facteur de crête, l'asymétrie et l'aplatissement. Tandon et Choudhury [TAN99] ont trouvé que le paramètre statistique le plus efficace parmi le kurtosis, le RMS et le facteur de crête est le kurtosis. Almeida et al [ALM02] ont démontré que parmi les paramètres tels que le RMS, l'asymétrie et le Kurtosis, c'est l'asymétrie qui est considéré comme le plus mauvais indicateur. Les résultats de [UTP11] montrent que la valeur crête à crête donne une meilleure détectabilité des défauts pour les défauts de la bague externe, interne et de la bille.

I.7.2 Analyse dans le domaine fréquentiel

Le traitement du signal dans le domaine fréquentiel vise à compenser les limites du traitement du signal dans le domaine temporel, qui ne sert qu'à exprimer les changements

d'un signal sur une durée donnée et ne peut révéler les caractéristiques spécifiques d'un signal [LEI22]. L'analyse dans le domaine fréquentiel est largement utilisée pour détecter les défauts de roulement. Le concept principal consiste à isoler et à localiser les défauts. Les méthodes d'analyse fréquentielle les plus couramment utilisées sont l'analyse spectrale et l'analyse du spectre d'enveloppe [JAI21].

I.7.2.1 Analyse spectrale

L'analyse spectrale est la principale méthode d'analyse dans le domaine fréquentiel. La technique de la transformée de Fourier (FT en Anglais) est la base de cette analyse. Le concept consiste à diviser le signal en une somme de plusieurs composantes sinusoïdales en utilisant les propriétés de la série de Fourier. Ensuite, le spectre de fréquence est obtenu en projetant ces composantes sinusoïdales sur l'axe des fréquences. Pour transformer un signal continu en un spectre de fréquence, il est proposé d'utiliser l'intégrale de la transformée de Fourier [LEI22]. Cependant, l'intégrale de la transformée de Fourier ne convient pas au traitement des signaux discrets par ordinateur. Sur cette base, la transformée de Fourier discrète (DFT en Anglais) est introduite. Cependant, lorsque la longueur des données augmente, le calcul de la DFT traditionnelle d'un long signal prend plus de temps [DUH90]. Par conséquent, la transformée de Fourier rapide (FFT en Anglais) est proposée. L'analyse spectrale basée sur la FFT consiste à estimer le spectre de fréquence par la FT des échantillons. L'équation suivante représente la transformée de Fourier [LEI22].

$$X(f) = F[x(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (I-5)$$

Où $X(f)$ est la transformée de Fourier de $x(t)$ dans le domaine fréquentiel. La nature et l'emplacement des défauts du roulement sont détectés en extrayant la fréquence caractéristique du défaut à partir des spectres de fréquences.

I.7.2.2 Spectre d'enveloppe

Lorsque les roulements sont défectueux, les signaux de vibration collectés sont généralement modulés, et les caractéristiques du défaut sont cachées dans la composante

de modulation [LEI22]. Il est donc nécessaire d'effectuer une démodulation du signal lors du prétraitement du signal. La transformée de Hilbert (HT en Anglais) est une technique d'analyse d'enveloppe utilisée pour la démodulation du signal. Elle est adaptée à la démodulation des signaux de vibration des roulements. La transformée de Hilbert d'un signal temporel original $x(t)$ est définie comme suit [WAN18]:

$$H[x_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (\text{I-6})$$

Avec cette définition, on peut avoir un signal analytique sous forme de :

$$Z_i(t) = x_i(t) + j H[x_i(t)] \quad (\text{I-7})$$

L'enveloppe du signal analytique a_i est définie comme suit :

$$a_i(t) = \sqrt{x_i^2(t) + H^2[x_i(t)]} \quad (\text{I-8})$$

Après avoir effectué la transformée de Fourier sur le signal d'enveloppe, nous pouvons obtenir le spectre d'enveloppe. La Figure (I-31) montre un exemple de spectre d'enveloppe basé sur la transformée de Hilbert appliqué à un signal vibratoire avec défaut de la bague intérieure.

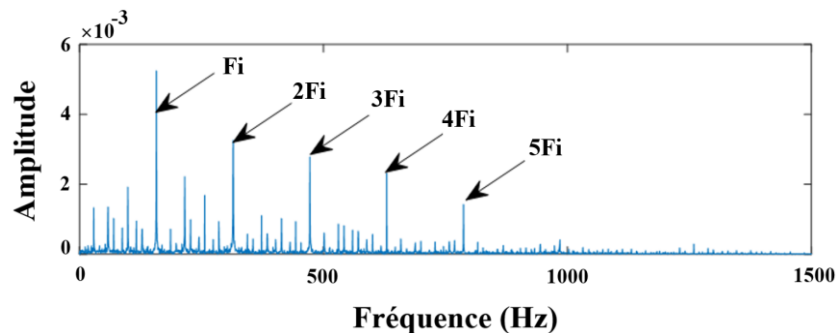


Figure I.31. Spectre d'enveloppe d'un signal vibratoire de défaut de roulement à bague intérieure [DAM22].

Pour expliquer la démodulation d'un signal de manière simple, et pour montrer comment le spectre d'enveloppe est capable de séparer la composante de résonance de la composante de modulation (défaut), [KIM20] donne un exemple du résultat de la démodulation, où le signal de modulation et le spectre de fréquence correspondant sont représentés à la Figure (I-32-a) et à la Figure (I-32-b). Le signal de résonance et le spectre de fréquence correspondant sont présentés respectivement dans la Figure (I-32-c) et à la Figure (I-32-d). La somme des deux signaux mentionnés ci-dessus constitue le signal

représenté sur la Figure (I-32-e), et l'on peut voir que ce signal est le signal de résonance avec une amplitude variable, dans ce cas on peut l'appeler un signal modulé en amplitude. Après avoir effectué la FFT, on peut voir sur la Figure (I-32-f) que la fréquence de résonance est toujours visible. Par contre, la fréquence correspondante du signal de modulation est masquée. La Figure (I-32-g) et la Figure (I-32-h) montrent l'enveloppe du signal modulé en amplitude et le spectre d'enveloppe correspondant, respectivement. On peut voir que le spectre d'enveloppe extrait et sépare efficacement la composante de fréquence correspondante du signal de modulation comparé au spectre de la Figure (I-32-f).

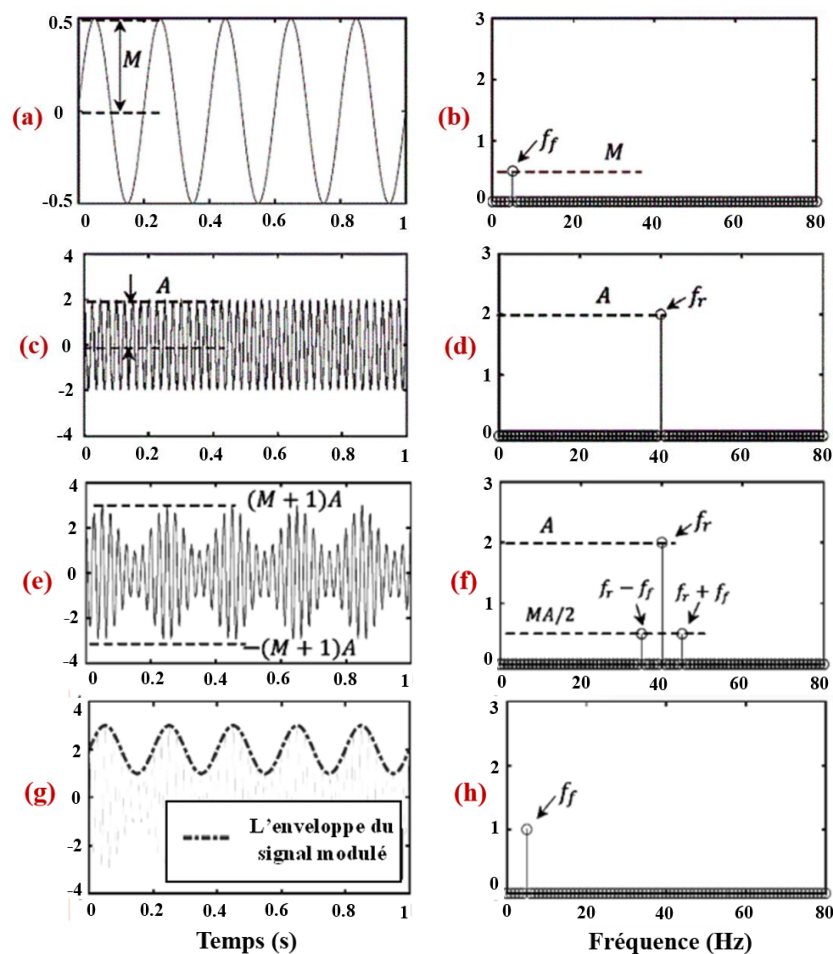


Figure I.32. Exemple d'une démodulation de signal [KIM20].

I.7.2.3 Méthodes d'analyse dans le domaine fréquentiel

Sur la base de [JAI21], Taylor [TAY80] a utilisé une méthode d'analyse spectrale pour l'identification des défauts des roulements fonctionnant à basse fréquence. Ils ont constaté

que la forme du spectre, la fréquence et l'amplitude sont utiles pour l'identification des défauts et de leur taille. Igarashi et al [IGA83] ont appliqué un analyseur FFT pour détecter les défauts des éléments roulants des roulements à partir de signaux vibratoires et sonores. Tandon et al [TAN03] ont utilisé les niveaux de vitesse RMS, et le spectre de fréquence pour détecter le défauts des roulements à billes à différents endroits. Dans leur étude, ils ont constaté que le défaut de la bague externe dans la zone de charge maximale peut être facilement identifié. Cela s'explique par le fait que les niveaux de vibration sont élevés lorsque le défaut de la bague externe se trouve dans cette zone. Amarnath et al [AMA16] ont utilisé l'analyse dans le domaine temporel et l'analyse dans le domaine fréquentiel pour identifier différents défauts dans les roulements à billes. Ils ont montré que la représentation temporelle indique la gravité et le spectre de fréquence montre l'emplacement exact du défaut dans le roulement. [ORH06], [PAT13], [PAT14], [SHA19], [KHA18] ont présenté l'utilisation de l'analyse spectrale pour la détection des défauts de roulements. Dans [WAN18], Wang et Liu ont utilisé des techniques d'analyse d'enveloppe basées sur la HT pour détecter les défauts des roulements, Amirat [AMI11] a appliqué la technique HT à la détection des défauts des roulements d'éoliennes, Jimenez [JIM07] a utilisé cette technique pour détecter les défauts des roulements de moteurs à induction, Dans [PAT12], Patel et al ont fait une étude comparative entre l'analyse d'enveloppe basée sur la HT et la technique d'oscillation pour identifier les défauts localisés dans les roulements à billes.

I.7.3 Analyse dans le domaine temps-fréquence

Bien que largement utilisée, la FFT présente des limites pour l'analyse de signaux non stationnaires complexes comme les signaux de défauts de roulement. En raison de sa résolution temporelle fixe et de son incapacité à capturer directement les changements de fréquence, la FFT ne peut pas analyser efficacement les structures transitoires et non stationnaires de ces signaux [LEI22]. Pour résoudre ces inconvénients, la FFT peut être utilisée conjointement avec des techniques d'analyse temps-fréquence. Les techniques les plus fréquemment utilisées sont la transformée de Fourier en temps court (STFT en anglais), la distribution de Wigner-Ville (WVD en anglais), la transformée en ondelettes (WT en Anglais), la décomposition en mode empirique (EMD en anglais), etc. Ces techniques peuvent révéler la nature intrinsèque d'un signal variant dans le temps. Une brève description de la STFT, WVD, WT, et l'EMD sont introduits dans la section suivante.

I.7.3.1 Transformée de Fourier à temps court

Cette technique a été initialement proposée pour la première fois par Gabor et a été largement utilisée dans l'analyse des signaux non stationnaires. Le processus d'obtention de la STFT est illustré à la Figure (I-33). Elle est basée sur l'utilisation d'une fenêtre mobile. En d'autres termes, le signal est divisé en petits segments, qui sont supposés être stationnaires [LEI22]. Le choix de la largeur du signal segmenté et de la fenêtre dépend de la stationnarité du signal. La transformée de Fourier est ensuite appliquée à chaque petit morceau. L'efficacité de la STFT dépend de l'échelle et du type de fenêtre utilisés pour analyser le signal afin d'obtenir une bonne précision en fréquence [DJE00]. Selon l'équation (I-9), un signal $x(t)$ est dit stationnaire s'il est vu à travers une fenêtre $h(t)$ de longueur finie et de position centrale au temps τ . La FT de ce signal fenêtré donne la STFT [RAN11].

$$\text{STFT}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) h(t-\tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{I-9})$$

Une limitation importante de l'utilisation de la STFT est qu'une grande largeur de fenêtre donne une bonne résolution dans le domaine des fréquences, mais une mauvaise résolution dans le domaine temporel, et vice versa [SAT98]. Cette limite provient du fait qu'une seule fenêtre est utilisée pour toutes les fréquences, ce qui donne la même résolution en tous points du plan temps-fréquence.

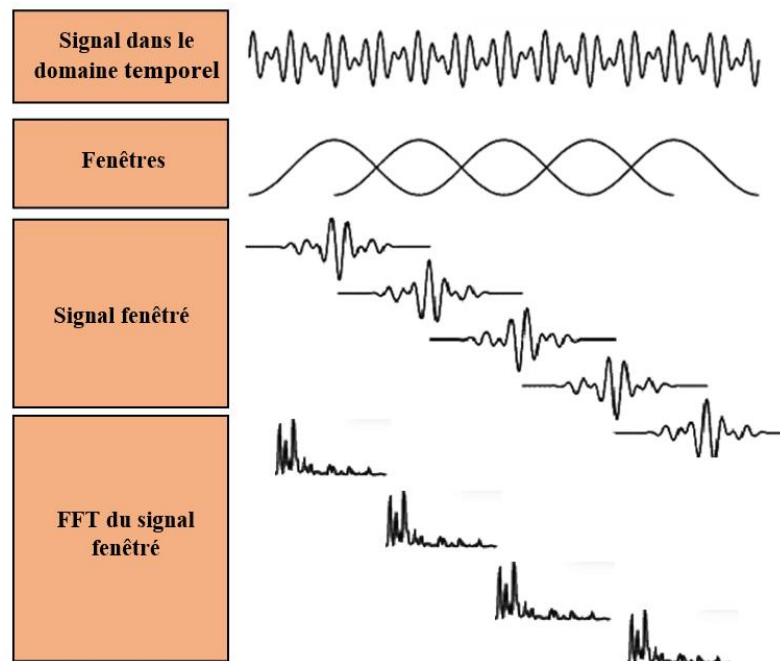


Figure I.33. Transformée de Fourier à temps court d'un signal.

I.7.3.2 Distribution de Wigner-Ville

La distribution de Wigner-Ville est une méthode populaire pour analyser les signaux temps-fréquence. Elle montre une bonne représentation temps-fréquence de résolution d'un signal. Pour un signal continu $x(t)$, la WVD est définie comme [QIA94] :

$$\text{WVD}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (\text{I-10})$$

Où x^* représente le conjugué de x . WVD peut donner des résultats utiles sur les composantes de la fréquence variant dans le temps d'un signal de vibration. Donc, il est possible de visualiser comment le contenu en fréquence d'un signal change au fil du temps, ce qui facilite l'identification de fréquences de défaut spécifiques associées à des défauts de roulement.

I.7.3.3 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes a été développée comme une méthode alternative à la STFT. Elle a été introduite pour la première fois par le mathématicien Morlet [MOR82]. C'est un outil mathématique qui ajuste les données consécutives dans le domaine temps-fréquence en utilisant une fonction de translation et de dilatation appelée onde mère. L'avantage de la WT par rapport à la STFT est qu'elle peut obtenir des résolutions fréquentielles élevées avec des résolutions temporelles plus précises. WT est appliquée par de nombreux chercheurs pour le diagnostic des défauts de roulement en raison de sa forte capacité à analyser les données dans le domaine temporel et fréquentiel. Les Transformées en ondelettes couramment utilisés sont [SAU17] :

I.7.3.3.1 Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue (CWT en Anglais) divise un signal en temps et en fréquence. En fonction d'une ondelette mère. Mathématiquement, la CWT d'un signal en domaine temporel $x(t)$ s'exprime comme suit [RAN11] :

$$\text{CWT}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{I-11})$$

Où $\psi^*(t)$ est le conjugué complexe de la mère ondelette $\psi(t)$. Plus précisément, la CWT utilise une ondelette mère $\psi(t)$ pour décomposer un signal en une série de composantes fréquentielles et temporelles. Cette ondelette est ensuite mise à l'échelle et décalée dans le temps pour permettre une analyse multi-échelle. Le paramètre (a) représente l'indice d'échelle, qui est le réciproque de la fréquence, et le paramètre (b) indique le décalage temporel.

I.7.3.3.2 Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes discrète (DWT en Anglais) représente une version discrétisée de la CWT, qui utilise l'échelle dyadique et la translation pour réduire le temps de calcul. Elle peut s'écrire comme suit [RAN11] :

$$\text{DWT}(j,k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-2^j k}{2^j} \right) dt \quad (\text{I-12})$$

Les variables j et k sont des entiers qui servent de paramètres d'échelle et de translation, respectivement pour les valeurs 2^j et $2^j k$.

La DWT consiste à diviser un signal en plusieurs niveaux de coefficients d'approximation passe-bas et de coefficients détaillés passe-haut. Une fois le premier niveau atteint, seule la décomposition du coefficient détaillé est poursuivie [SAU17].

I.7.3.3.3 Transformée en paquets d'ondelettes

La transformée en paquets d'ondelettes (WPT en Anglais) est un type de transformation en ondelette qui utilise plusieurs filtres pour décomposer un signal. Cela permet une analyse plus détaillée des composantes haute-fréquence, ce qui est utile pour détecter et différencier les composantes transitoires avec des caractéristiques haute-fréquence [YEN00]. En améliorant la capacité de décomposition du signal dans les régions haute-fréquence, la WPT peut efficacement distinguer les composantes transitoires avec des caractéristiques haute-fréquence. La Figure (I-34) illustre une structure d'arbre de décomposition typique à trois couches pour la WPT [SAU17].

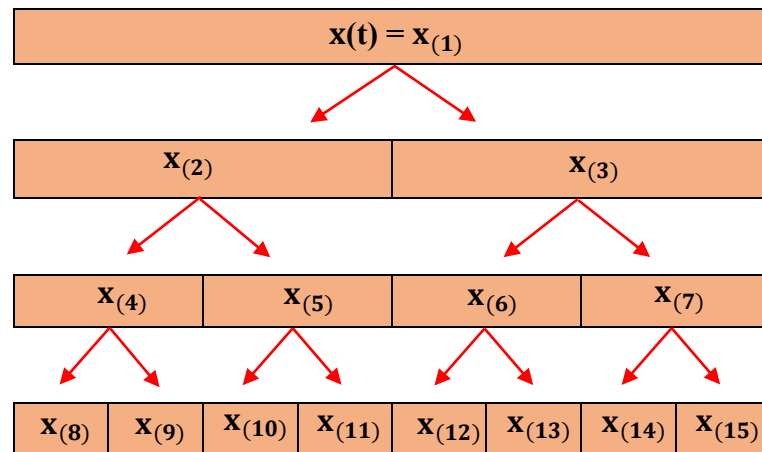


Figure I.34. Structure d'arbre de décomposition du WPT [SAU17].

I.7.3.4 Décomposition en modes empiriques

L'EMD est une technique proposée par Huang [HUA98]. Elle divise un signal en un ensemble de fonctions de modes intrinsèques (IMF en Anglais) et une composante résiduelle, comme indiqué dans l'équation (I-13). Cette méthode est largement utilisée pour analyser les signaux de vibration de défaut de roulement, caractérisés par leur nature non linéaire et non stationnaire.

$$X_i = \sum_{j=1}^N \text{IMF}_j + r \quad (\text{I-13})$$

Où N est le nombre de IMFs et r indique le résidu. EMD est très efficace et flexible dans l'analyse des signaux de vibrations provenant de défauts de roulements.

I.7.3.5 Méthodes d'analyse dans le domaine temps-fréquence

Sur la base de [JAI21], Cocconcelli et al [COC12] ont effectué une détection de défauts par STFT pour un moteur à vitesse variable. Ils ont moyenné STFT pour chaque cycle dans le domaine temps-fréquence pour obtenir des caractéristiques de défaut améliorées, puis ils ont utilisé la somme des coefficients STFT comme indicateurs simples de dommages aux roulements. Gao et al. [GAO 15] ont montré que les inconvénients de l'analyse FFT pour les signaux non stationnaires pouvaient être résolus

en utilisant STFT. Liu et al [LIU16] ont utilisé STFT et un encodeur auto-sparse empilé pour obtenir les caractéristiques des défauts des roulements. Boudinar et al [BOU19] ont proposé une analyse temps-fréquence à l'aide de STFT associée à l'algorithme de localisation des maxima pour la détection des défauts de roulements dans un moteur à induction fonctionnant à vitesse variable.

Kankar et al [KAN 11] ont utilisé une ondelette complexe de Morlet pour le diagnostic des défauts d'un roulement à billes ayant des défauts localisés sur divers composants de roulement. Yuan et Zhang [YUN10] ont combiné l'analyse par ondelettes et la méthode de kurtosis pour la détection et le diagnostic des défauts basés sur les signaux de vibration instables des roulements à billes. Prabhakar et al. [PRA02] ont utilisé DWT pour le diagnostic des défauts de roulements à billes ayant des défauts simples et multiples sur divers composants de roulement. Mori et al [MOR96] ont appliqué DWT aux signaux de vibration pour prédire l'apparition de l'écaillage dans les roulements à billes. Khanam et al [KHA14] ont utilisé DWT pour détecter différentes tailles de défauts dans la bague externe d'un roulement à billes. Chebil et al [CHE11] ont employé des techniques d'analyse temporelle, fréquentielle et temps-fréquence pour identifier les défauts des roulements. Ils ont découvert que le DWT offrait les résultats les plus probants.

Plusieurs études ont utilisé la méthode EMD pour identifier les défauts des roulements. Huang et al [HUA10] ont combiné la méthode EMD avec la densité spectrale de puissance (PSD) pour diagnostiquer les défauts des roulements. Lei et al [LEI13] ont fourni une introduction détaillée à la mise en œuvre de l'EMD pour la détection des défauts dans les machines tournantes. Yang et al [YAN07] ont utilisé l'EMD pour décomposer les signaux, ont calculé les rapports d'amplitude caractéristiques de chaque IMF et les ont utilisés comme indicateurs d'entrée pour la machine à vecteur de support pour la reconnaissance des défauts de roulements. Cheng et al [JUN07] ont utilisé l'EMD pour obtenir les IMFs, ils ont appliqué la démodulation par opérateur d'énergie pour obtenir les fréquences et les amplitudes instantanées de chaque IMF, puis ils ont effectué une analyse spectrale pour obtenir les spectres d'enveloppe afin de diagnostiquer les défauts des roulements. Yan et Gao [YAN08] ont utilisé la démodulation par opérateur d'énergie et le spectre d'enveloppe pour détecter les défauts de roulement en utilisant la mesure d'énergie et la mesure de corrélation pour sélectionner l'IMF utile, ils ont examiné le spectre d'enveloppe de l'IMF sélectionné pour trouver l'existence et la localisation du défaut dans le roulement. Fan et Zuo [FAN08] ont proposé l'accélération énergétique de l'amplitude des IMF comme indicateur pour représenter les caractéristiques de défaut des

roulements. Wei et Quan [WEI11] ont calculé l'entropie énergétique moyenne de chaque IMF, ils ont normalisé la vitesse du moteur et les ont utilisés pour construire le vecteur de caractéristiques afin d'entraîner des classificateurs SVM pour diagnostiquer les défauts des roulements à billes. Singh et Harsha [SIN19] ont utilisé l'EMD pour la détection de défauts dans les roulements en décomposant les signaux de vibration et en utilisant ensuite des paramètres statistiques tels que la moyenne quadratique (RMS), le facteur de crête, la symétrie et le kurtosis pour diagnostiquer les défauts. Ils ont démontré l'efficacité de la technique EMD pour l'analyse des signaux de vibration.

I.8 CONCLUSION

Ce chapitre donne l'importance cruciale de mettre en place une surveillance des conditions pour les machines à induction. Cette surveillance permet de réduire les temps d'arrêt, de prévenir d'autres dommages et d'optimiser l'utilisation de la machine. Nous avons également constaté que le pourcentage élevé de défaillances des machines à induction est principalement dû à des défauts de roulement. Nous avons souligné l'importance de la surveillance des vibrations comme technique efficace pour extraire des informations précieuses sur les défauts de roulement. Nous avons également mis en avant l'importance du traitement du signal vibratoire pour détecter les défauts des roulements à un stade précoce. À la fin de ce chapitre on décrit brièvement, avec un état d'art, les diverses techniques utilisées dans le traitement des signaux pour le diagnostic des défauts de roulements. Nous avons discuté de l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle et l'analyse temps-fréquence.

CHAPITRE II

DÉTECTION DES DÉFAUTS DU

ROULEMENT EN UTILISANT : EMD ET

EEMD

II.1 INTRODUCTION

La présence de défauts dans les roulements d'un moteur à induction peut causer des dommages importants aux systèmes mécaniques, entraînant des réparations coûteuses et des temps d'arrêt. La décomposition modale empirique (EMD) est une technique de traitement de signal qui a été utilisée avec succès pour diagnostiquer les défauts dans le roulement. Cependant, l'EMD présente certaines limites, telles que le mélange de modes et les effets de bord, qui peuvent affecter la précision des résultats. Pour pallier ces limites, la décomposition modale empirique ensembliste (EEMD) a été développée afin de compenser certaines contraintes. Dans le domaine de la détection et du diagnostic des défauts de roulement, l'EMD et l'EEMD sont largement utilisés par les chercheurs [YAO23], [MEN22], [LIU23], [WAN22], [PEN22].

Dans ce chapitre, nous allons commencer par une explication détaillée du processus d'extraction d'IMFs (Fonctions de mode intrinsèque) dans l'EMD. Ensuite, nous présenterons le processus d'extraction des IMFs dans l'EEMD. Nous proposerons également une comparaison entre l'EMD et l'EEMD pour la détection des défauts de roulement en utilisant un signal vibratoire associé à un défaut sur la bague intérieure du roulement.

II.2 NOTIONS GÉNÉRALISÉES SUR LES SIGNAUX COMPLEXES

II.2.1 Signaux non stationnaires

Les signaux non-stationnaires sont des signaux possédant des propriétés statistiques changent avec le temps. Cela signifie que la moyenne, la variance ou le spectre de puissance du signal varie avec le temps, ce qui rend difficile à l'analyse en utilisant des techniques conventionnelles qui supposent des propriétés stationnaires. Pour analyser ce type de signaux, il est nécessaire d'utiliser des techniques avancées de traitement des signaux. Les méthodes d'analyse temps-fréquence permettent de décomposer un signal non-stationnaire en ses composantes de fréquence variant dans le temps. Cela permet de suivre les changements de fréquence dans le temps [KAI13], [GAR17], [VET08].

II.2.2 Signaux non linéaires

Les signaux non linéaires sont des signaux dont la sortie n'est pas directement proportionnelle à l'entrée. Cela signifie que la sortie d'un système non linéaire ne respecte pas le principe de superposition. Les signaux de vibration des roulements sont un exemple de signaux non stationnaires et non linéaires. Les signaux de vibration d'un roulement sont susceptibles de varier dans le temps sous l'effet de changements des conditions de fonctionnement, telles que la vitesse, la charge et la température. Ces changements peuvent conduire à des variations des propriétés statistiques du signal dans le temps, ce qui le rend non stationnaire. En outre, le signal vibratoire d'un roulement est considéré comme non linéaire en raison des non-linéarités du système de roulement, telles que les effets de rigidité et d'amortissement [SHA18], [WEI15], [MOH11].

II.2.3 Fréquence instantanée

La fréquence instantanée correspond à la fréquence d'un signal à un moment précis dans le temps. Elle est obtenue en calculant la variation de la phase du signal en fonction du temps. Ceci est un concept très utile pour l'analyse des signaux non stationnaires, dans lesquels le contenu fréquentiel varie avec le temps. Par exemple, dans le cas d'un roulement, un défaut peut générer des composantes de fréquence additionnelles liées à la fréquence du défaut et à ses harmoniques. Il est donc essentiel, afin de détecter et de diagnostiquer le défaut, de suivre l'évolution de ces composantes de fréquence additionnelles au cours du temps [VOR02], [HLA92], [LIU18].

II.3 DÉCOMPOSITION EN MODES EMPIRIQUES

En 1998, Huang et al [HUA98] ont présenté la décomposition en modes empiriques (EMD) pour traiter les signaux non linéaires et non stationnaires. Cette méthode permet de décomposer de façon adaptative un signal complexe à plusieurs échelles en une série de composantes oscillantes à moyenne nulle, appelées fonctions de mode intrinsèque (IMF en Anglais), la fréquence instantanée de ces composantes donnant une caractérisation physiquement significative du signal. Le principal avantage de cette méthode est que les fonctions de base sont dérivées à partir des données elles-mêmes, permettant aux résultats de conserver parfaitement la nature non stationnaire du signal analysé [MAH14].

II.3.1 Fonctions de mode intrinsèque

Le concept de l'EMD repose sur la décomposition des données en composantes qui peuvent identifier la fréquence instantanée significative. Physiquement, les conditions nécessaires pour la définition d'une fréquence instantanée significative impliquent que les fonctions soient symétriques par rapport à la moyenne locale du zéro et qu'elles aient le même nombre de passages par zéro et d'extrema. Si une partie oscillante remplit la condition mentionnée précédemment, elle devient une IMF [HUA98]. Chaque IMF peut être modulée en amplitude ou en fréquence, selon l'équation suivante [CHE12] :

$$IMF_j(t) \approx \Re\left(a_j(t)e^{i\omega_j(t)t}\right) \quad (\text{II-1})$$

L'amplitude de l'enveloppe du $j^{\text{ème}}$ IMF est représentée par $a_j(t)$. Cette amplitude représente les variations d'amplitude du signal dans le temps. La fréquence du $j^{\text{ème}}$ IMF est représentée par $\omega_j(t)$. La partie réelle (\Re) fait référence à la composante réelle de la fonction complexe associée à l'IMF.

II.3.2 Processus de l'extraction d'IMFs par EMD

L'extraction d'IMFs est assurée par un algorithme adaptatif appelé processus de tamisage. Pour un signal à traiter $x(t)$, le processus d'extraction comprend les étapes suivantes [LEI07], [YAN07] :

Étape 1 : identification

- $x(t)$ désigne le signal original ;
- r désigne le résidu ;
- m représente les valeurs d'enveloppe moyenne ;
- h représente les différences entre le signal reçu et l'enveloppe moyenne m ;
- i correspond au compteur des IMFs et des résidus ;
- k correspond au compteur des enveloppes moyennes et au compteur des différences ;

Étape 2 : initialisation

- Initialiser le compteur i à la valeur 1 ;
- Initialiser le compteur k à la valeur de 0 ;

Étape 3 : Extraire tous les extrêmes max et min, puis les connecter en utilisant l'interpolation spline cubique pour obtenir l'enveloppe supérieure et l'enveloppe inférieures ;

Étape 4 : Calculer l'enveloppe moyenne m_0 de signal original et la première différence h_1 entre le signal original et m_0 :

$$h_1 = x(t) - m_0 \quad (\text{II-2})$$

Étape 3 : Si la différence h_1 remplit les conditions, elle est alors considérée comme la première IMF. Sinon, h_1 est alors traitée en tant que signal d'origine et les étapes (3) et (4) sont effectuées de la même manière ; alors

$$h_{11} = h_1 - m_{11} \quad (\text{II-3})$$

Étape 4: Si h_{11} ne remplit pas les conditions des IMFs, le tamisage se répète k fois, jusqu'à ce que h_{1k} devienne une IMF ; c'est-à-dire :

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (\text{II-4})$$

Dans ce cas, on place h_{1k} par c_1 .

$$h_{1k} = c_1 \quad (\text{II-5})$$

Étape 6: Séparer c_1 de $x(t)$, en obtenant le premier résidu r_1 ;

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (\text{II-6})$$

Étape 9 : En cas de non-monotonie de r_1 , ce dernier est traité comme le signal d'origine et en répétant les processus ci-dessus pour obtenir l'IMF (c_2). Répétez le même processus plusieurs fois et obtenez n IMF du signal $x(t)$. Dans ce cas,

$$\begin{cases} r_1 - c_2 = r_2 \\ \vdots \\ r_{n-1} - c_n = r_n \end{cases} \quad (\text{II-7})$$

Étape 10 : Fin du processus de l'extraction des IMFs et r_n représente le résidu final.

Dans ce cas, il est possible de représenter le signal original sous la forme suivante :

$$x(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r_n \quad (\text{II-8})$$

Où c_i désigne la $i^{\text{ème}}$ IMF décomposée par EMD.

Des études menées par Linderhed [LIN04] montrent que l'interpolation par spline cubique est le meilleur choix pour améliorer les performances d'extraction de l'IMF. La Figure (II-1) [RYA19] montre un exemple des étapes de l'interpolation par spline cubique pour créer les deux enveloppes et l'extraction du première IMF à partir d'un signal quelconque. L'organigramme du processus de l'extraction d'IMFs est illustré à la Figure (II-2).

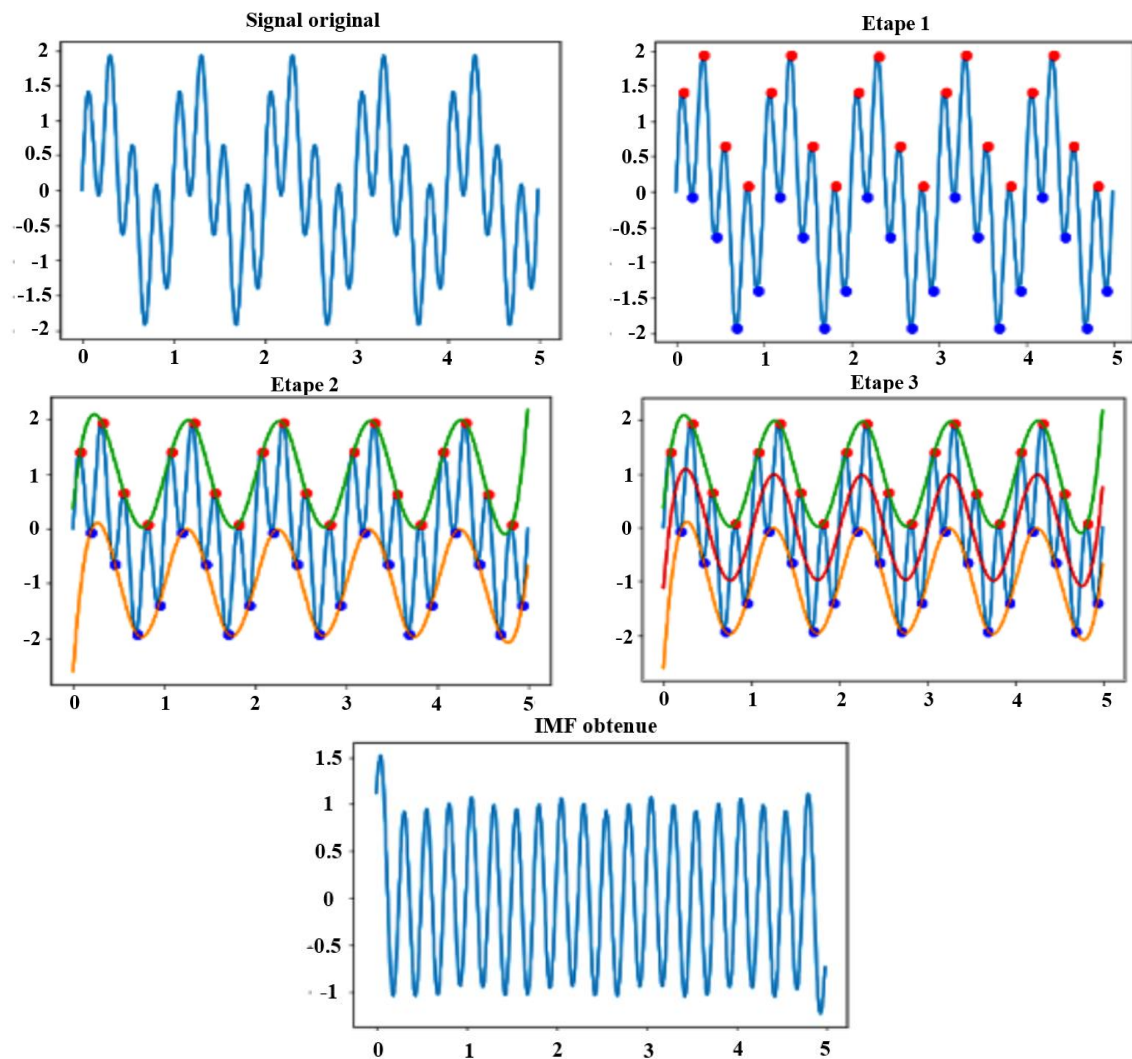


Figure II.1. Principe de l'extraction de première IMF [RYA19].

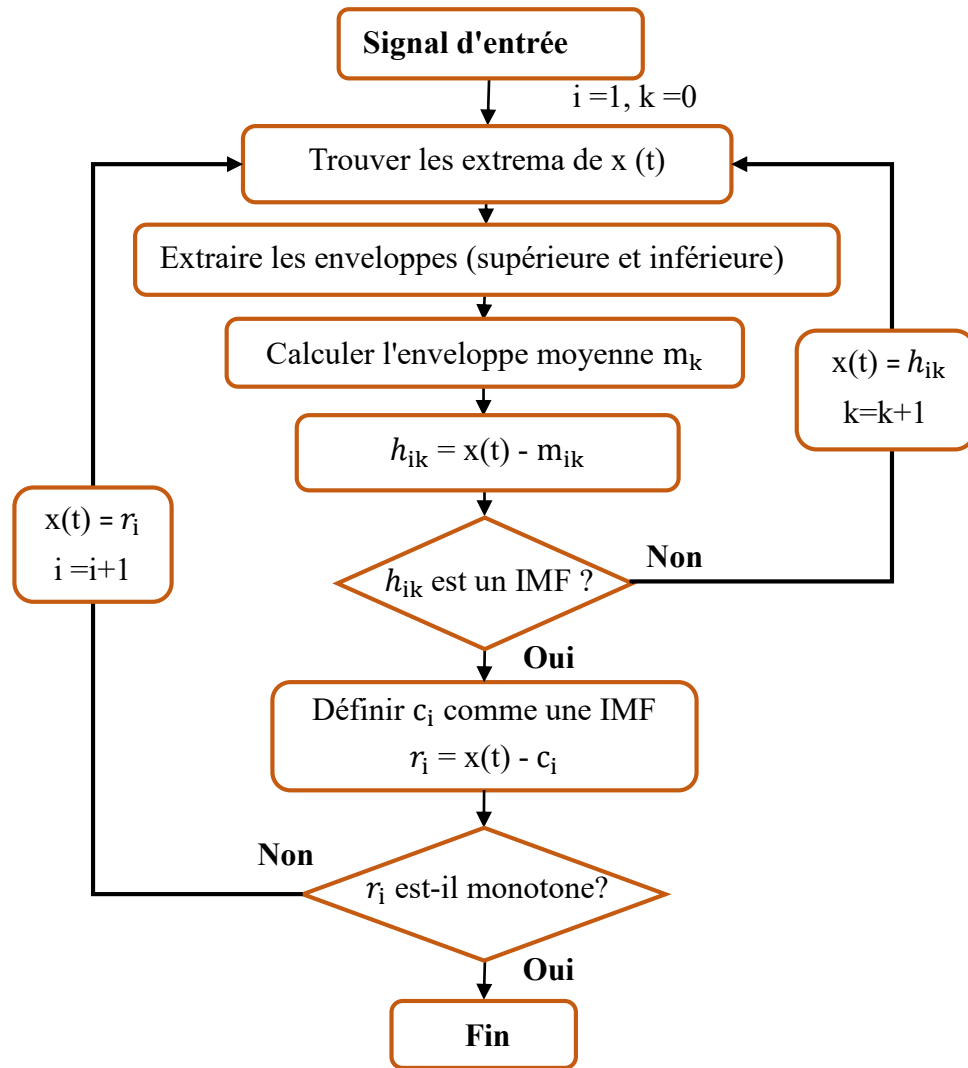


Figure II.2. Organigramme de l'algorithme EMD.

II.3.3 Exemple de la décomposition par la méthode EMD

Pour illustrer les caractéristiques de la méthode EMD, un signal multi-composant $x(t)$, représenté dans l'équation (II-9), a été construit, comprenant 3 ondes sinusoïdales de fréquences différentes.

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \\ x_1(t) = \cos(2\pi f_1 t) \\ x_2(t) = \cos(2\pi f_2 t) \\ x_3(t) = \cos(2\pi f_3 t) \end{cases} \quad (\text{II-9})$$

Où $x_1(t)$, $x_2(t)$, et $x_3(t)$ sont des ondes sinusoïdales avec les fréquences $f_1=10$ Hz, $f_2=50$ Hz, et $f_3=120$ Hz, respectivement. La méthode EMD est ensuite appliquée pour décomposer ce signal $x(t)$ en suivant les étapes décrites à la section (II.3.2). Le résultat de la décomposition est illustré à la figure II.3. On constate que IMF1, IMF2 et IMF3 correspondent aux trois ondes sinusoïdales $x_3(t)$, $x_2(t)$, et $x_1(t)$ respectivement. Le résidu reflète la composante de tendance intégrée dans le signal simulé.

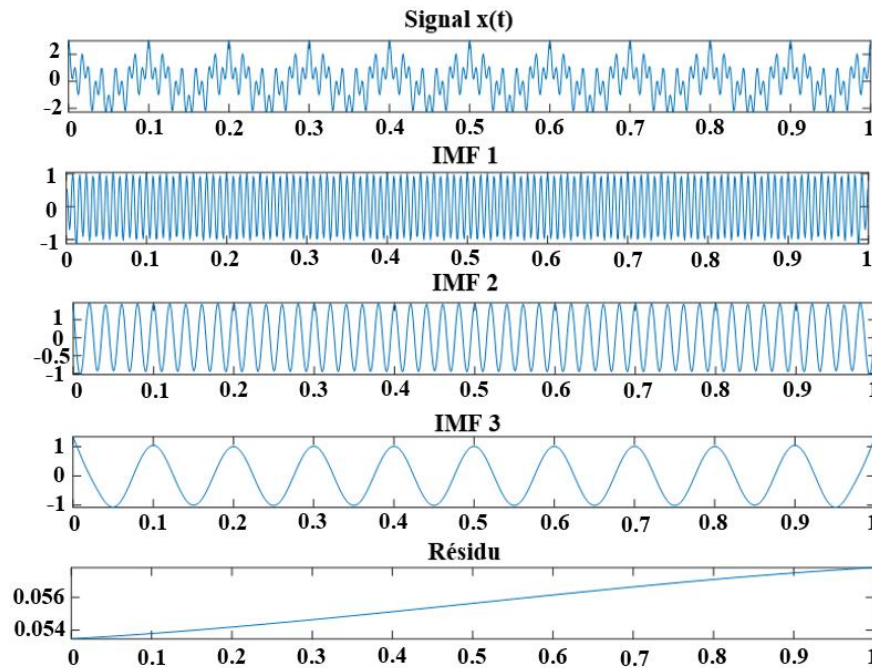


Figure II.3. Exemple de la décomposition par l'EMD.

On peut voir que les IMFs vont des haute fréquence (120 Hz) aux basse fréquence (10 Hz). Cela est dû au processus de tamisage. En d'autres termes, la première IMF est obtenue en soustrayant l'enveloppe moyenne du signal à elle-même, ce qui permet de capturer la fréquence la plus élevée. Le process est répété jusqu'à ce que toutes les IMFs puissent être extraites. De cette manière, chaque IMF correspond à une bande de fréquence différente, où les fréquences vont de la plus élevée à la plus basse [WAN19].

II.3.4 Limites de la méthode EMD

EMD est une méthode puissante de décomposition des signaux, mais elle présente plusieurs limites, telles que les problèmes de mélange de modes et d'effets de fin [ZHO22].

II.3.4.1 Problème d'effets de fin

L'un des principaux problèmes liés à l'utilisation de l'EMD est les effets de fin, qui se produisent lors du calcul des enveloppes supérieures et inférieures à l'aide d'une fonction spline cubique au cours du processus de tamisage. Cela peut entraîner une divergence aux deux extrémités de la séquence de données, qui peut ensuite affecter progressivement l'intérieur de la séquence et fausser les résultats. La figure II.4 illustre deux IMFs obtenues par EMD [LEI13]. Il est évident que des distorsions apparaissent aux deux extrémités de ces IMFs. Ces distorsions sont appelées effets de fin de l'EMD et sont dues à l'algorithme EMD.

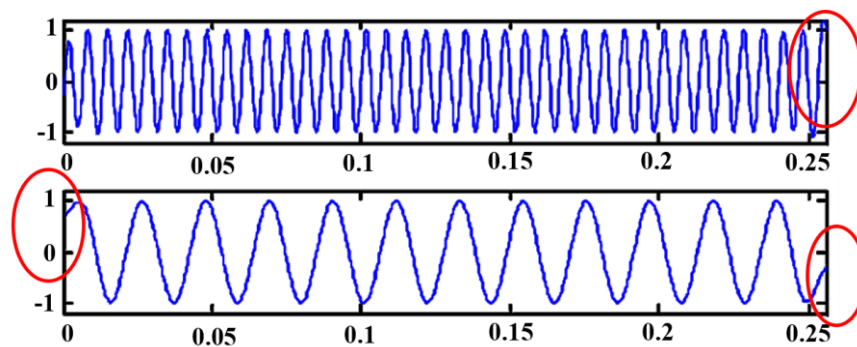


Figure II.4 Exemple d'effets de fin dans l'EMD [LEI13].

II.3.4.2 Problème de mélange de modes

Les IMFs obtenues à partir d'un signal à l'aide de la décomposition EMD représentent généralement les modes d'oscillation du signal. Toutefois, en cas de mélange de modes, une IMF peut contenir des composantes de fréquences différentes [SHE19], ce qui peut lui faire perdre sa signification physique puisqu'elle ne représente plus un seul mode oscillatoire. Ce problème est généralement causé par des signaux d'intermittence et du bruit [GAO08]. Pour illustrer ce problème, la figure II.5 présente un signal de simulation $x(t)$ qui comprend deux composantes : une onde sinusoïdale et de petites impulsions [LEI09]. Lorsque ce signal est traité à l'aide de l'EMD, les IMFs résultantes sont présentées dans la figure II.5. Il est évident que les deux IMFs produites par l'EMD sont considérablement déformées, l'onde sinusoïdale et les petites impulsions étant combinées dans l'IMF1. Par conséquent, ni l'IMF1 ni l'IMF2 ne représentent avec précision les véritables caractéristiques du signal $x(t)$. Pour résoudre ce problème, la décomposition en mode empirique d'ensemble (EEMD) a été introduite et elle sera examinée plus en détail dans la section suivante.

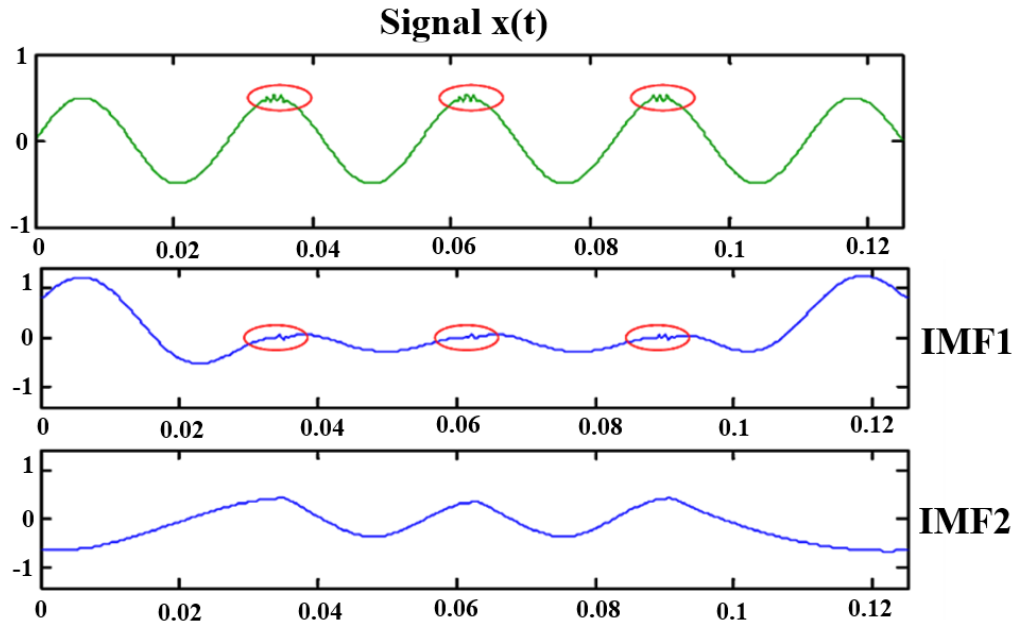


Figure II.5 Exemple de Mélange de modes dans l'EMD [LEI13].

II.4 DÉCOMPOSITION MODALE EMPIRIQUE D'ENSEMBLE

La décomposition modale empirique d'ensemble (EEMD en anglais) est une version améliorée de l'EMD qui vise à réduire les problèmes de l'EMD tels que le mélange des modes et le problème de fin. L'EEMD fonctionne en ajoutant du bruit blanc de faible amplitude à l'entrée et en répétant l'opération N fois avec des réalisations différentes du bruit [HUA09]. Le bruit blanc sert à annuler les interférences entre les échelles de fréquence et à révéler les caractéristiques intrinsèques du signal. Chaque réalisation produit un ensemble d'IMFs qui sont légèrement affectés par le bruit. En moyennant les IMFs correspondantes sur les N réalisations, on obtient les IMFs finaux de l'EEMD, qui sont plus robustes au signal original.

II.4.1 Processus de l'extraction d'IMFs par EEMD

Le processus d'extraction d'IMFs par EEMD se déroule comme suit [LEI13]:

Etape 1 : Ajouter un bruit blanc gaussien aléatoire $\beta w_i(t)$ d'amplitude β au signal original $x(t)$ pour obtenir un nouveau signal :

$$x_i(t) = x(t) + \beta w_i(t) \quad (\text{II-10})$$

Où $\beta w_i(t)$ désigne la $i^{\text{ème}}$ série de bruit blanc ajoutée, et $x_i(t)$ représente le signal bruité de la $i^{\text{ème}}$ expérience, avec $i = 1, 2, \dots, I$.

Etape 2 : Appliquer la méthode EMD au signal bruité $x_i(t)$ pour obtenir N ensembles d'IMFs,

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N c_{ij}(t) + r_i \quad (\text{II-11})$$

Où $j=1, 2, \dots, N$, N est le nombre d'IMF et $c_{ij}(t)$ sont les IMFs ($c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iN}$), r_i indique le résidu de la $i^{\text{ème}}$ expérience.

Etape 3 : Déterminer les moyennes d'ensemble $c_j(t)$ des I expériences comme indiqué dans la formule suivante :

$$c_j(t) = \sum_{i=1}^I c_{ij}(t) \quad (\text{II-12})$$

Où $c_j(t)$ sont les IMFs (c_1, c_2, \dots, c_N) décomposées par EEMD

L'EEMD présente plusieurs avantages par rapport à l'EMD. Il permet de séparer efficacement les modes oscillatoires du signal sans introduire de distorsion, il permet d'éliminer le problème du mode mixte en ajoutant du bruit blanc au signal original, on crée une séparation entre les IMFs qui facilite leur identification. Deuxièmement, il permet d'éviter le problème du résidu qui se produit lorsque l'IMF finale n'est pas une tendance monotone mais contient encore des oscillations résiduelles [ZHA16], [GAC16], [GUO17]. L'organigramme de l'EEMD est illustré à la figure II.6.

II.4.2 Résolution du problème de mélange de modes de l'EMD

Pour illustrer les performances de la méthode EEMD pour résoudre le problème de mélange de modes, le même signal de simulation $x(t)$ présenté à la section (II.3.4.2) est cette fois-ci traité par l'EEMD. Les IMFs résultantes sont présentées à la figure II.7, où l'on peut voir que les deux composantes présentes dans le signal sont précisément décomposées en IMF1 et IMF2. L'IMF1 représente les composantes d'impulsion et l'IMF2 représente l'onde sinusoïdale. Par conséquent, on peut dire que la méthode EEMD

est capable de résoudre le problème de mélange de modes et d'obtenir une meilleure décomposition.

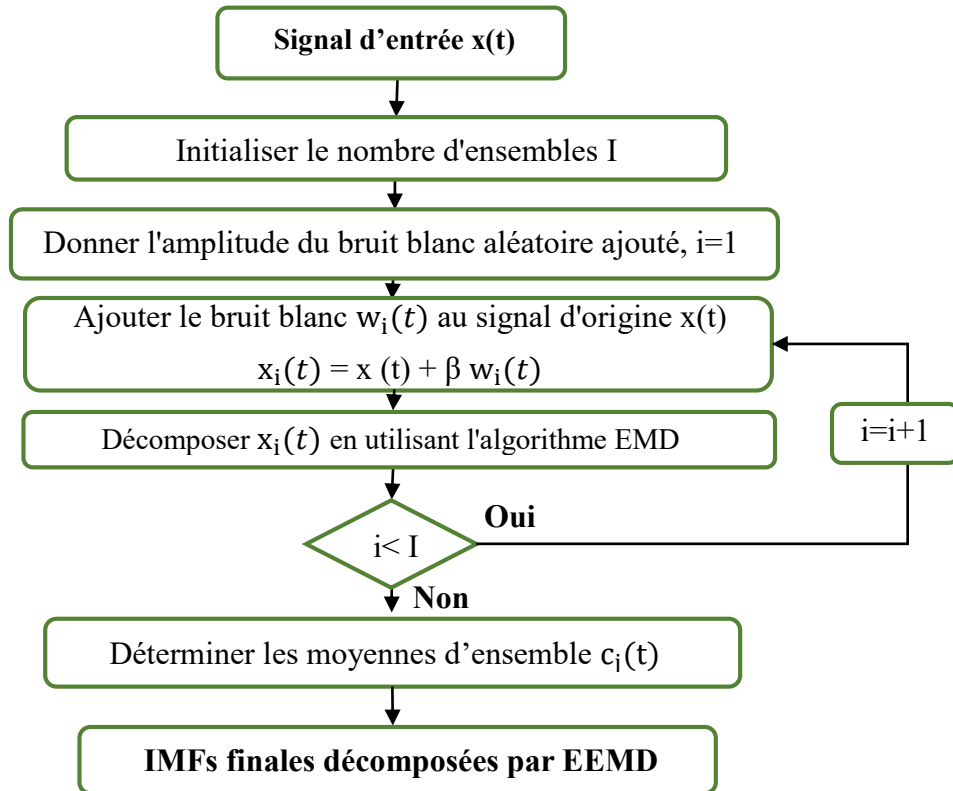


Figure II.6 Organigramme de l'algorithme EEMD.

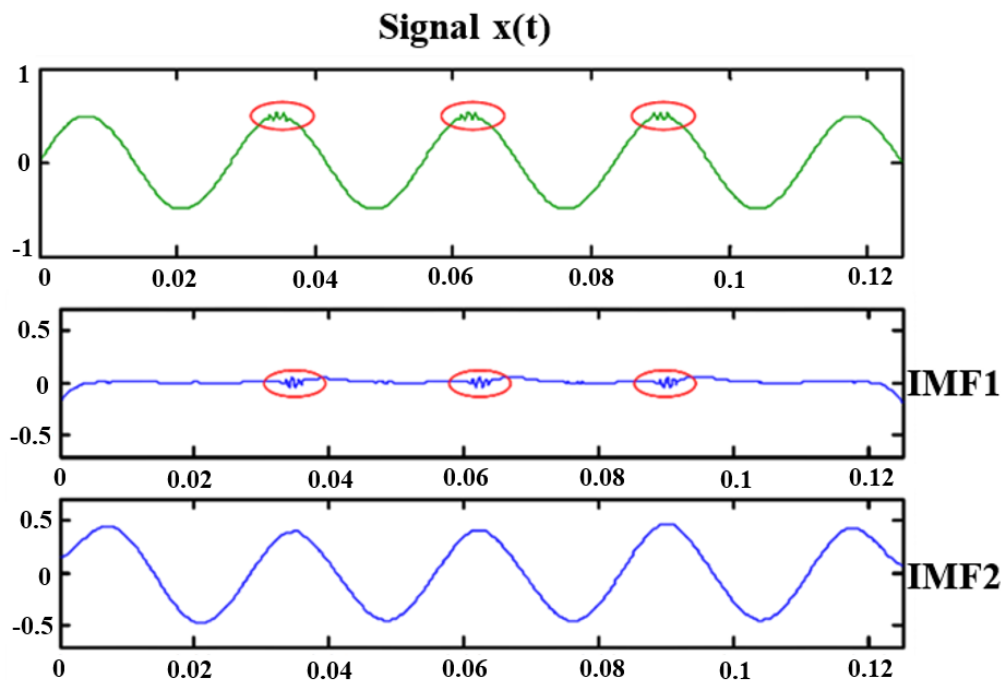


Figure II.7 Illustration de la résolution du mélange des modes par l'EEMD [LEI13].

II.5 ANALYSE DES DÉFAUTS DU ROULEMENT: EMD et EEMD

II.5.1 Spectre d'enveloppe

Le spectre enveloppe est un outil puissant pour détecter les défauts des roulements, car il affiche une série de pics à des fréquences correspondant aux principaux défauts des roulements, tels que le défaut de la bague intérieure, le défaut de la bague extérieure et le défaut de la bille. La présence de ces pics dans le spectre de l'enveloppe indique un défaut du roulement et l'analyse des amplitudes et des fréquences de ces pics permet de déterminer l'emplacement et la gravité du défaut. Le spectre d'enveloppe est généralement obtenu en démodulant le signal vibratoire du roulement à l'aide d'un filtrage passe-bande, puis en appliquant un filtre passe-bas. Cela permet d'extraire la modulation d'amplitude du signal causée par les défauts du roulement. Voici un aperçu général des étapes à suivre pour obtenir le spectre d'enveloppe [RAN11], [MCF84], [TAN99], [BHA11], [WAN18], [WAN19] :

1. Filtrer le signal avec un filtre passe-bande pour isoler la gamme de fréquences concernée;
2. Appliquer la démodulation d'amplitude à l'aide du transformateur de Hilbert;
3. Filtrer le signal démodulé avec un filtre passe-bas pour obtenir l'enveloppe;
4. Effectuer la FFT sur l'enveloppe pour obtenir le spectre d'enveloppe.

II.5.2 Présentation du banc d'essai dédié au diagnostic des défauts du roulement

Le banc d'essai du Centre de Données de Roulements de l'université Case Western Reserve (CWRU en anglais) [CWR23] est un système d'essai de précision utilisé pour étudier la dynamique des roulements et pour développer et tester des techniques de diagnostic des défauts. L'ensemble expérimental se compose d'un moteur électrique à induction de 2 chevaux, d'un transducteur/encodeur de couple, d'un dynamomètre et d'une électronique de commande comme illustré dans la figure II.8. Un capteur de couple et un encodeur sont montés sur l'arbre d'entraînement pour mesurer la vitesse de rotation et le couple. Des accéléromètres sont fixés au carter du moteur à l'aide d'une base magnétique à la position 12 heures à l'extrémité entraînement pour recueillir les signaux de vibration. Le dynamomètre est utilisé pour appliquer différentes charges au moteur (0-3 chevaux), la charge de 0 cheval représentant l'état de non charge et la vitesse de l'arbre étant légèrement inférieure à la vitesse de synchronisation. Cependant, dans les trois conditions

de charge (1-3 chevaux), la vitesse de l'arbre est inférieure à la vitesse synchrone. Le roulement rigide à billes SKF JEM 6205-2RS ayant les paramètres indiqués dans le tableau (II.1) est installé à l'extrémité d'entraînement du moteur asynchrone. Pour simuler les défauts localisés du roulement à un stade précoce, des défauts ponctuels sont créés à l'aide de l'usinage par décharge électrique sur la bague extérieure, la bille et la bague intérieure, comme indiqué dans la figure II.9. Les défauts ont des diamètres de 0,1778 mm, 0,3556 mm, 0,5334 mm et 0,7111 mm. Après avoir introduit les défauts, les roulements sont installés dans le moteur pour effectuer des essais et enregistrer les ensembles de données de vibration. La figure II.10 présente des exemples d'ensembles de données de vibration de la bague intérieure, de la bague extérieure et de la bille pour un diamètre de défaut de 0,1778 mm et différentes charges de 1, 2, 3 et 4 chevaux.

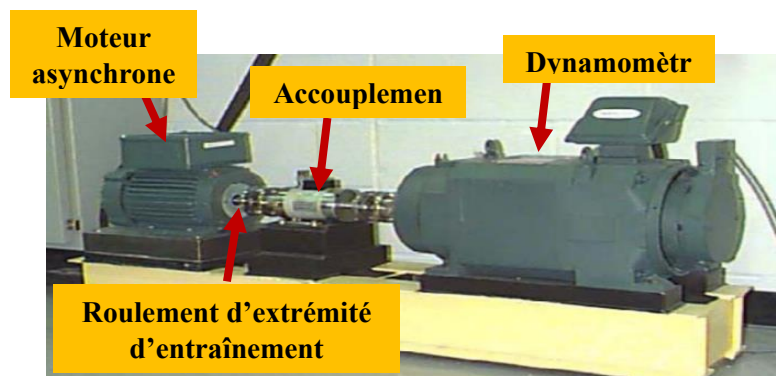


Figure II.8 Banc d'essai expérimental du CWRW [CWRU23].

Table II.1 Paramètres du roulement 6205-2RS JEM SKF [40]

DIAMÈTRE INTÉRIEUR	DIAMÈTRE EXTÉRIEUR	DIAMÈTRE INTERMÉDIAIRE	DIAMÈTRE DE LA BILLE	NOMBRE D'ÉLÉMENTS ROULANTS	ANGLE DE CONTACT
25 MM	52 MM	39 MM	8	9	0 RAD

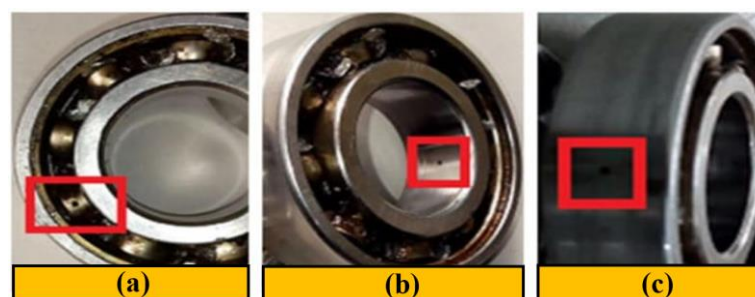


Figure II.9 Roulements présentant différents défauts : (a) bille, (b) bague intérieure, (c) bague extérieure [ALS21].

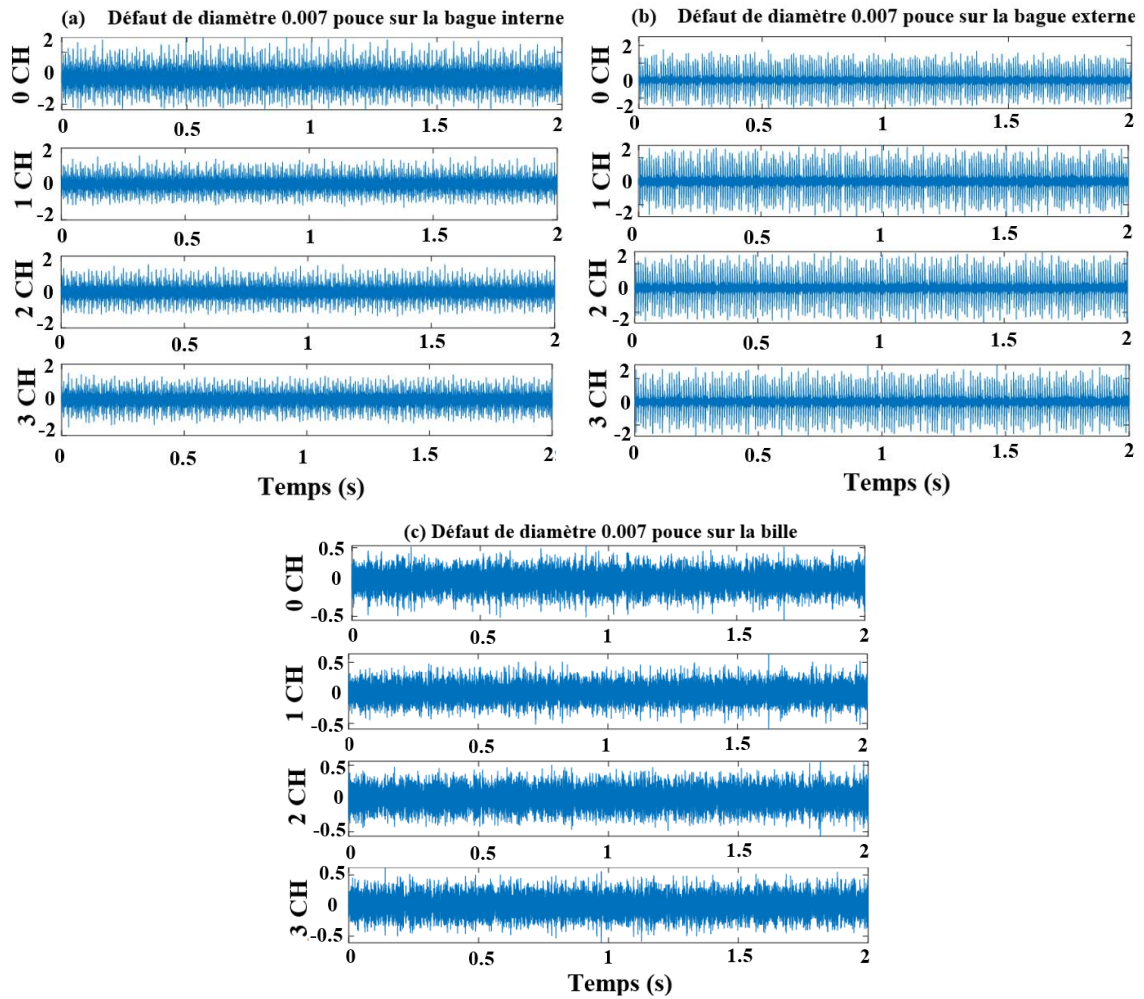


Figure II.10 Signaux de vibration sous un diamètre de défaut de 0,007 pouce et sous différentes conditions de charge : (a) bague interne, (b) bague externe, (c) défaut de bille.

II.5.3 Résultats et discussion (EMD versus EEMD)

Dans ce cas, le signal de vibration émane d'un défaut de la bague intérieure. La vitesse de rotation de l'arbre est de 1750 tr/min et la taille du défaut est de 0,1778 mm. Selon l'équation (I-1), la fréquence caractéristique de défaut calculée pour la bague intérieure est de 157,9 Hz. 24 000 points de données sont utilisés pour l'analyse. Le signal original du défaut de la bague intérieure est représenté dans la figure II.11-a. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure II.11-b, la fréquence caractéristique de défaut f_i et la première harmonique peuvent être extraites. Cependant, les autres harmoniques sont entourées d'interférences de bruit. Par conséquent, ce signal nécessite un prétraitement pour améliorer la détection de défauts.

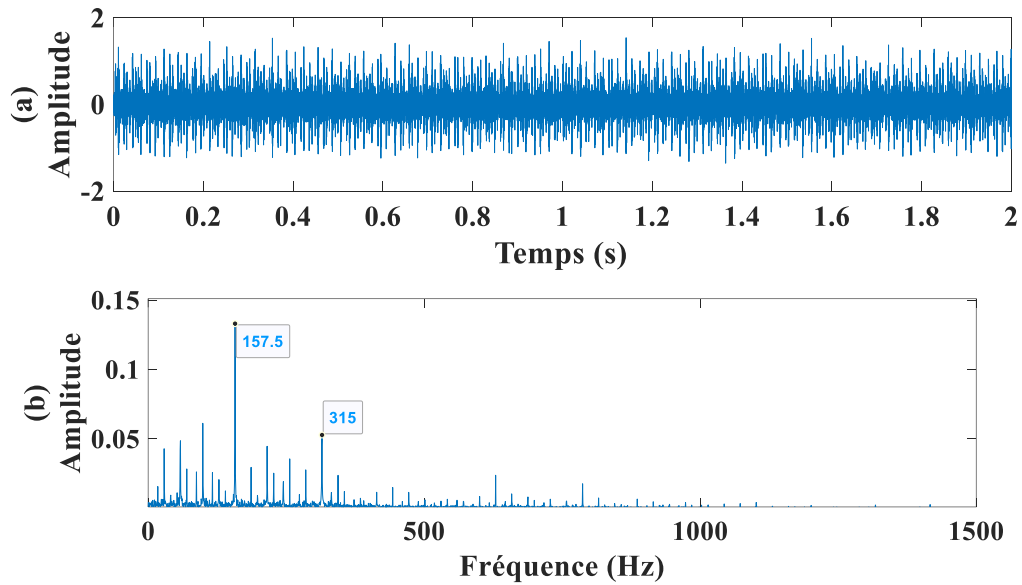
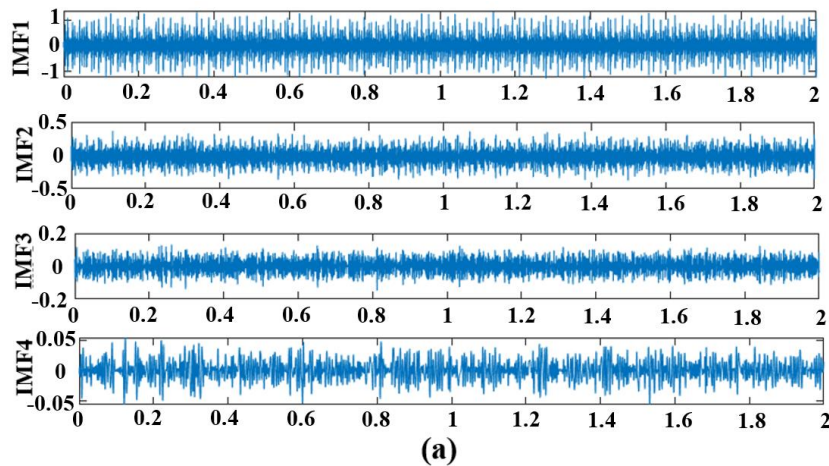


Figure II.11 Signal de vibration original avec défaut de la bague intérieure :
a - domaine temporel, b - spectre d'enveloppe.

Le signal de vibration sous défaut de roulement, comme visualisé dans la figure II.11 a été décomposé à l'aide d'EMD et d'EEMD. Les IMFs obtenues sont présentées dans la figure II.12-a et figure II.12-b. Le spectre d'enveloppe de Hilbert a ensuite été appliqué pour analyser les deux groupes des IMFs, selon l'illustration de la figure II.13-a et II.13-b. À partir de la figure II.13-b, il est évident que le pic à la fréquence de défaut de la bague intérieure et ses harmoniques sont facilement identifiables dans le spectre d'enveloppe d'IMF1, IMF2 et IMF3 obtenus par EEMD. En revanche, les informations de défaut dans le spectre d'enveloppe d'IMF1, IMF2 et IMF3 obtenus par EMD, comme exposé par la figure II.13-a ne peuvent pas être clairement distinguées. Cette observation met en évidence l'amélioration de la précision de l'extraction des caractéristiques de défaut par l'EEMD.



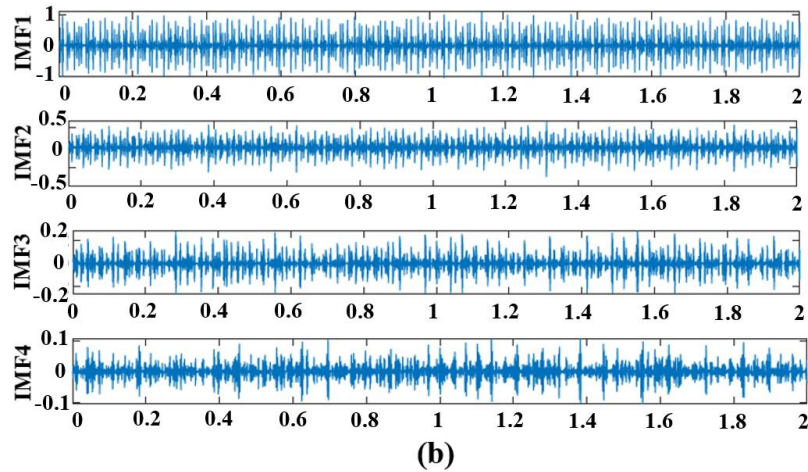


Figure II.12 IMFs obtenues par : (a) EMD; (b) EEMD.

Afin d'évaluer les performances de l'EEMD et de l'EMD dans le traitement des signaux vibratoires de roulement, les IMFs contenant des informations de défaut (IMF1 et IMF2 pour l'EMD et IMF1, IMF2 et IMF3 pour l'EEMD) ont été reconstruits et soumis à une analyse par spectre d'enveloppe. Comme le montre la figure II.14-b, le spectre d'enveloppe obtenu par EEMD révèle des informations de défaut plus riches, incluant la fréquence de défaut de la bague intérieure (fi) et ses harmoniques ($2fi$, $3fi$, $4fi$, $5fi$, $6fi$, et $7fi$), comparativement au spectre d'enveloppe obtenu par EMD présenté à la figure II.14-a. Ces résultats démontrent la supériorité de l'EEMD dans la mise en évidence des caractéristiques de défaut des roulements à éléments roulants par rapport à l'EMD.

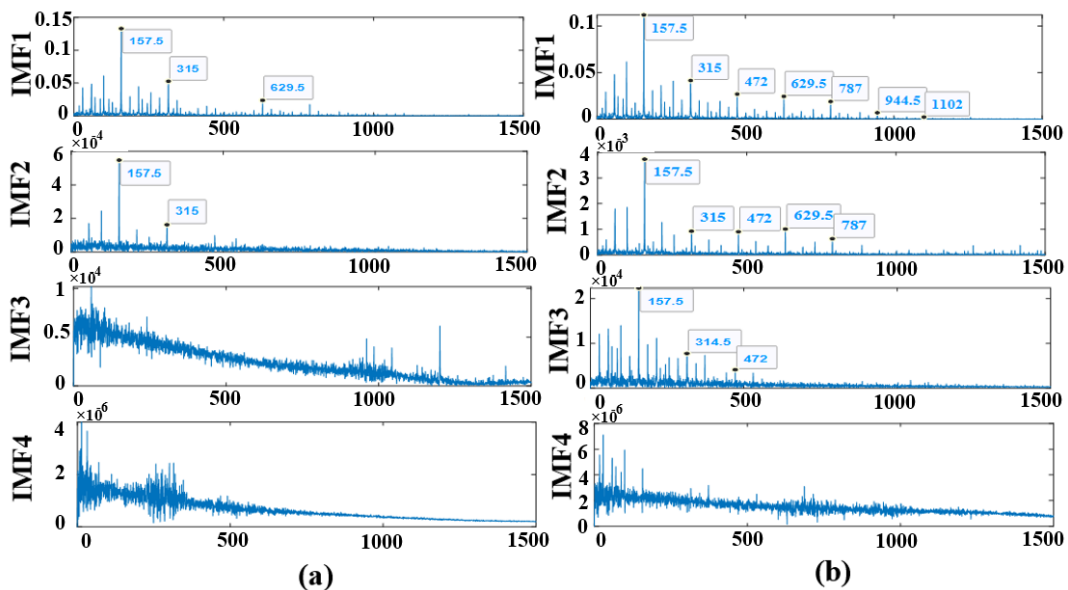


Figure II.13 Spectre d'enveloppe d'IMFs obtenues : (a) EMD ; (b) EEMD.

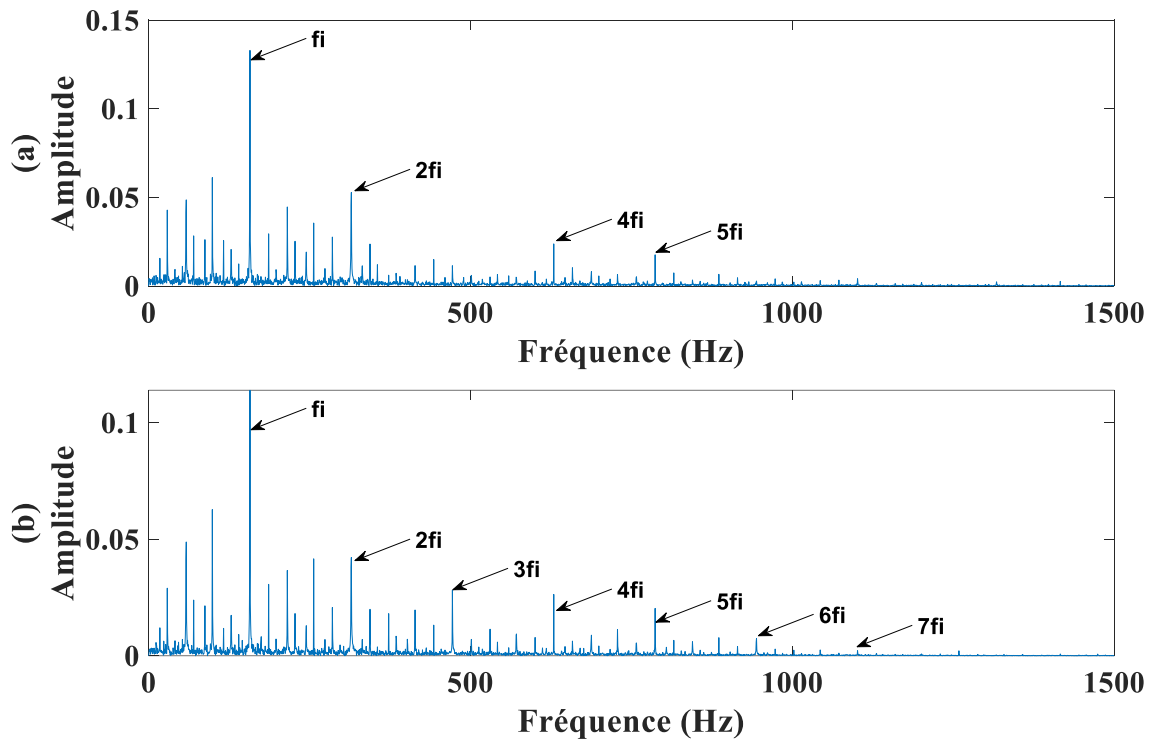


Figure II.14 Spectre d'enveloppe du signal reconstruit : (a) EMD ; (b) EEMD.

II.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les étapes d'extraction d'IMFs en se basant sur l'EMD comme nous avons discuté les limites de cette technique, notamment les effets de bord et le mélange de modes qui affectent la précision des résultats. Nous avons aussi utilisé la technique EEMD et expliqué le processus d'extraction des IMFs dans l'EEMD. Cette partie a étudié comment cette méthode peut éliminer le problème de mélange de modes. Enfin, nous avons présenté une comparaison entre l'EMD et l'EEMD dédiée à la détection des défauts du roulement. Nous avons constaté que l'EEMD révèle efficacement les informations caractéristiques des défauts dans la bague intérieure du roulement par rapport à la technique EMD.

CHAPITRE III

ÉVALUATION DE L'EEMD DÉDIÉE À LA DÉTECTION DES DÉFAUTS DU ROULEMENT

III.1 INTRODUCTION

Comme nous avons présenté dans le chapitre précédent, on a montré que l'EEMD permet de révéler efficacement les informations caractéristiques des défauts du roulement par rapport à l'EMD. L'utilisation de l'EEMD pour la détection des défauts du roulement a fait l'objet d'une attention significative de plusieurs chercheurs scientifiques [Hui10], [FEN13], [GAO18], [TOM21].

Ce chapitre vise à évaluer l'efficacité de l'EEMD dans le diagnostic des défauts de roulement dans les moteurs à induction. Plus précisément, nous comparerons l'EEMD avec la décomposition en modes variationnels (VMD en anglais). Nous étudierons également l'efficacité de l'intégration de l'EEMD pour améliorer le processus de déconvolution basé sur la combinaison du filtre autorégressif et de la déconvolution à entropie minimale (AR-MED en anglais) et évaluerons l'efficacité de l'EEMD-MED et du VMD-MED pour la détection des défauts de roulement.

III.2 ETUDE COMPARATIVE ENTRE EEMD ET VMD POUR LE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DU ROULEMENT

Cette section s'inscrit dans le cadre de comparer l'EEMD et la décomposition en modes variationnels (VMD) pour détecter les défauts du roulement. L'efficacité des techniques étudiées est évaluée en se basant sur l'analyse des résultats expérimentaux. L'objectif de cette étude est d'identifier la méthode de détection la plus efficace pour détecter les défauts du roulement précocement. Cela peut finalement améliorer la fiabilité et l'efficacité du diagnostic des défauts du roulement dans les MAS.

III.2.1 Décomposition en modes variationnels

Le VMD utilise le filtrage de Wiener, le mélange de fréquences et la transformation de Hilbert pour décomposer les signaux de manière adaptative. En VMD, le signal est décomposé en IMF, le problème concernant la bande passante modale est transformé en un problème d'optimisation contrainte pour résoudre chaque mode. $u_k(t)$ est une représentation générale d'un IMF, qui est un signal modulé par l'amplitude et la fréquence. Vous trouverez ci-dessous une brève introduction à la VMD [HON20], [ZHA19] :

- Le spectre latéral unique est obtenu en appliquant la transformée de Hilbert :

$$\left[\delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right] * u_k(t) \quad (\text{III-1})$$

• Le spectre de l'équation (III-1) est traduit dans la bande de fréquences correspondante en fonction de la fréquence centrale estimée w_k .

$$\left[\left(\delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \quad (\text{III-2})$$

• La largeur de bande de chaque mode est estimée à l'aide de la norme carrée du gradient de signal analytique après décalage de fréquence. Voici l'optimisation contrainte :

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k, w_k\}} \sum_K \left\{ \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_K u_k(t) = x(t) \end{aligned} \quad (\text{III-3})$$

• Pour la construction de la fonction augmentée de Lagrange, deux facteurs sont introduits, α et λ connus sous le nom de facteur de pénalité et d'opérateur de Lagrange, respectivement. À la suite de l'équation (III-3), nous obtenons :

$$L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (\text{III-4})$$

• Pour résoudre l'équation (III-4), la méthode du multiplicateur de direction alternée peut être appliquée, ce qui conduit à la production d'un ensemble de composants de mode u_k^{n+1} et de la fréquence centrale w_k^{n+1} correspondante. À la suite de la résolution dans le domaine fréquentiel, chaque mode est représenté de la manière suivante :

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega) / 2}{1 + 2\alpha(\omega - w_k)^2} \quad (\text{III-5})$$

Où $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$, $\hat{u}_i(\omega)$, $\hat{x}(\omega)$, et $\hat{\lambda}(\omega)$ correspondent à la transformée de Fourier de $u_k^{n+1}(t)$, $u_k(t)$, $x(t)$, et $\lambda(t)$ respectivement, et n est itérations. Nous obtenons l'algorithme de fréquence centrale mis à jour en utilisant la même méthode que ci-dessus :

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (\text{III-6})$$

- L'opérateur de Lagrange mis à jour peut être donné comme suit :

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{x}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (\text{III-7})$$

Pour l'algorithme VMD, les procédures détaillées peuvent être résumées comme suit [16]:

1. Initialiser $\{\hat{u}_k^1\}, \{\hat{\omega}_k^1\}, \hat{\lambda}^1$, et $n = 0$;
2. Augmentation de n par un ;
3. Mise à jour u_k et ω_k selon l'équation (III-5) et l'équation (III-6) ;
4. Mise à jour λ selon l'équation (III-7) ;
5. Itérez jusqu'à ce que la convergence soit atteinte.

III.2.2 Etudes antérieures des techniques : EEMD et VMD

III.2.2.1 EEMD pour la détection des défauts du roulement

La technique EEMD est utilisée pour extraire les IMFs à partir des signaux vibratoires provenant de roulements défectueux. Une fois les IMFs extraits, l'étape suivante consiste à identifier les composantes les plus utiles pour la reconstruction. Le signal reconstruit est ensuite analysé à l'aide de la technique du spectre d'enveloppe, qui permet d'identifier les composants de fréquence de défaut. Une représentation visuelle de l'ensemble de ce processus est trouvée dans la figure III.1.

III.2.2.2 VMD pour la détection des défauts du roulement

VMD décompose le signal de roulement en IMFs. Ensuite, les composants les plus utiles pour la reconstruction sont identifiés. Après la reconstruction du signal, le spectre d'enveloppe est utilisé pour analyser et détecter les composants de fréquence indiquant un défaut. La figure III.2 illustre le processus complet.

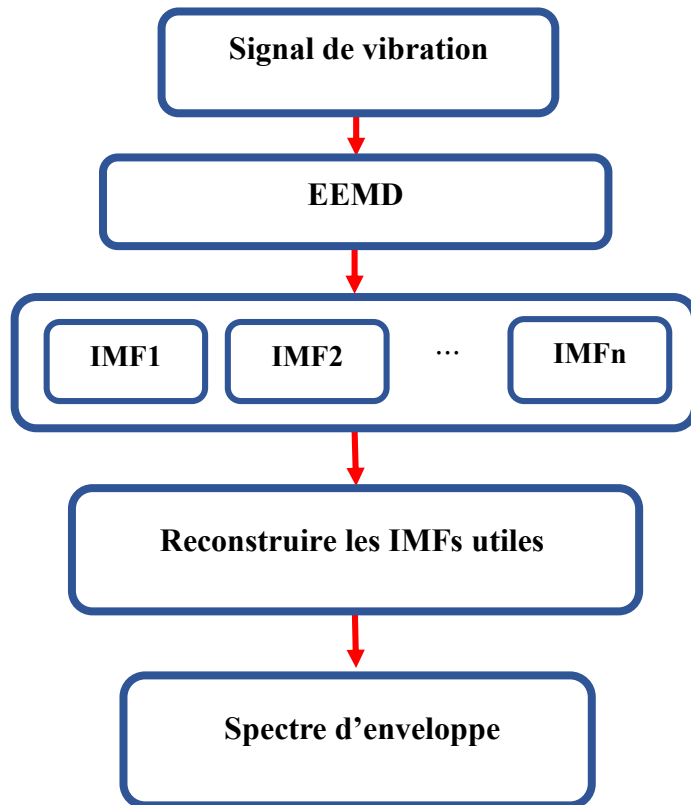


Figure III.1 Schéma illustratif de la technique EEMD.

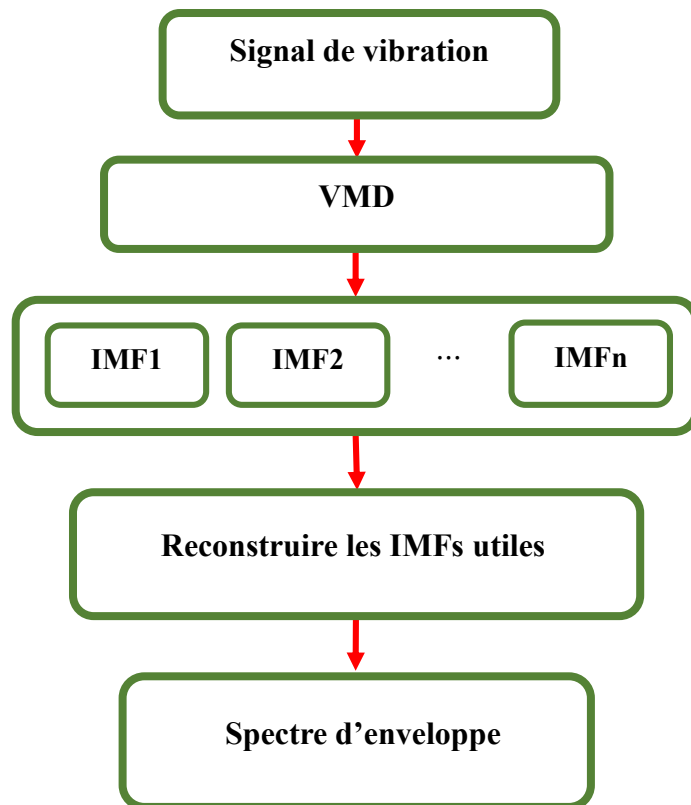


Figure III. 2 Processus VMD pour le diagnostic des défauts du roulement.

III.2.3 Résultats et discussion : EEMD et VMD

Pour comparer l'efficacité des méthodes EEMD et VMD, on a exploité une base des données expérimentales [CWR22]. Le banc d'essai expérimental utilisé pour cette étude est décrit dans la figure II.8. Le signal de vibration de la bague intérieure défectueuse a été enregistré à partir de l'extrémité d'entraînement du roulement et les données ont été échantillonnées à une fréquence de 12 000 Hz. Le roulement SKF 6205-2RS JEM a été utilisé dans l'expérimentation et ses paramètres sont indiqués dans le tableau (II.1). La machine sa fonctionne à 1750 tr/min avec une charge de 2 chevaux sous un défaut d'un petit trou de 0,007 pouce. En se basant sur l'équation (I-1), la fréquence du défaut de la bague interne était de 157,9 Hz. Une analyse de 24 000 points de données a révélé le signal temporaire présentant un défaut du bague interne, selon l'illustration de la figure III.3-a. Cependant, il est évident que les impulsions périodiques du défaut sont masquées par le bruit. Le spectre d'enveloppe illustré dans la figure III.3-b indique que bien que la fréquence caractéristique f_i et le premier harmonique puissent être extraits, les autres composantes de multiplication sont entourées d'interférences de bruit. Par conséquent, un prétraitement sur ce signal est nécessaire pour améliorer l'efficacité de la détection des défauts.

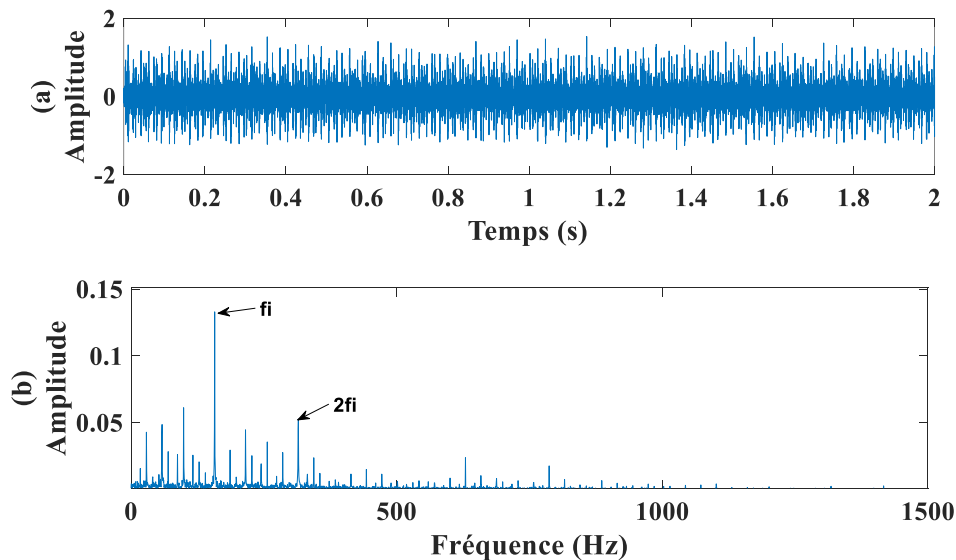


Figure III. 3 Signal de vibration d'origine avec défaut du bague interne:

a) domaine temporel, (b) spectre d'enveloppe.

Le signal de vibration sous un défaut du roulement (comme indiqué dans la figure III.3) a été décomposé en IMFs à l'aide de VMD et de EEMD. Les IMFs décomposées obtenus à partir de l'EEMD et de la VMD sont présentés dans la figure III.4-a et la figure III.4-b

respectivement. On peut voir que les IMFs extraits de l'EEMD contiennent moins de bruit que les IMFs extraits de VMD. Cela suggère que l'EEMD réduit le bruit plus efficacement que VMD.

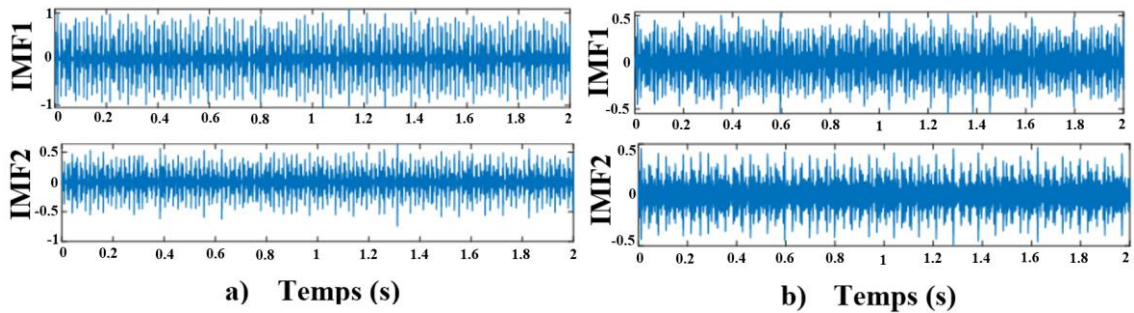


Figure III.4 IMFs décomposées utilisant : (a) l'EEMD, (b) VMD.

Le spectre de l'enveloppe de Hilbert a ensuite été appliqué pour analyser ces deux groupes d'IMFs (tel que démontré dans la figure III.5-a et la figure III.5-b).

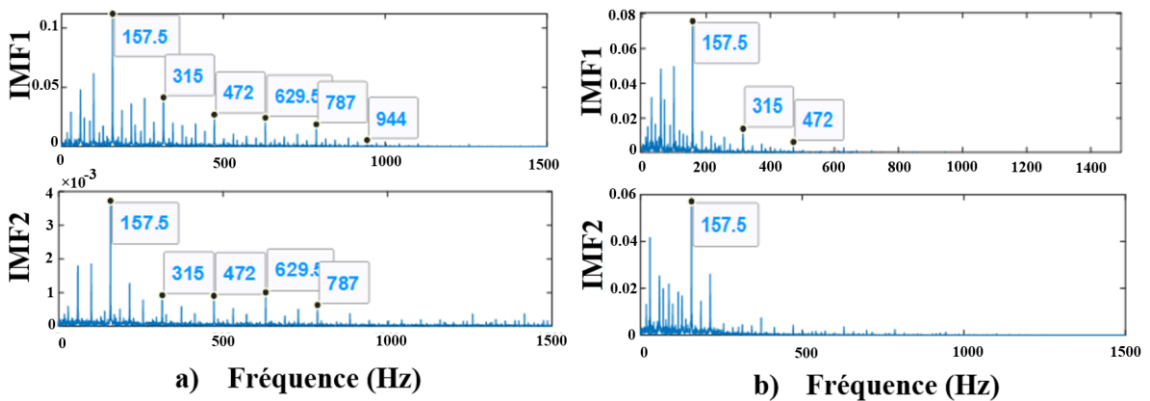


Figure III. 5 Spectre d'enveloppe d'IMFs décomposées: (a) EEMD, (b) VMD.

D'après la figure III.5-a, il est évident que le pic de la fréquence caractéristique du défaut dans la bague interne et autres harmoniques sont facilement identifiables dans le spectre d'enveloppe de IMF1 et IMF2 obtenu par EEMD. En revanche, les informations du défaut dans le spectre d'enveloppe de IMF1 et IMF2 obtenues par VMD (comme présenté dans la figure III.5-b) ne peuvent pas être clairement apparus. Cela montre que les IMFs générés par EEMD améliorent efficacement la précision de l'extraction des fréquences caractéristiques du défaut par rapport aux IMFs générés par VMD. Pour évaluer l'efficacité de l'EEMD et de la VMD pour la détection des défauts du roulement, les IMFs obtenus par VMD et les IMFs obtenus par EEMD ont été reconstruits, et le spectre d'enveloppe a été appliqué à chaque signal reconstruit. Figure III.7-h montre clairement

que le spectre d'enveloppe obtenu à partir de l'état sain ne contient aucune information sur la présence du défaut. Figure III.7-b montre clairement que le spectre d'enveloppe obtenu en se basant sur l'EEMD fournit des informations importantes sur l'existence du défaut, y compris la fréquence caractéristique de défaut f_i et les harmoniques multiples de f_i ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$ et $6f_i$) par rapport au spectre d'enveloppe de la figure III.6-a obtenu par VMD qui fournit juste la fréquence caractéristique du défaut dans la bague interne f_i et le premier harmonique. Ces résultats montrent que l'EEMD révèle efficacement les informations sur les fréquences caractéristiques du défaut de roulement que la technique VMD.

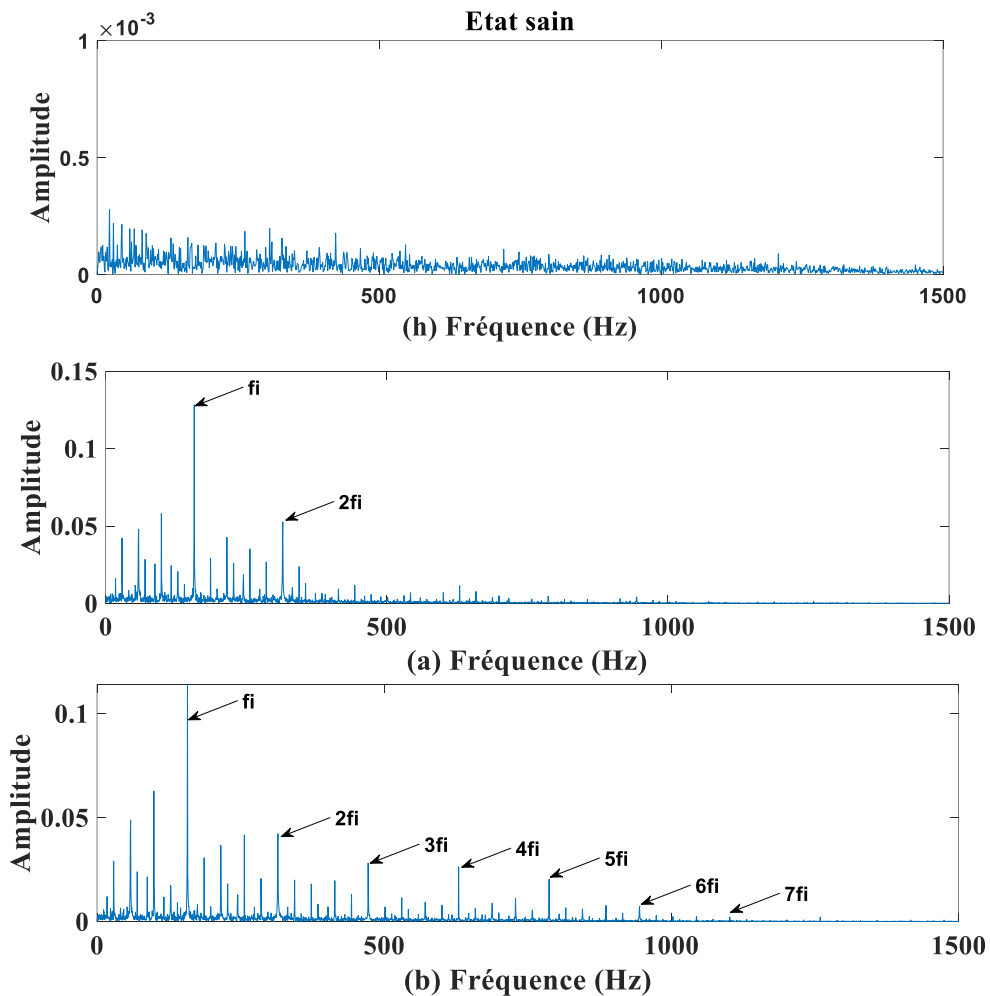


Figure III. 7 Spectre d'enveloppe du signal à l'état sain et du signal reconstruit : (a) VMD, (b) EEMD.

III.2.3.1 Bilan comparative entre l'EEMD et VMD

Dans cette section, on a détecté défauts de roulement des moteurs à induction en utilisant deux méthodes : EEMD et VMD. Les résultats expérimentaux ont montré que l'EEMD réduit le bruit, ce qui améliore la visibilité des fréquences caractéristiques des

défauts efficacement par rapport le VMD. Les IMFs générées par EEMD améliorent efficacement la précision de la détection des défauts lorsqu'en comparant avec les IMFs de VMD. En plus, l'EEMD extrait plus d'informations sur les défauts du spectre de l'enveloppe que le VMD. On peut conclure que l'EEMD est plus efficace que la méthode VMD pour la détection des défauts de roulement dans moteurs à induction.

III.3 AMÉLIORATION DU PROCESSUS DE DÉCONVOLUTION AR-MED PAR EEMD

En raison de la combinaison du filtre autorégressif et de la déconvolution à entropie minimale (AR-MED en anglais), il est possible d'améliorer la visibilité des impulsions de défaut, ce qui en fait une méthode précieuse pour diagnostiquer les défauts des roulements. Cependant, lorsque le signal présente un niveau élevé de bruit, cela peut sérieusement affecter les performances de la déconvolution AR-MED, rendant ainsi difficile l'extraction d'informations précoces sur les défauts à partir des signaux de vibration des roulements. Cette étude vise donc à évaluer l'efficacité de l'intégration de l'EEMD à l'AR-MED pour améliorer la procédure de déconvolution.

III.3.1 Filtre autorégressif

Le filtrage AR utilise la fonction de transfert rationnelle comme méthode de modélisation paramétrique. Comme les paramètres du filtre AR sont fortement liés aux changements d'état du système, c'est un outil précieux pour l'analyse du signal. Le modèle AR pour une séquence de signal $x(n)$ [$n = 1, 2, \dots, N$] est défini comme suit [END07]: :

$$y_n = \sum_{i=1}^p a_i x_{n+i} + \varepsilon_n \quad (\text{III-14})$$

Où p est l'ordre d'analyse, a_i sont les paramètres du modèle AR, ε_n est l'erreur résiduelle et y_n est le n -ième point de données prédit par le filtre AR.

En prenant la différence entre le signal réel et la prédiction AR, la composante des impulsions défectueuses sera conservée dans le résidu du modèle AR.

III.3.2 Déconvolution à entropie minimale

La déconvolution à entropie minimale (MED en anglais) a été initialement proposé par Wiggins [WIG78] pour mettre en évidence les composantes transitoires du signal à l'aide d'un filtre de réponse impulsionnelle finie (FIR en anglais) et minimiser l'entropie

pour réduire le caractère aléatoire. Les études de [PEN11] et autres ont démontré l'efficacité du MED dans le diagnostic des défauts du roulement. Deux termes peuvent être utilisés pour représenter un signal général :

$$x = z * w + \eta \quad (\text{III-8})$$

Dans cette équation, le premier terme représente la convolution entre l'impulsion de défaut z et son excitation w , tandis que le deuxième terme tient compte du bruit aléatoire. Dans le cadre du MED, un filtre FIR $h(n)$ est utilisé pour traiter le signal original. À partir des études menées par [GON95], [CHA14], il est possible d'obtenir :

$$u(n) = x(n) * h(n) = \sum_{j=0}^{M-1} h(j) x(n-j) \quad (\text{III-9})$$

La variable n est définie comme étant comprise entre 0 et N inclusivement. Dans MED, l'entropie d'un signal est minimisée en maximisant la fonction Varimax. La fonction Varimax pour $u(n)$ est définie comme suit :

$$v(u) = \frac{\sum_{n=0}^N u^4(n)}{\left(\sum_{n=0}^N u^2(n)\right)^2} \quad (\text{III-10})$$

Les paramètres de filtrage qui maximisent $V(u)$ sont tels que :

$$\frac{\partial V(u)}{\partial h(n)} = 0 \quad (\text{III-11})$$

En substituant l'équation (III-10) dans l'équation (III-11) et en trouvant la dérivée, nous obtenons :

$$\sum_{i=0}^{M-1} h(i) \sum_{n=0}^N x(n-i) x(n-k) = \sum_{n=0}^N \frac{u^3(n) x(n-k)}{V(u) \square u \square^2} \quad (\text{III-12})$$

Où $k = 0, 1, \dots, M-1$ et M représente la longueur du filtre de déconvolution. L'équation (III-12) peut être représentée sous forme matricielle comme suit :

$$R_{XX} h = b \quad (\text{III-13})$$

Dans l'équation, R_{XX} , h , et b font référence respectivement à la matrice de Toeplitz de l'autocorrélation, le vecteur des coefficients de filtrage et les termes de corrélation croisée entre l'entrée du filtre x et le cube de sa sortie u . Les étapes suivantes résument le processus pour obtenir la solution de filtre inverse optimale :

- Supposer un ensemble initial de coefficients $h(0)$.
- Calculer $u(0)$ et $V(u)$.
- Calculer R_{XX} .
- Déterminer $b(1)$ et résoudre pour $h(1)$.
- Répéter la procédure jusqu'à obtenir un filtre optimal.

III.3.3 Processus de déconvolution amélioré en se basant sur EEMD-AR-MED

Si le signal d'origine contient beaucoup de bruit, cela affecte sérieusement les performances de déconvolution du AR-MED. Par conséquent, on intègre EEMD à l'entrée du filtre AR-MED pour réduire le bruit, conduisant à une amélioration des performances du filtre AR-MED dans la détection de défauts de roulement. Tout d'abord, EEMD est utilisée pour diviser le signal de vibration de roulement d'origine en un ensemble des IMFs. Après cela, les composantes présentant des informations de défaut significatives sont sélectionnées pour la reconstruction. AR-MED déconvolue ensuite le signal reconstruit. Enfin, le signal traité est analysé par spectre d'enveloppe. La structure est présentée dans la figure III.7.

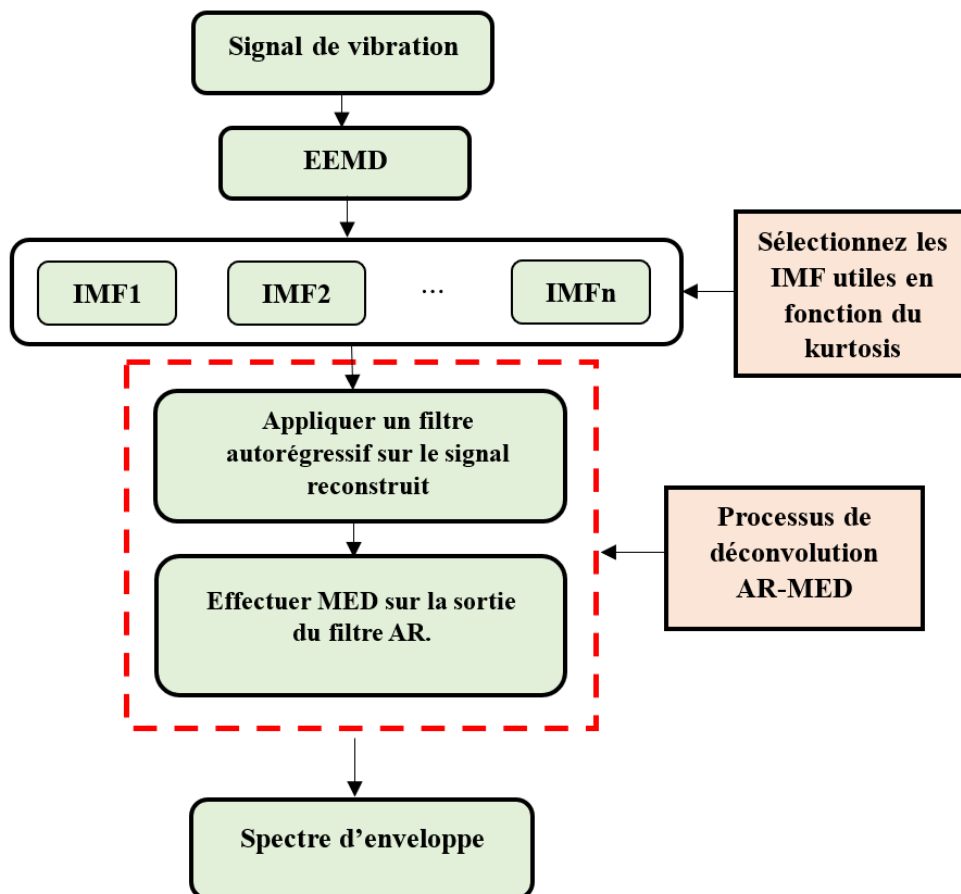


Figure III.7 Processus de déconvolution basé sur EEMD-AR-MED.

III.3.4 Résultats et discussion : EEMD-AR-MED et AR-MED

Dans le cadre de cette étude visant à valider la contribution de l'EEMD à l'amélioration de la procédure de déconvolution de l'AR-MED, nous avons utilisé les données expérimentales provenant de [CWR22]. La machine à induction étudiée fonctionne à une vitesse de 1750 tr/min, avec une charge de 2 chevaux et une taille de défaut de 0,007 pouce. Le signal de vibration du défaut de bague intérieure a été enregistré à partir du roulement côté entraînement. Analysant 24000 échantillons, la figure III.8-a présente le signal vibratoire du roulement avec un défaut de bague intérieure. On peut observer que l'impulsion périodique ne peut pas être extraite en raison de l'impact du bruit. Les spectres de l'enveloppe dans la figure III.8-b permettent de voir que bien que la fréquence caractéristique f_i et le premier harmonique peuvent être extraits, les autres composantes de multiplication sont entourées d'interférences de bruit. Par conséquent, le prétraitement de ce signal améliorera la détection de défaut.

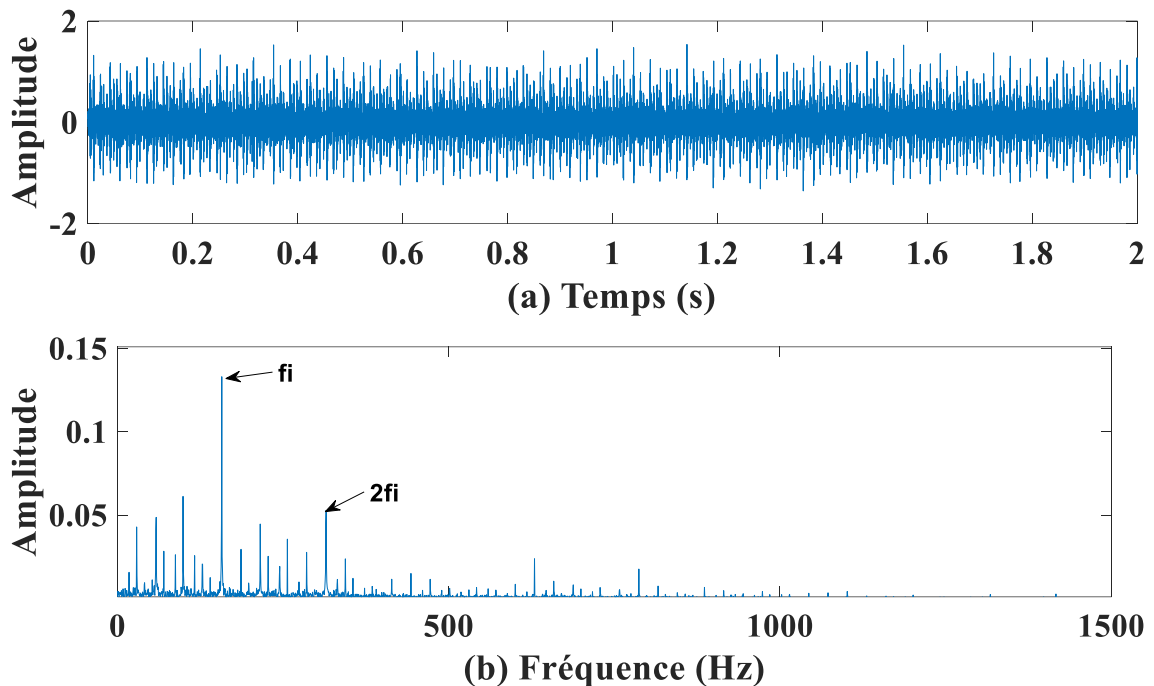


Figure III.8 Signal de vibration d'origine sous un défaut de BI : a) forme d'onde temporelle ; b) spectre d'enveloppe.

III.3.4.1 Analyse comparative entre EEMD-AR-MED et AR-MED

Afin d'évaluer l'efficacité de l'intégration de l'EEMD pour améliorer le processus de déconvolution de l'AR-MED, nous avons réalisé une comparaison entre deux approches

distinctes. La première implique l'application directe de l'AR-MED sur le signal de vibration illustré dans la figure III.8-a. Tandis que la seconde consiste à intégrer EEMD avec l'AR-MED. Comme illustré dans la figure III.9-a, le signal de vibration est divisé en cinq IMFs en utilisant EEMD. Les spectres d'enveloppe des IMFs sont tracés dans la figure III.9-b.

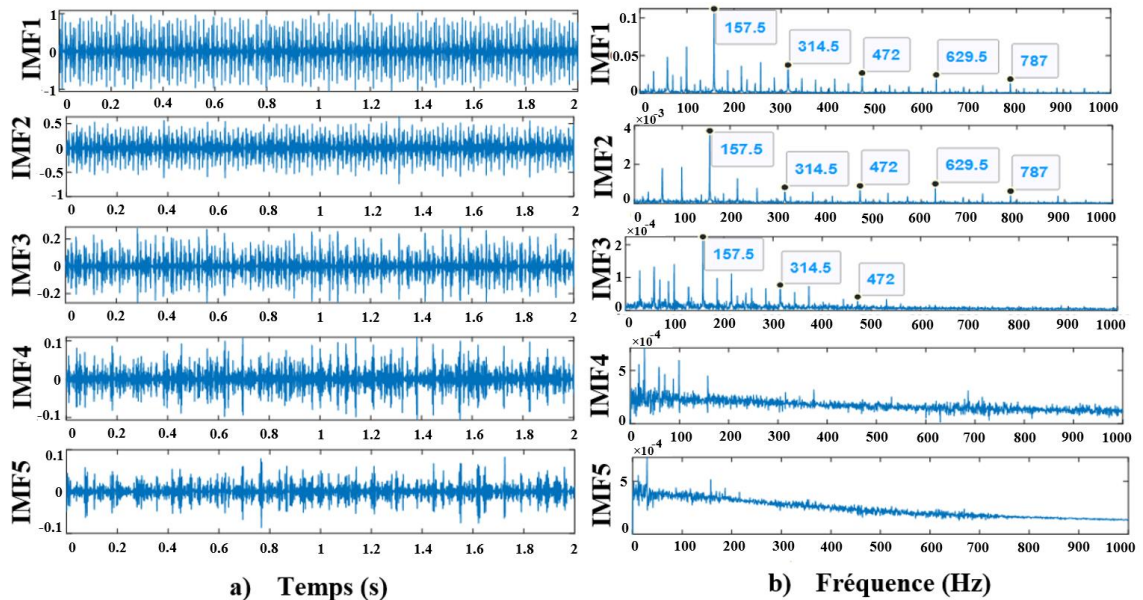


Figure III.9 IMFs décomposées par l'EEMD : a) temps ; b) spectre d'enveloppe.

Les informations de défaut sont présentes dans les trois premières IMFs, indiquant que ce sont des modes efficaces. Par la suite, nous avons traité le signal reconstruit à partir de ces IMFs en utilisant l'algorithme AR-MED. Les résultats de cette approche EEMD-AR-MED sont illustrés dans la figure III.10-a et la figure III.10-b. D'autre part, la figure III.10-c et la figure III.10-d illustrent les résultats obtenus en déconvoluant directement le signal de vibration de la figure III.8-a en utilisant l'AR-MED, sans passer par la phase de décomposition avec l'EEMD. En comparant le signal traité obtenu par EEMD-AR-MED dans la figure III.10-a avec celui obtenu par AR-MED dans la figure III.10-c, il est évident que l'interférence de bruit est réduite et les impulsions de défaut sont plus proéminentes dans la figure III.10-a. On peut aussi voir dans la figure III.10-b, le spectre d'enveloppe obtenu par de l'EEMD-AR-MED donne plus d'informations de défaut (f_i , $2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$, $6f_i$, et $7f_i$) que le spectre d'enveloppe dans la figure III.10-d obtenu par de l'AR-MED. D'après le tableau (III.1), le signal d'origine a un kurtosis de 5,56, mais lorsqu'il est analysé par EEMD-AR-MED, il a un kurtosis de 33,66, qui est beaucoup plus élevé que le signal déconvolu obtenu par AR-MED, qui a une valeur de 16,26. Ces résultats

montrent clairement l'efficacité et les avantages de l'intégration de l'EEMD avec AR-MED pour affiner le processus de déconvolution et améliorer la détection de défaut de roulement.

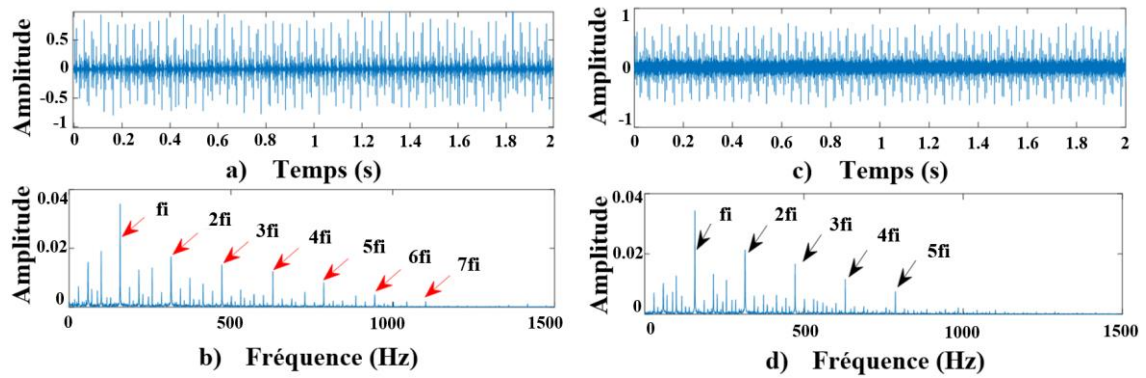


Figure III.10 Signal obtenu et spectre d'enveloppe : a) méthode EEMD-AR-MED ; b) spectre d'enveloppe ; c) signal filtré uniquement avec AR-MED ; d) spectre.

Tableau III.1 Valeurs de kurtosis du signal d'origine, AR-MED et EEMD-AR-MED.

Signal d'origine	5.56
AR-MED	16.26
EEMD-AR-MED	33.66

III.3.4.2 Bilan comparative entre EEMD-AR-MED et AR-MED

Étant donné que les signaux de vibration bruyants sont difficiles à déconvoluer, cette étude vise à vérifier l'efficacité de l'intégration de l'EEMD à l'entrée de l'AR-MED pour optimiser la procédure de déconvolution. Une analyse du signal de vibration expérimental de défaut de roulement a révélé ce qui suit :

- L'EEMD-AR-MED a un effet plus bénéfique sur l'amélioration des impulsions de défaut que l'AR-MED.
- L'EEMD-AR-MED a extrait plus d'informations de défaut du spectre d'enveloppe que l'AR-MED.
- L'EEMD-AR-MED a un meilleur effet sur le kurtosis que l'AR-MED.

Compte tenu de ces résultats, il est clair que l'incorporation de l'EEMD à l'entrée de l'AR-MED améliore la procédure de déconvolution pour détecter les défauts de roulement dans les moteurs à induction.

III.4 ANALYSE DES SIGNAUX VIBRATOIRES EN UTILISANT EEMD-MED ET VMD-MED

Cette section présente une comparaison entre deux méthodes de détection des défauts du roulement : l'EEMD combinée à la déconvolution à entropie minimale (EEMD-MED) et la VMD avec MED (VMD-MED). Tout d'abord, la méthode VMD se divise le signal en différentes IMFs. Ensuite, les composants présentant des valeurs significatives de kurtosis vont sélectionner pour la reconstruction. Dans le but d'améliorer la détection des défauts, MED sera effectué sur le signal reconstruit. Pendant ce temps, la méthode EEMD se décompose également le signal en IMFs, et en sélectionnant les IMFs présentant des valeurs de kurtosis plus élevées pour la reconstruction tout en appliquant le MED. Enfin, une analyse comparative des résultats obtenus sera réalisée pour déterminer la meilleure technique de détection des défauts dans les roulements.

III.4.1 Kurtosis pour la sélection d'IMFs

Kurtosis est un paramètre de mesure de la non-gaussianité et de l'aplatissement d'une distribution de probabilité basée sur son quatrième moment. Une distribution de probabilité est une fonction qui décrit la probabilité de différents résultats pour une variable aléatoire¹. Une distribution normale est un type courant de distribution de probabilité qui présente une courbe en forme de cloche et une valeur de kurtosis de 3 [BER23]. Dans le contexte des défauts de roulement, si la valeur de kurtosis d'un signal est proche de 3, cela indique que l'opération est sans défaut. Cependant, dès que le roulement présente un défaut, des impulsions apparaissent. Les impulsions rendent le signal plus non-gaussien et plus pointu, ce qui augmente la valeur de son kurtosis [ZHA15], [SEG12]. Par conséquent, le kurtosis peut détecter les impulsions en comparant la valeur de kurtosis du signal à une valeur seuil. Si la valeur de kurtosis est supérieure à 3, il y a un défaut. Plusieurs chercheurs ont utilisé l'indice de kurtosis pour identifier les IMFs les plus utiles. Plus précisément, une IMF présentant une valeur de kurtosis supérieure à 3 indique la présence d'informations liées à un défaut.

III.4.2 EEMD-MED et VMD-MED pour la détection des défauts du roulement

III.4.2.1 Méthode EEMD-MED

L'EEMD est utilisé au signal de roulement pour obtenir les IMFs. Le kurtosis de chaque IMF est déterminé afin de choisir les composantes utiles pour la reconstruction. Pour améliorer la détection de défauts, MED est effectuée. Enfin, le signal obtenu est analysé par le spectre d'enveloppe. La figure III.11 illustre clairement ce processus.

III.4.2.2 Méthode VMD-MED

VMD décompose le signal de roulement pour obtenir un ensemble d'IMFs. Ensuite, le signal est reconstruit en calculant le kurtosis de ces IMFs et en choisissant les composantes ayant des valeurs significatives. Ensuite, MED traite le signal reconstruit. Après le traitement du signal, le spectre d'enveloppe est appliqué. La figure III.12 montre le diagramme de processus.

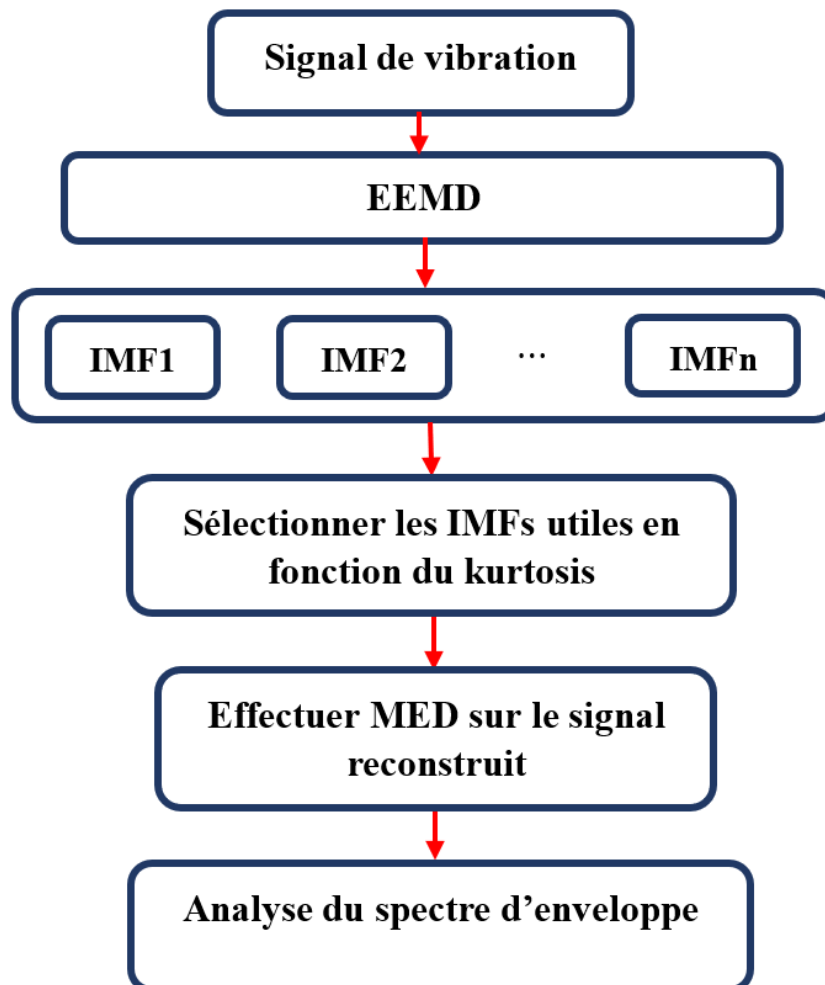


Figure III. 11 Processus EEMD-MED

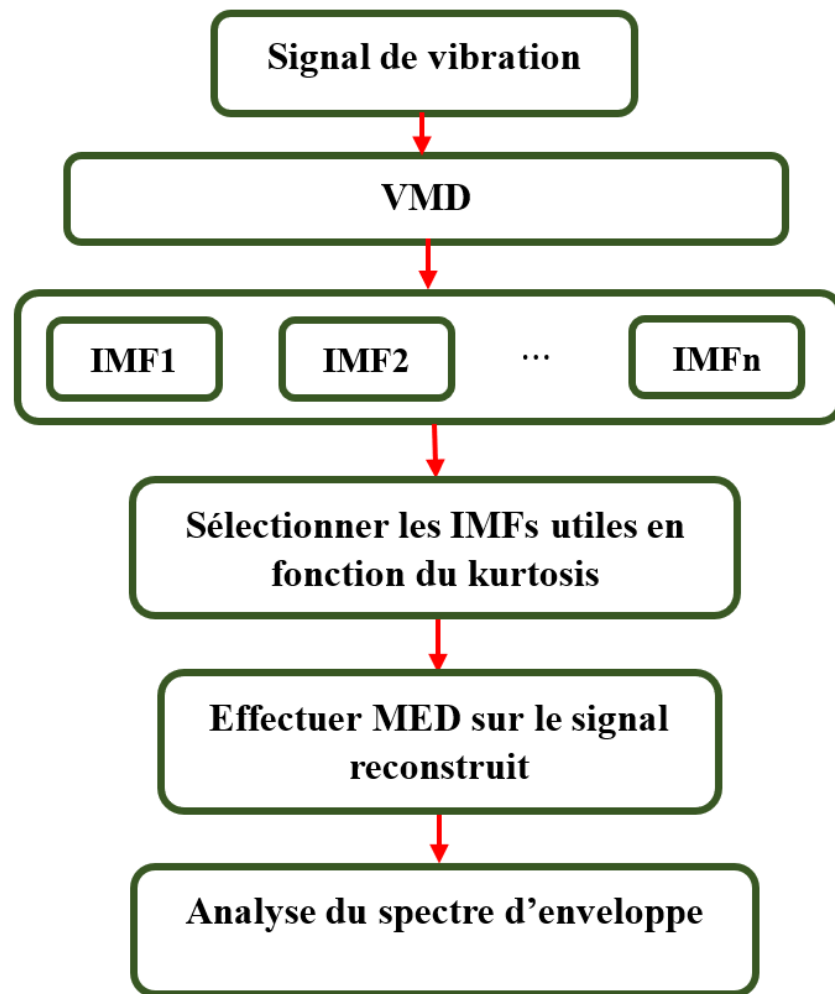


Figure III. 12 Processus VMD-MED.

III.4.3 Résultats et discussion : EEMD-MED et VMD-MED

Les données expérimentales de [CWR22] ont été analysées afin de comparer les méthodes EEMD-MED et VMD-MED. Cela peut déterminer la méthode la plus efficace pour détecter les défauts de roulement. Dans cette étude, le signal de vibration du défaut de la bague intérieure a été capturé à partir du roulement situé à l'extrémité d'entraînement. Les données ont été acquises à une fréquence de 12 000 Hz. Dans ce banc de test, le roulement SKF 6205-2RS JEM a été utilisé pour bien vérifier les différentes conditions de la MAS. Les paramètres du roulement sont présentés dans [CWR22]. La machine se tourne à une vitesse de rotation 1750 tr/min avec une charge de 2 chevaux et un petit trou dans la bague du roulement de 0,007 pouce. En se basant sur l'équation (I-1), la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure est de 157,9 Hz. En

analysant 24000 points de données, la figure III.13-a montre l'évolution du signal temporel du roulement avec défaut de bague intérieure. Dans ce cas, les impulsions périodiques ne peuvent pas être extraites en raison de l'effet de bruit. Le spectre d'enveloppe de la figure III.13-b montre que bien que la fréquence caractéristique f_i et le premier harmonique puissent être extraits, les autres composantes de multiplication sont entourées d'interférences de bruit. Par conséquent, il est essentiel d'effectuer un prétraitement sur ce signal afin d'optimiser la détection des défauts.

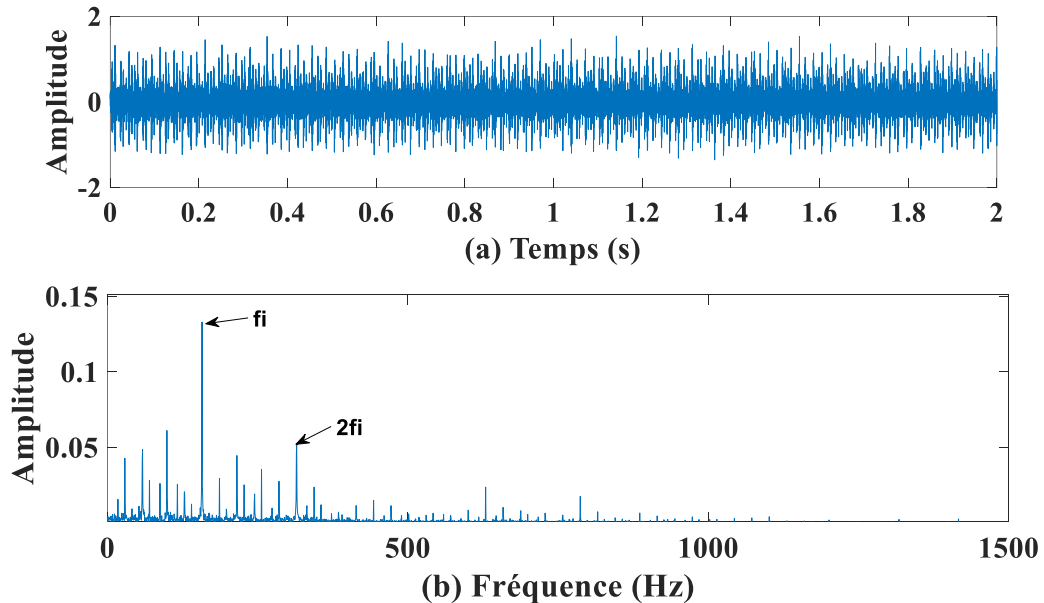


Figure III. 13 Signal de vibration d'origine : (a) temps ; (b) spectre d'enveloppe.

III.4.3.1 Détection des défauts du roulement en se basant sur VMD-MED

Dans ce cas, les IMFs sont générées à partir du signal de vibration brut par VMD. Le résultat de la décomposition est illustré dans la figure III.14. Dans le tableau (III.2), les valeurs de kurtosis sont présentées pour chaque mode. Il est clair que IMF1 et IMF2 ont des valeurs significatives par rapport les autres IMFs de la décomposition. Ces IMFs sont donc choisies pour la reconstruction du signal. Pour avoir une détection précise des défauts, on améliore le VMD par le MED. La figure III.15 présente les résultats du traitement du signal reconstruit par le MED. Comme indiqué dans la figure III.15-a, les impulsions de défaut sont mises en évidence et le niveau de bruit est réduit. De plus, en observant le spectre d'enveloppe de la figure III.15-b et en le comparant avec la figure III.13-b, on peut constater la présence de la fréquence du défaut de la bague intérieure f_i et quatre de ses multiples peuvent être trouvés ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$).

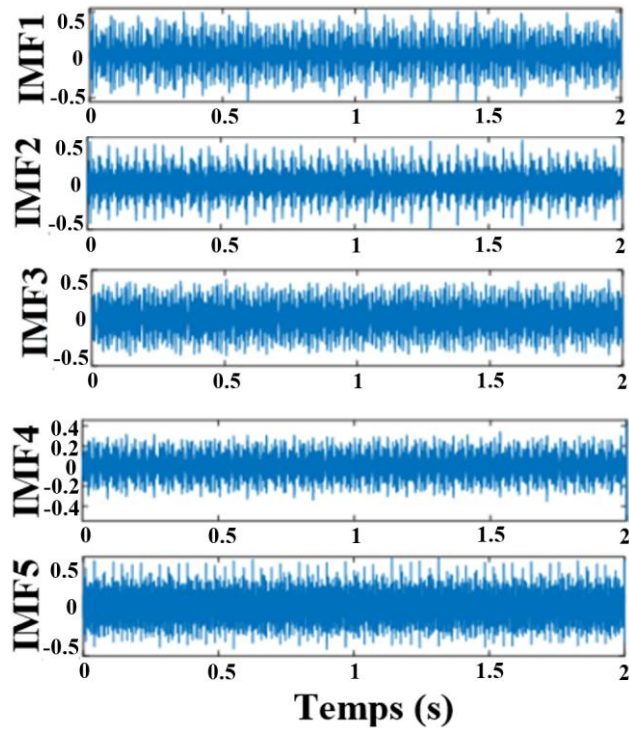


Figure III. 14 IMFs décomposées à l'aide de VMD.

Tableau III.2 Valeurs de Kurtosis d'IMFs décomposées par VMD.

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	4.0	4.0	2,9	2,9	3,7

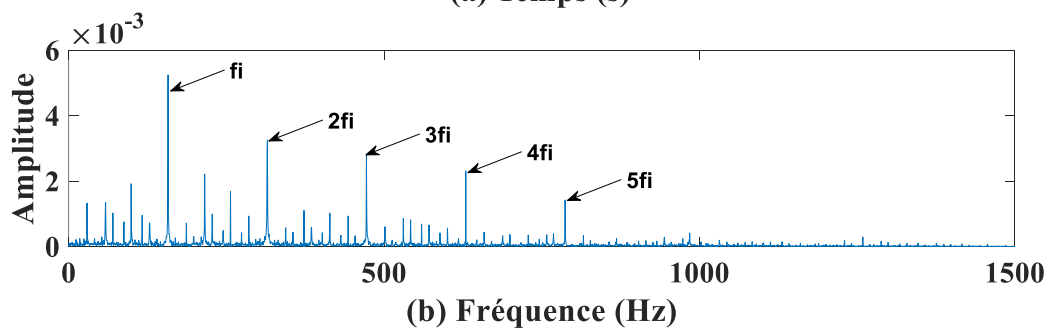
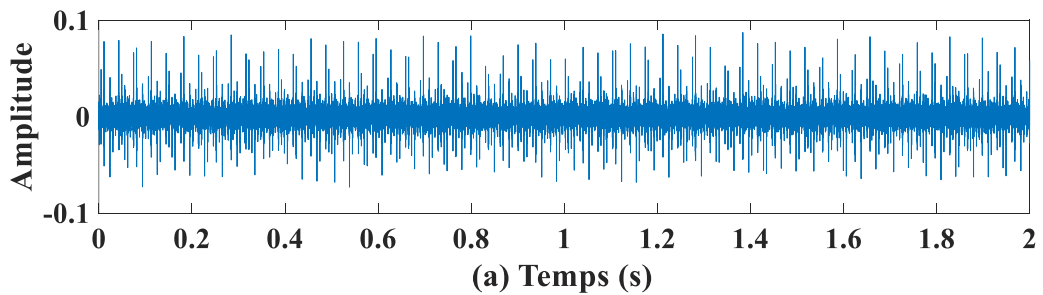


Figure III. 15 VMD-MED: (a) signal résultant; (b) spectre d'enveloppe.

III.4.3.2 Détection des défauts du roulement en se basant sur EEMD-MED

Dans ce cas, le signal mesuré est divisé en IMFs à l'aide de l'EEMD, et le résultat de la décomposition est présenté dans la figure III.16. Le tableau (III.3) donne les valeurs de kurtosis pour chaque IMF. Il est évident que les IMF1, IMF2 et IMF3 ont des valeurs significatives parmi tous les résultats de décomposition. Par conséquent, ces IMFs ont été sélectionnées pour la reconstruction. Ensuite, nous avons utilisé la méthode MED, ce qui a donné le résultat présenté dans la figure III.17.

Tableau III.3 Valeurs de Kurtosis d'IMFs décomposées par EEMD.

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	7.4	4.7	5.3	4.3	3.9

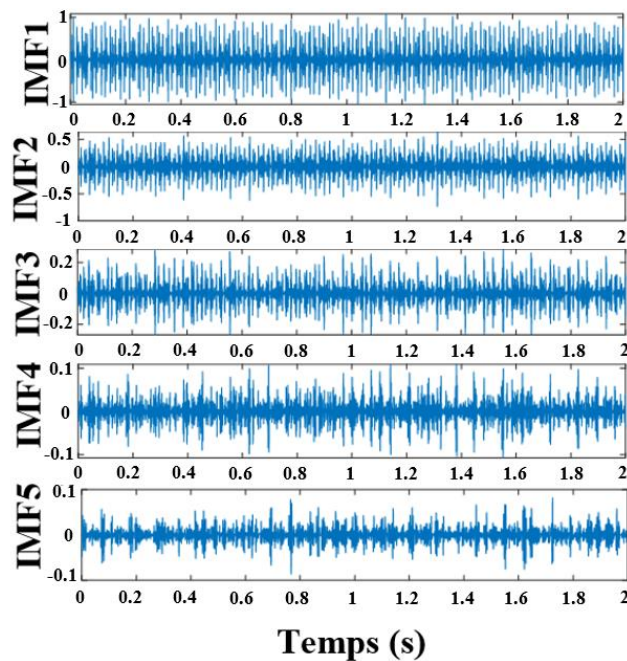


Figure III. 16 IMFs décomposées à l'aide de l'EEMD.

En comparant le signal de la figure III.17-a avec celui de la figure III.15-a, nous pouvons effectivement observer une réduction plus importante du bruit dans le signal de la figure III.17-a.

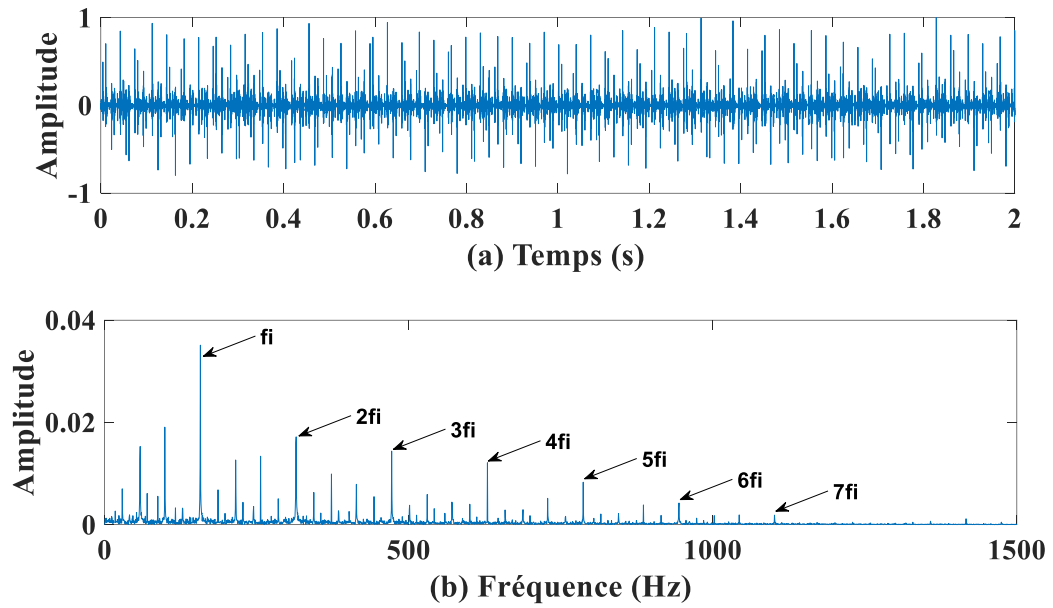


Figure III. 17 EEMD-MED : (a) signal résultant ; (b) spectre de l'enveloppe.

En examinant le spectre d'enveloppe de la figure III.17-b par rapport à celui de la figure III.15-b, nous pouvons clairement identifier la fréquence spécifique liée au défaut f_i ainsi que leurs harmoniques multiples ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$, $6f_i$, et $7f_i$) à partir du spectre de la figure III.17-b. D'autre part, étant donné que le kurtosis est un moyen efficace de détecter les défauts de roulement, le tableau (III.4) présente les valeurs de kurtosis obtenues pour chaque méthode utilisée. Selon les données du tableau, le signal d'origine présente un kurtosis initial de 5,56. Lors de l'utilisation de la méthode VMD-MED, le kurtosis est amélioré et atteint une valeur de 12,72, tandis que la méthode EEMD-MED permet d'obtenir une valeur de 33,66. Ces résultats mettent en évidence clairement que la méthode EEMD-MED a un impact plus important sur le kurtosis que la méthode VMD-MED. Cette comparaison démontre que la méthode EEMD-MED est plus efficace pour améliorer le kurtosis par rapport à la méthode VMD-MED.

Tableau III.4 Valeurs de kurtosis pour la sortie VMD-MED et EEMD-MED.

Signal d'origine	VMD-MED	EEMD-MED
5.56	12.72	33.66

III.4.3.3 Bilan comparative entre l'EEMD-MED et VMD-MED

Pour choisir une méthode efficace de détection de défauts de roulement, l'EEMD-MED et la VMD-MED ont été comparées dans cette section. Les résultats de la comparaison nous ont conduit à indiquer les remarques suivantes :

- L'EEMD-MED réduit le bruit de manière plus efficace que la VMD-MED.
- L'EEMD-MED extrait plus d'informations sur les défauts du spectre d'enveloppe que la VMD-MED.
- L'EEMD-MED a un impact plus important sur le kurtosis que la VMD-MED.

Ces résultats de comparaison permettent de conclure que la méthode EEMD-MED est supérieure et plus efficace que la méthode VMD-MED pour améliorer la détection de défauts.

III.5 CONCLUSION

Ce chapitre a effectué une évaluation approfondie de l'utilisation de l'EEMD dans le diagnostic des défauts de roulement. En se basant sur trois études, les résultats obtenus démontrent que l'EEMD surpasse le VMD en termes d'identification des défauts de roulement. De plus, l'intégration de l'EEMD avec la méthode de déconvolution AR-MED a permis d'améliorer le processus de déconvolution, ce qui a conduit à une meilleure détection des défauts. Enfin, les résultats obtenus lors de la comparaison entre l'EEMD-MED et le VMD-MED ont clairement indiqué que l'EEMD-MED est une approche plus efficace et robuste dans la détection des défauts de roulement. En conclusion, les résultats obtenus démontrent que l'EEMD est une technique efficace de traitement de signal pour la détection des défauts du roulement dans les moteurs à induction.

CHAPITRE IV

AMÉLIORATION DE L'EEMD POUR LA

DÉTECTION DES DÉFAUTS DU

ROULEMENT

VI.1 INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent, nous avons utilisé la technique EEMD pour diagnostiquer les défauts de la bague intérieure du roulement. Cependant, il convient de noter que l'EEMD peut être sensible aux bruits présents dans le signal, ce qui peut avoir un impact négatif sur les performances de la technique. Afin de réduire cette sensibilité aux bruits, plusieurs travaux de recherche ont exploré l'association de l'EEMD avec d'autres techniques. Donc, les améliorations de l'EEMD se différencient comme suit [YAN21], [ZHE21], [FEN13], [TOM21] :

- EEMD combinée avec et le spectre d'énergie de Teager.
- EEMD avec une analyse en composantes principales des réseaux de neurones probabilistes.
- EEMD avec le réseau de neurones convolutionnels.
- Etc.

Ce chapitre va présenter deux améliorations de l'EEMD afin d'augmenter son efficacité dans la présence des bruits, afin d'obtenir de meilleurs résultats pour la détection des défauts de la bague intérieure et extérieure du roulement. La première combinaison est d'utiliser l'EEMD avec la méthode de débruitage à trois sigmas (DEN-3 σ en anglais) [BES23]. La deuxième combinaison va définir une nouvelle proposition qui se base sur les modes combinés de l'EEMD (CMEEMD en anglais), KMAD et un processus de déconvolution amélioré [DAM23].

IV.2 EEMD ET LA MÉTHODE DE DÉBRUITAGE A TROIS SIGMAS

IV.2.1 Notions de la méthode de débruitage basée sur la règle des trois sigmas

D'après la règle des trois sigmas, on peut affirmer que 99,73 % des données qui suivent une distribution normale se trouvent à l'intérieur de l'intervalle délimité par la moyenne et trois fois l'écart-type [ZHA13].

$$P\{\mu - 3\sigma < X < \mu + 3\sigma\} \approx 99.73\% \quad (\text{IV-1})$$

La moyenne et l'écart-type sont représentés respectivement par μ et σ . La distribution normale apparaît avec :

$$E(X) = \mu = 0 \quad (\text{IV-2})$$

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = E(X^2) = \sigma^2 \quad (\text{IV-3})$$

$E(X)$ et $D(X)$ sont les représentations de l'espérance et de la variance de X , respectivement. En conséquence de l'équation (IV-3), X a la valeur efficace (RMS en anglais) suivante :

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [x_i - E(X)]^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i^2} = \sqrt{E(X^2)} = \sigma \quad (\text{IV-4})$$

Où x_i est l'échantillon de données dans le domaine temporel de X et n indique le nombre d'échantillonnage. En utilisant l'équation (IV-2) et l'équation (IV-4), l'équation (IV-5) peut être écrite comme suit :

$$P\{-3\sigma < X < +3\sigma\} = P\{-3X_{rms} < X < +3X_{rms}\} = 99,73\% \quad (\text{IV-5})$$

En supposant qu'un roulement sans défaut suit une distribution normale [QIN13], l'équation (IV-5) montre que presque tout le bruit présent dans le signal de vibration X du roulement est distribué dans $\pm X_{rms}$. Ainsi, il est nécessaire de supprimer les composantes contenues dans $\pm X_{rms}$. Le processus de débruitage des trois sigmas comprend les étapes suivantes [HEN19], [BES23]:

- La normalisation à moyenne nulle est appliquée à X :

$$Y(t) = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (\text{IV-6})$$

Où $Y(t)$ est le signal normalisé.

- Déterminez la valeur efficace Y_{rms} de $Y(t)$.
- Remplacer par zéro toutes les données d'échantillonnage y_i qui se situent entre $\pm 3Y_{rms}$, tandis que les données qui se trouvent en dehors de cette plage inchangées.

Ce processus peut être présenté par la formule suivante :

$$\begin{cases} Z = 0 & \text{if } |y_i| \leq 3Y_{rms} \\ Z = y_i(t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{IV-7})$$

$X(t)$ est représenté par $Z(t)$ après avoir supprimé les composantes inutiles.

IV.2.2 Processus de l'EEMD-DEN-3 σ

Cette méthode repose sur plusieurs étapes. Tout d'abord, le signal de vibration est décomposé en IMFs à l'aide de l'EEMD, le kurtosis est calculé pour chaque composante. Ensuite, les composantes présentant des valeurs significatives sont sélectionnées pour la reconstruction du signal. La méthode de débruitage basée sur la règle des trois sigmas (DEN-3 σ) est appliquée au signal reconstruit pour améliorer la détection des défauts. Le signal traité est ensuite analysé en utilisant le spectre enveloppe afin de détecter les défauts du roulement. Le processus de débruitage comprend plusieurs étapes comme suit :

- La première étape consiste à normaliser le signal reconstruit avec une moyenne nulle ;
- On calcul la valeur efficace Y_{rms} du signal normalisé ;
- Enfin, on remplace les données de l'échantillon du signal normalisé par zéro s'il est compris entre $\pm 3Y_{rms}$.

La figure (IV-1) représente le diagramme de la méthode de détection de défaut de roulement [BES23].

IV.2.3 Analyse des résultats

En exploitant dans cette partie les données expérimentales de l'Université Case Western Reserve [CWR23] afin de vérifier l'efficacité de la méthode proposée à la détection des défauts du roulement. Dans cette étude, nous allons utiliser les signaux temporels enregistrés pour les défauts dans la bague intérieure et la bague extérieure. 12000 échantillons ont été prélevés par seconde pour ce signal de vibration. Ces essais expérimentaux ont été effectués sur un roulement à billes à gorge profonde.

IV.2.3.1 Détection du défaut dans la bague intérieure

Dans ce cas, il y a une vitesse de rotation de l'arbre de 1750 tr/min, une charge de 2 chevaux et une taille de défaut de 0,007 pouces. Une fréquence caractéristique de défaut de 157,9 Hz est calculée en fonction des paramètres présentés dans le tableau (II.1) et de l'équation (I-1). En analysant 24000 points de données, le signal de roulement original mesuré avec le défaut de la bague intérieure est représenté dans la figure (IV-2-a). On peut remarquer que l'effet de bruit empêche l'extraction des impulsions périodiques. À partir du spectre enveloppe dans la figure (IV-2-b), la caractéristique de défaut A et la première harmonique peuvent être déterminées. Toutefois, les autres harmoniques sont

obscurcis par l'interférence de bruit. Ainsi, un prétraitement est nécessaire pour améliorer la détection des défauts.

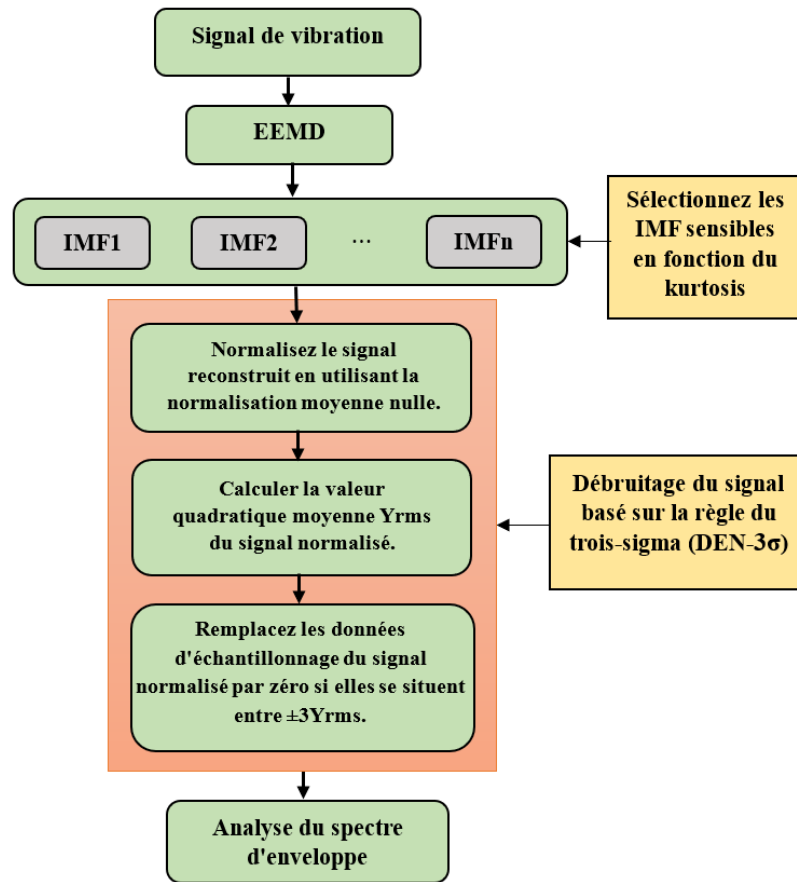


Figure IV. 1 Processus de la méthode EEMD-DEN-3 σ .

Pour démontrer l'efficacité de la méthode proposée, nous avons appliqué l'EEMD au signal mesuré et représenté les cinq premières IMFs dans la Figure (IV-3). Les valeurs de kurtosis de ces IMFs sont présentées dans le tableau (IV.1). Les IMF1, IMF2 et IMF3 présentent les valeurs les plus élevées parmi tous les résultats de décomposition, ce qui les a sélectionnées pour la reconstruction du signal. Pour réduire le bruit dans le signal reconstruit, nous avons appliqué la technique de débruitage de la règle des trois sigmas (DEN-3 σ). Tout d'abord, nous avons normalisé le signal reconstruit en utilisant la normalisation à moyenne nulle, puis calculé la valeur efficace du signal normalisé et supprimé les composantes qui tombent dans cette plage $\pm 3Y_{rms}$. Le résultat du débruitage est claire dans la figure (IV-4-a), ce qui montre une réduction efficace du niveau de bruit et une mise en évidence des impulsions périodiques de défaut. En comparant le spectre enveloppe de la figure (IV-4-b) avec celui du signal original de la figure (IV-2-b), nous

pouvons extraire la fréquence caractéristique de défaut de la bague intérieure f_i ainsi que plus d'informations sur le défaut ($2f_i, 3f_i, 4f_i, 5f_i, 6f_i, 7f_i, 8f_i, 9f_i$). Ces résultats démontrent que la méthode présentée peut diagnostiquer avec précision les défauts de roulement.

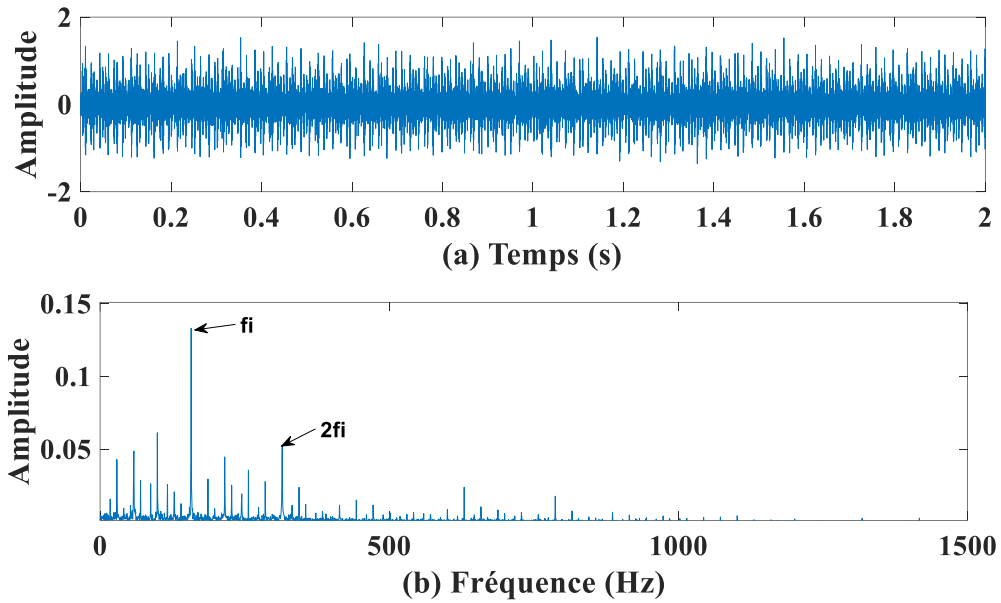


Figure IV. 2 Signal de vibration original avec défaut de bague intérieure :

a) temps, b) spectre d'enveloppe.

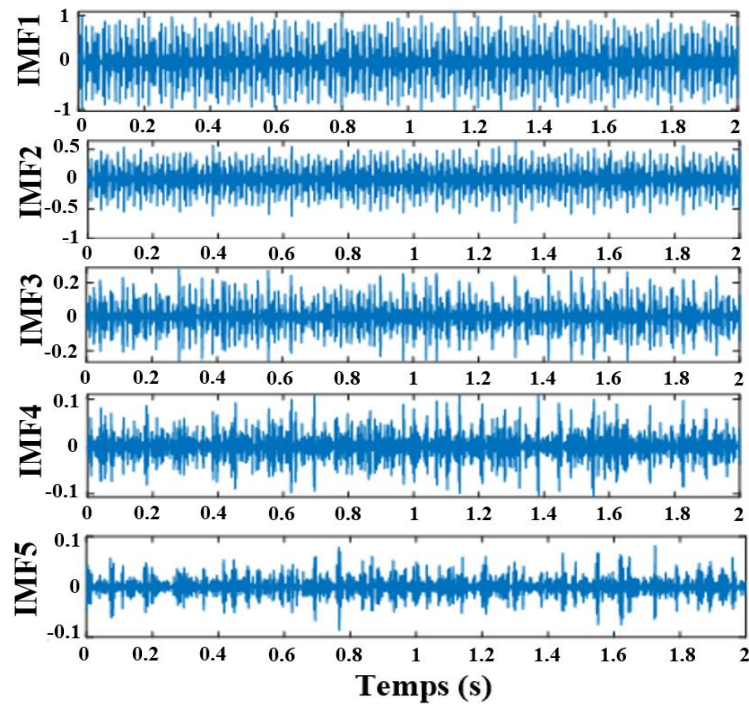


Figure IV. 3 Résultats de décomposition du signal original par EEMD.

Tableau IV.1 Valeurs de kurtosis de chaque IMF sous un défaut dans la bague intérieure.

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	8,51	5,84	6,42	5,30	4,97

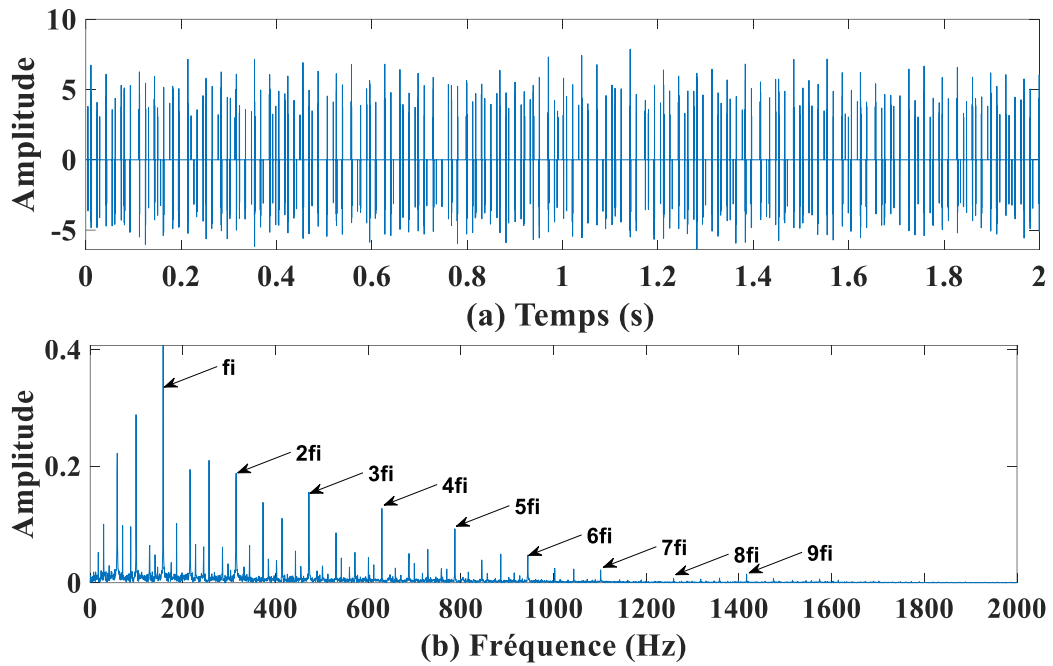


Figure IV. 4 : a) Signal résultant obtenu par EEMD-DEN- 3σ , b) Spectre d'enveloppe.

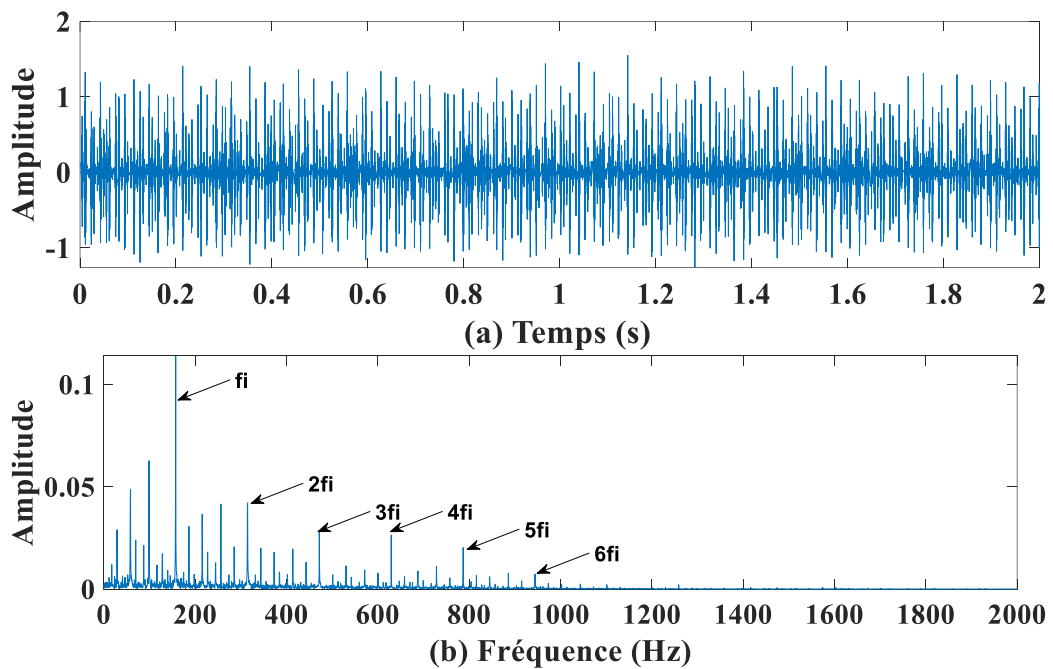


Figure IV. 5 : a) Signal résultant obtenu par l'EEMD, b) Spectre d'enveloppe.

IV.2.3.1.1 EEMD versus EEMD-DEN-3 σ

Pour évaluer l'efficacité des améliorations apportées à la méthode EEMD, une comparaison a été effectuée entre les résultats obtenus par la méthode proposée EEMD-DEN-3 σ et ceux obtenus à l'aide de la méthode EEMD seule (Figure IV-5). Il est clair que la méthode proposée est plus efficace pour supprimer le bruit et mettre en évidence les impulsions de défaut. De plus, le spectre enveloppe obtenu avec la méthode proposée fournit plus d'informations sur les défauts ($2f_i, 3f_i, 4f_i, 5f_i, 6f_i, 7f_i, 8f_i, 9f_i$) que celui obtenu avec l'EEMD. Ces résultats de comparaison démontrent l'efficacité de la méthode EEMD-DEN-3 σ pour améliorer la détection des défauts de la bague intérieure du roulement.

IV.2.3.2 Détection du défaut dans la bague extérieure

Dans cette partie, nous allons analyser le signal de vibration provenant d'un défaut dans la bague extérieure. Les paramètres de l'expérimentation sa fonctionne sous une vitesse de rotation de 1797 tr/min, une charge de 0 chevaux et une taille de défaut de 0,021 pouces. En utilisant les paramètres présentés dans le Tableau (II.1) et l'équation (I-2), nous pouvons calculer la fréquence caractéristique du défaut de la bague extérieure, qui est de 107,01 Hz. En analysant un signal de roulement de 24000 points de données, nous allons tracer le signal original avec le signal du défaut de la bague extérieure dans la figure (IV-6-a). Le spectre enveloppe est présenté dans la figure (IV-6-b). Bien que la fréquence caractéristique du défaut de la bague extérieure et son premier harmonique soient identifiables, l'interférence du bruit empêche l'identification des autres harmoniques. Ainsi, un prétraitement est nécessaire pour améliorer la détection des défauts.

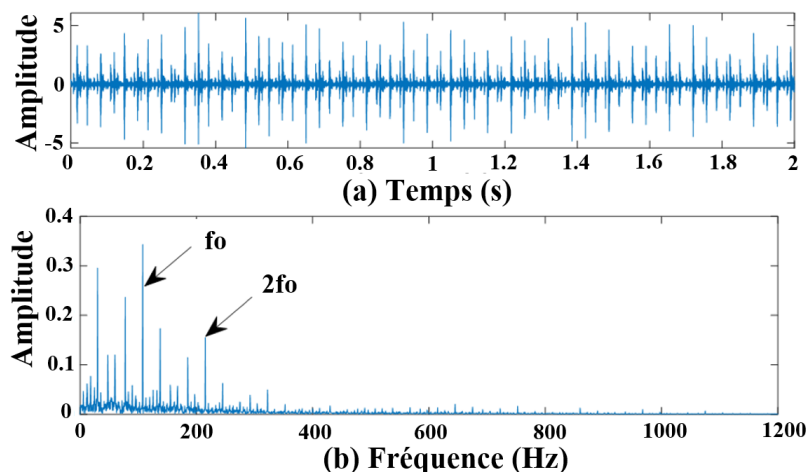


Figure IV. 6 Signal temporel et spectre d'enveloppe du défaut dans la bague extérieure.

Afin de mettre en évidence les avantages de l'approche proposée pour améliorer la détection des défauts, nous avons utilisé la méthode EEMD pour décomposer le signal mesuré et avons représenté les cinq premières IMFs dans la figure (IV-7). Les valeurs de kurtosis de ces IMFs sont présentées dans le tableau (IV.2), et il est clair que les IMF1 et IMF2 ont des valeurs significatives, ce qui les rend utiles pour la reconstruction du signal. Pour réduire le bruit dans le signal reconstruit, nous avons appliqué la technique DEN- 3σ . Tout d'abord, le signal reconstruit a été normalisé en utilisant la normalisation à moyenne nulle. Ensuite, la valeur efficace Y_{rms} du signal normalisé a été calculée et les composantes qui sont tombées dans cette plage $\pm 3Y_{rms}$ ont été supprimées. La figure (IV-8-a) montre le signal après le débruitage, où il est clair que le niveau de bruit est efficacement réduit et que les impulsions périodiques de défaut sont mises en évidence. En comparant le spectre enveloppe de la figure (IV-8-b) avec celui du signal original de la figure (IV-6-b), nous avons pu extraire la fréquence caractéristique de défaut de la bague extérieure f_o ainsi que davantage d'informations sur le défaut ($2f_o, 3f_o, 4f_o, 5f_o, 6f_o$ et $7f_o$) par rapport à la méthode EEMD seule. Par conséquent, la comparaison des résultats confirme clairement l'amélioration significative apportée par la méthode EEMD-DEN- 3σ en matière de détection et de caractérisation des défauts de la bague extérieure.

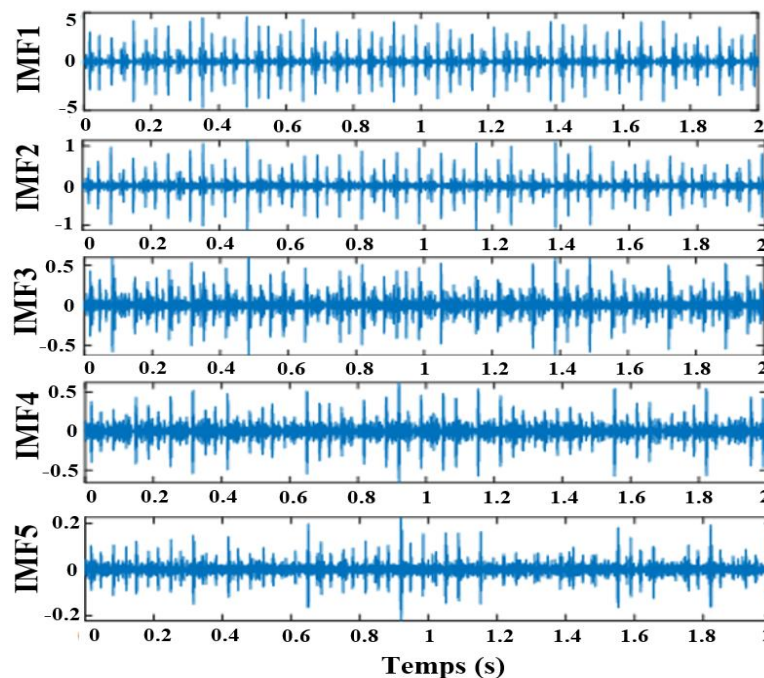
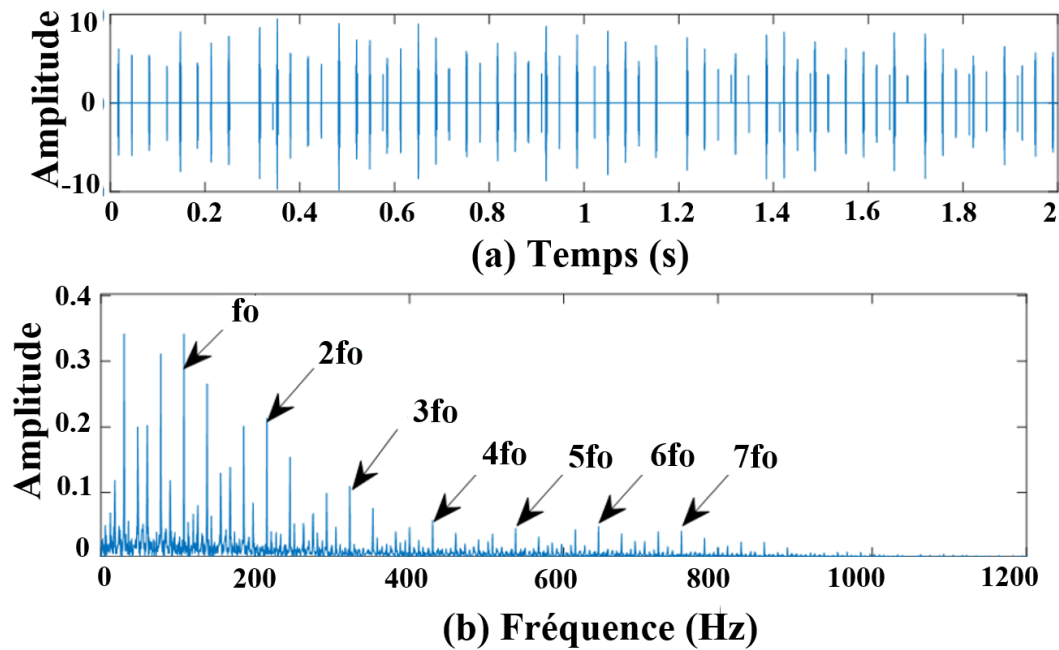


Figure IV. 7 Résultats de décomposition du signal original par EEMD.**Tableau IV.2** Valeurs de kurtosis d'IMFs

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	17,70	25,19	10,60	8,84	10,06

**Figure IV. 8** : a) Signal résultant obtenu par EEMD-DEN- 3σ , b) Spectre d'enveloppe.

IV.2.3.2.1 EEMD versus EEMD-DEN- 3σ

Afin de valider les améliorations apportées à la méthode EEMD, nous avons comparé les résultats obtenus par la méthode EEMD-DEN- 3σ avec ceux obtenus en utilisant uniquement l'EEMD (Figure IV-9). Le signal reconstruit avec les IMFs efficaces est montré dans la figure (IV-9-a) et son spectre enveloppe est présenté dans la figure (IV-9-b). En comparant la figure (IV-8-a) avec la figure (IV-9-a), il est clair que la méthode EEMD-DEN- 3σ élimine le bruit et met en évidence les impulsions de défaut de manière plus efficace que l'EEMD. En comparant les spectres enveloppes dans la figure (IV-8-b) et la figure (IV-9-b), cette méthode peut également extraire plus d'informations sur les défauts ($2f_0, 3f_0, 4f_0, 5f_0, 6f_0$ et $7f_0$) par rapport à la méthode EEMD seule. Les résultats de comparaison démontrent l'amélioration significative apportée par la méthode EEMD-DEN- 3σ en termes de capacité à détecter et à caractériser les défauts de

roulement.

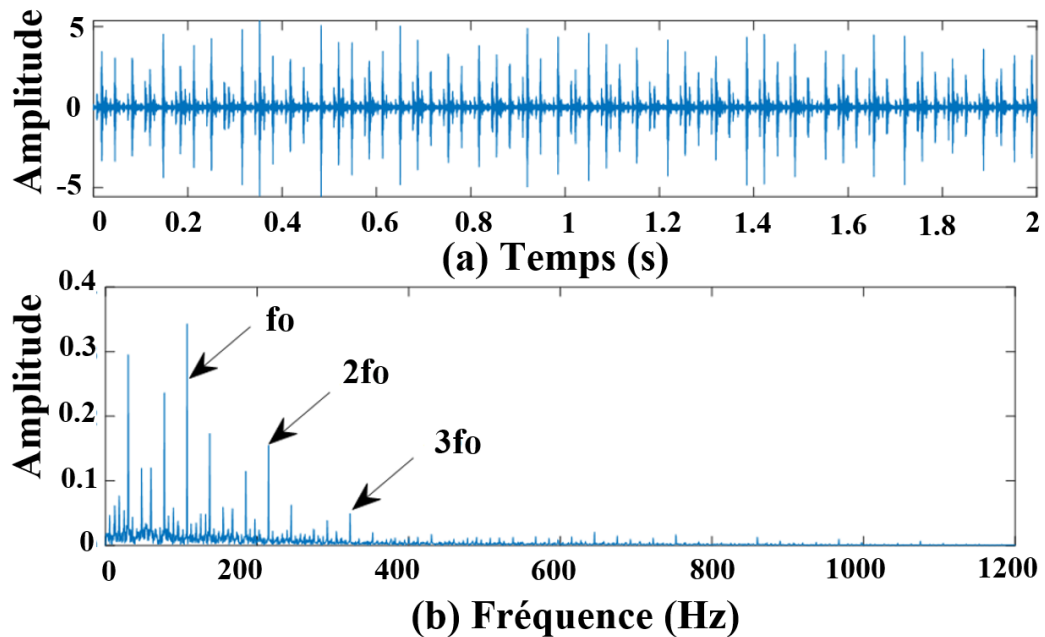


Figure IV. 9 a) Signal résultant obtenu par l'EEMD, b) Spectre d'enveloppe.

IV.3 DÉTECTION DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS BASÉE SUR UNE VERSION AMÉLIORÉE DE L'EEMD ET UN PROCESSUS DE DÉCONVOLUTION

IV.3.1 Contraintes des méthodes de sélection d'IMFs

Étant donné que les signaux de vibration des roulements décomposés comportent plusieurs IMFs, dont certaines représentent les caractéristiques des défauts tandis que d'autres contiennent des informations non pertinentes.

IV.3.1.1 Contraintes de sélection de la meilleure IMF

Plusieurs études ont fait valoir l'idée de sélectionner une seule IMF qui contient les informations les plus cruciales. Wang et al [WAN14] ont suggéré d'utiliser la valeur la plus élevée de kurtosis pour identifier l'IMF pertinente. Yang et al [YAN18] ont sélectionné l'IMF efficace en utilisant l'information mutuelle, tandis que Li J et al [JIN18] ont utilisé le coefficient de corrélation de Spearman pour calculer la similarité de chaque IMF avec le signal d'entrée afin de déterminer l'IMF requise. Un indice de mérite pour déterminer l'IMF pertinente a été proposé dans [RIC11]. Cependant, cette approche peut

entraîner la perte d'informations pertinentes présentes dans d'autres IMFs. Il est donc essentiel de prendre en compte l'ensemble des IMFs importantes afin de ne pas négliger des informations cruciales lors de l'analyse des données.

IV.3.1.2 Contraintes de sélection de plusieurs IMFs

À l'inverse, d'autres études ont développé des indices pour sélectionner un ensemble d'IMFs contenant des informations de défaut. Li Z et al [ZHI16] ont développé un spectre de différence d'indice de kurtosis pondéré pour choisir les IMFs importants, tandis que Ma et al [JUN18] ont utilisé le coefficient de corrélation pour sélectionner les IMFs efficaces. Luo et al [LUO17] ont identifié les IMFs efficaces en utilisant des valeurs de kurtosis élevées. Cependant, il convient de noter que cette approche peut entraîner l'inclusion de données inutiles et indésirables. La sélection de plusieurs IMFs peut conduire à l'ajout d'informations redondantes ou non pertinentes, ce qui peut compliquer l'analyse des données et potentiellement entraîner des résultats erronés.

IV.3.1.1 Méthodes de sélection d'IMFs habituelles basées sur la kurtosis

Dans cette partie, nous mentionnerons les problèmes auxquels nous pourrions faire face lors de l'utilisation des méthodes de sélection d'IMFs habituelles basées sur la kurtosis dans le diagnostic de défaut de roulement [DAM22]. Kurtosis est un indicateur statistique qui peut être utilisé pour la détection de signaux impulsifs (signaux d'impact), elle est donc adaptée pour le diagnostic précoce des défauts des roulements à billes. Pour un fonctionnement sans défaut du roulement, la kurtosis a une valeur d'environ 3 (distribution gaussienne d'amplitude), mais dès que les impulsions apparaissent, elle a une valeur de kurtosis beaucoup plus élevée [LOR07]. De cette raison, deux méthodes de sélection des IMFs habituelles sont utilisées : la première consiste à sélectionner les IMF avec une valeur de kurtosis élevée ($K > 3$) et la deuxième méthode de sélection est basée sur la meilleure IMF avec la valeur de kurtosis la plus élevée (valeur maximale de kurtosis). La figure (IV-10) montre le diagramme de flux de ces méthodes de sélection d'IMFs habituelles basées sur la kurtosis.

IV.3.1.2 Résultats et discussion

Les données de l'Université Case Western Reserve [CWR23] ont été utilisées pour utiliser ces deux méthodes. Dans cette étude, nous avons utilisé les signaux temporels

enregistrés pour le défaut de la bague interne du roulement d'extrémité d'entraînement. 12000 échantillons ont été collectés par seconde pour ce signal de vibration. L'essai expérimental a été effectué en utilisant un roulement à billes à gorge profonde. Le signal de vibration sous défaut de roulement figure (IV-11) est décomposé par EEMD. Les résultats des sept premières IMFs sont présentés dans la figure (IV-12). Le tableau (IV.3) montre les valeurs de kurtosis de chaque IMF. Il est clair que les six premières valeurs de kurtosis sont plus importantes. Par conséquent, ces IMFs sont sélectionnées si nous utilisons la méthode de sélection avec une kurtosis élevée ($K > 3$). On peut également constater que l'IMF1 a la valeur la plus élevée. Ainsi, cette IMF est sélectionnée si nous utilisons la deuxième méthode de sélection basée sur la valeur la plus élevée de kurtosis (valeur maximale de kurtosis).

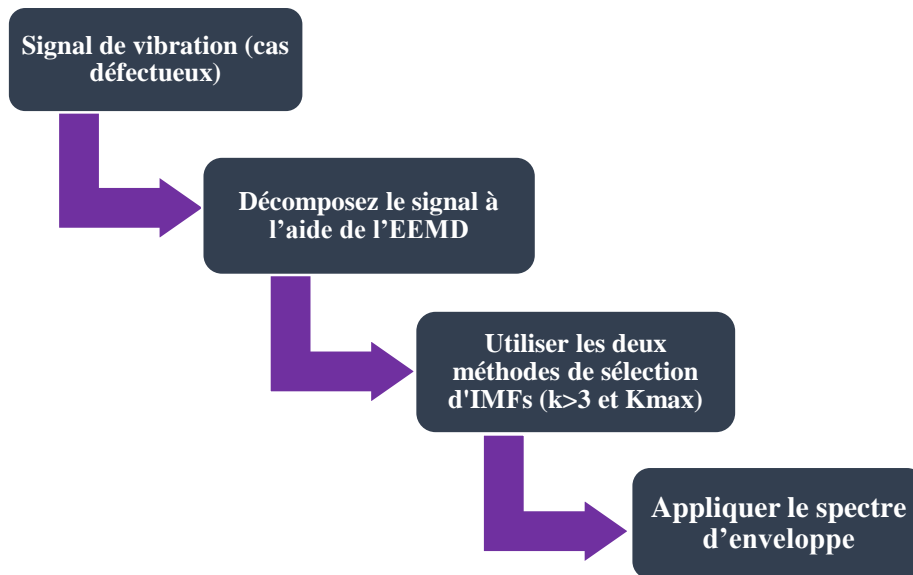


Figure IV. 10 Organigramme des méthodes habituelles de sélection d'IMFs basées sur le kurtosis.

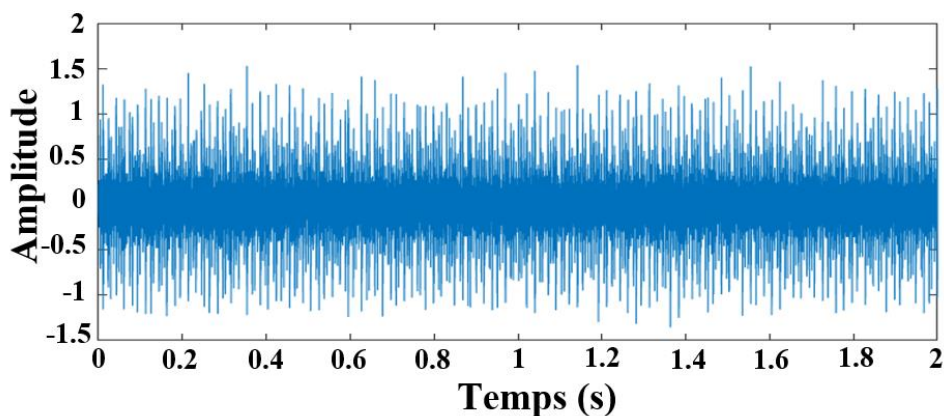
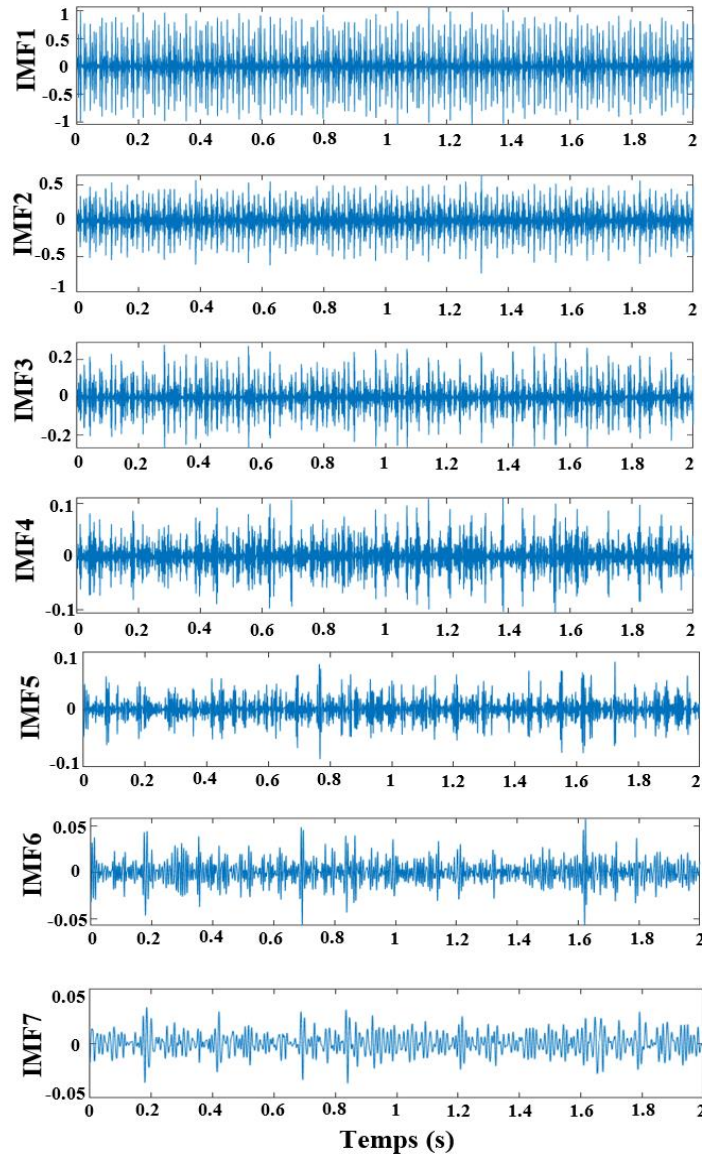


Figure IV. 11 Signal de vibration sous roulement défectueux.**Figure IV. 12** IMFs résultantes du l'EEMD.**Tableau IV.3** Valeurs de kurtosis de chaque IMF.

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
Kurtosis	8.51	5.84	6.42	5.30	4.97	4.94	3.71

Pour avoir des informations sur le défaut, les spectres d'enveloppe correspondants de chaque IMF présentés dans la figure (IV-13) peuvent donner une bonne décision. Il a été constaté que les pics du défaut de la bague intérieure et de ses harmoniques sont clairement distinguables pour le spectre d'enveloppe de l'IMF1, de l'IMF2 et de l'IMF3, tandis que les IMF4, IMF5 et IMF6 ne montrent pas de pics clairs, ce qui indique que les IMF1 à IMF3 sont des IMFs efficaces et les autres sont indésirables, car elles contiennent

principalement des données inutiles et bruyantes, même si elles ont une valeur de kurtosis élevée, cela est dû au fait que la valeur de kurtosis est très sensible aux impulsions transitoires non périodiques du signal [ZHA21]. Ainsi, en raison de cela, la méthode de sélection d'IMFs avec une kurtosis élevée ($K > 3$) entraîne l'ajout de données inutiles et indésirables.

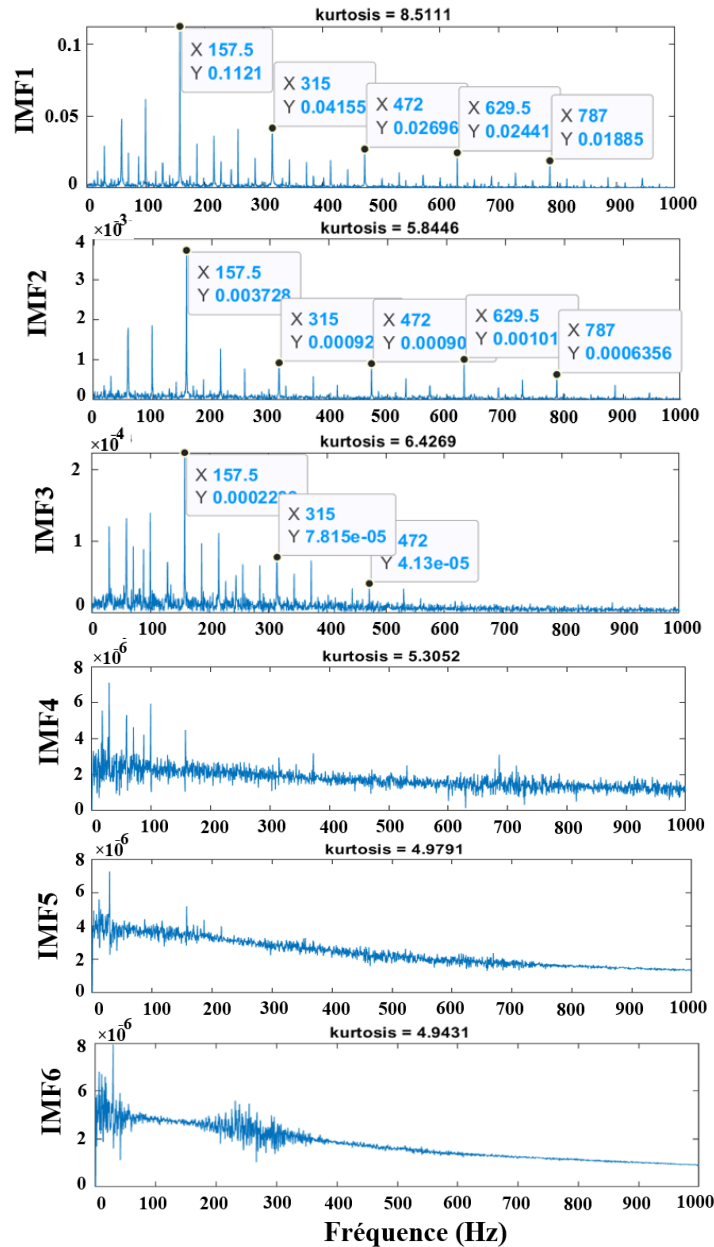


Figure IV. 13 Spectres d'enveloppe d'IMFs.

On peut également constater que si nous ne sélectionnons que la meilleure IMF basée sur la valeur de kurtosis la plus élevée (IMF1), alors les informations contenues dans IMF2 et IMF3 sont perdues, et en raison de cela, la méthode de sélection basée sur la valeur maximale de kurtosis (K_{max}) conduit à la possibilité de perdre des IMFs utiles

contenant une partie des informations de défaut [ZHI16]. Il était préférable de choisir IMF1, IMF2 et IMF3 comme IMFs efficaces et utiles, cela garantit qu'aucune information sur le défaut n'est perdue et qu'aucune donnée indésirable n'est ajoutée. Les résultats ont montré que la sélection d'IMFs avec une kurtosis élevée entraîne l'ajout de données inutiles et indésirables. D'autre part, la méthode de sélection basée sur la valeur maximale de kurtosis (Kmax) conduit à la possibilité de perdre des IMFs utiles. Par conséquent, nous pouvons dire que la sélection d'IMFs efficaces parmi de nombreuses IMFs tout en veillant à ce qu'aucune information sur le défaut ne soit perdue et qu'aucune donnée indésirable ne soit ajoutée, est l'une des étapes importantes pour le diagnostic de défaut de roulement. Pour résoudre les problèmes mentionnés ci-dessus, la prochaine section propose une nouvelle approche appelée Modes Combinés d'EEMD (CMEEMD en anglais).

IV.3.2 Notions de la méthode Modes Combinés d'EEMD (CMEEMD)

La méthode CMEEMD [DAM23] vise à extraire tous les modes combinés (CMs) d'IMFs adjacentes décomposées à partir du signal de vibration de défaut de roulement en utilisant EEMD. Ce processus est décrit en détail ci-dessous avec un organigramme présenté dans la figure (IV-14). Les IMFs adjacentes sont combinés en utilisant l'expression suivante :

$$CM_{i \rightarrow j} = IMF_i + \dots + IMF_j \quad (IV-8)$$

Où $CM_{i \rightarrow j}$ est la combinaison des modes adjacents des IMFs depuis IMF_i à IMF_j , IMF_i est l'IMF qui commence la combinaison, et IMF_j est l'IMF qui la termine. L'extraction des CMs se fait comme suit :

- Diviser ces CMs en groupes. Le premier groupe est composé des CMs commençant par le premier mode. En utilisant l'équation (IV-8), on obtient :

$$CM_{1 \rightarrow j} = IMF_1 + \dots + IMF_j \quad 2 \leq j \leq N \quad (IV-9)$$

Où $CM_{1 \rightarrow j}$ est la combinaison des IMFs adjacentes d' IMF_1 à IMF_j pour $j = 2, \dots, N$, N est le nombre d'IMFs. En utilisant l'équation (IV-9), extraire tous les CMs commençant par IMF_1 :

$$\begin{aligned}
 CM_{1 \rightarrow 2} &= IMF_1 + IMF_2 \\
 CM_{1 \rightarrow 3} &= IMF_1 + IMF_2 + IMF_3 \\
 &\vdots \\
 CM_{1 \rightarrow N} &= IMF_1 + IMF_2 + IMF_3 + \dots + IMF_N
 \end{aligned}
 \tag{IV-10}$$

Le deuxième groupe est composé des CMs commençant par le deuxième mode. Dans ce cas, l'équation (IV-8) peut être exprimée comme suit :

$$CM_{2 \rightarrow j} = IMF_2 + \dots + IMF_j \quad 3 \leq j \leq N
 \tag{IV-11}$$

Où $CM_{2 \rightarrow j}$ est la combinaison des IMFs adjacentes de deuxième mode à IMF_j pour $j = 3, \dots, N$. En utilisant l'équation (IV-11), extraire tous les CMs commençant par IMF_2 :

$$\begin{aligned}
 CM_{2 \rightarrow 3} &= IMF_2 + IMF_3 \\
 CM_{2 \rightarrow 4} &= IMF_2 + IMF_3 + IMF_4 \\
 &\vdots \\
 CM_{2 \rightarrow N} &= IMF_2 + IMF_3 + IMF_4 + \dots + IMF_N
 \end{aligned}
 \tag{IV-12}$$

Le processus se poursuit jusqu'à ce que nous atteignons le groupe N-1. Dans ce cas, la dernière combinaison peut être représentée par l'équation suivante :

$$CM_{N-1 \rightarrow N} = IMF_{N-1} + IMF_N
 \tag{IV-13}$$

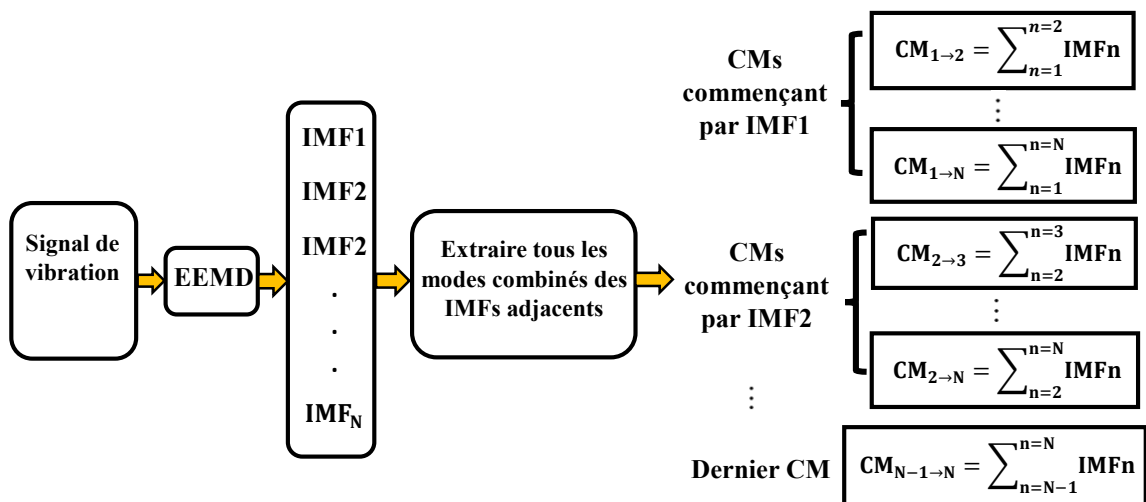


Figure IV. 14 Organigramme de la méthode CMEEMD [DAM23].

IV.3.3 Kurtosis et l'écart absolu médian (KMAD)

Une fois que tous les CMs ont été extraits, nous devons identifier la combinaison appropriée d'IMFs utiles. Un indicateur est nécessaire pour sélectionner cette combinaison parmi tous les autres CMs. Dans de nombreuses études, le kurtosis maximum était utilisé pour identifier l'IMF le plus sensible. Cependant, si nous considérons uniquement le meilleur IMF, nous risquons de perdre des informations sur les défauts contenus dans d'autres IMFs [ZHE19], [DIB21]. Par conséquent, cet article utilise le kurtosis des IMFs combinées. La probabilité d'identifier la combinaison appropriée est plus élevée lorsque la valeur de kurtosis de la combinaison correspondante est élevée. Selon [YAN07] [CHE19] [SUN21], les IMFs avec des bandes de fréquences élevées du signal de vibration contiennent les principales informations de défaut sur les roulements. On sait que plus la bande de fréquence est élevée, plus l'écart absolu médian (MAD en anglais) est grand. Par conséquent, MAD peut être utilisé pour identifier les IMFs avec des bandes de fréquences élevées. L'expression de MAD est la suivante [SUN21]:

$$\text{MAD}(y) = \text{median}\left(\left|y_n - \text{median}(y)\right|\right) \quad (\text{IV-14})$$

Ici, y_n représente le n-ième échantillon du signal y . Pour s'assurer que seuls les IMFs utiles sont combinés dans la combinaison efficace, l'indicateur de sélection proposé vise à empêcher les IMFs indésirables d'être ajoutés. En conséquence, à mesure que le nombre d'IMFs dans la combinaison diminue, la probabilité d'obtenir la combinaison requise augmente.

Basé sur tout ce qui précède, un indicateur est proposé (KMAD), qui combine le kurtosis et le MAD pour sélectionner la combinaison appropriée d'IMFs utiles [8].

$$\text{KMAD}_{i \rightarrow j} = \frac{K_{i \rightarrow j} \cdot \text{MAD}_i}{\sum_i^j \text{MAD}_n} \quad (\text{IV-15})$$

Dans cette équation, $K_{i \rightarrow j}$ est la valeur de kurtosis de $\text{CM}_{i \rightarrow j}$, où $\text{CM}_{i \rightarrow j}$ est la combinaison des modes adjacents des IMFs depuis IMF_i à IMF_j , MAD_i est la moyenne de l'écart absolu de IMF_i qui commence la combinaison, et $\sum_i^j \text{MAD}_n$ signifie la somme des MADs d'IMFs depuis IMF_i à IMF_j . Une combinaison avec moins d'IMFs a une valeur

plus faible de $\sum_i^j \text{MAD}_n$, ce qui augmente la probabilité d'obtenir la combinaison d'IMFs utiles. Pour chaque $\text{CM}_{i \rightarrow j}$, $\text{KMAD}_{i \rightarrow j}$ est calculé, où la valeur la plus élevée correspond à la combinaison requise.

IV.3.4 Processus de déconvolution amélioré (ENMED)

En raison de l'effet du bruit, il est difficile d'extraire les informations de défaut de roulement à un stade précoce. Il est donc essentiel de révéler les impulsions de défaut dans le signal de vibration. L'une des méthodes les plus fréquemment utilisées pour cela est MED. Cependant, lorsque le signal d'entrée contient du bruit, l'efficacité de la MED est réduite. Pour cette raison, le bruit affectera la sortie de la MED. Par conséquent, une approche améliorée de déconvolution (ENMED en anglais) est présentée dans cette section, qui vise à minimiser l'interférence de bruit dans la sortie de la MED en intégrant la règle des trois-sigmas. La figure (IV-15) est un diagramme de flux illustrant la stratégie ENMED, et les étapes sont les suivantes [DAM23] :

- Appliquer la technique MED au signal d'entrée ;
- Effectuer la méthode de débruitage dérivée de la règle des trois-sigma sur la sortie de la MED. Elle se compose des étapes suivantes :
 - Normaliser la sortie de la MED en utilisant la normalisation à moyenne nulle
 - Calculer la valeur efficace Y_{rms} du signal normalisé $Y(t)$;
 - Remplacer les données d'échantillonnage entre $\pm 3Y_{rms}$ par zéro tout en conservant les données en dehors de $\pm 3Y_{rms}$ inchangés.

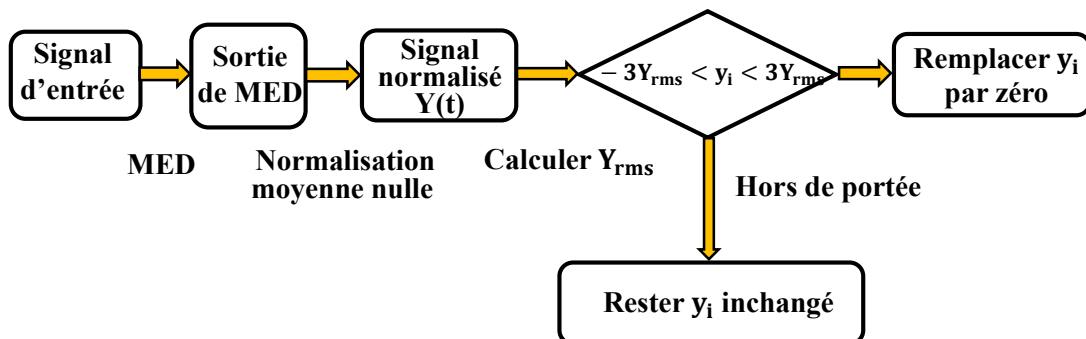


Figure IV. 15 Organigramme du processus ENMED [DAM23].

IV.3.5 CMEEMD-ENMED pour détecter les défauts de roulement

Cette proposition est basée sur CMEEMD et ENMED pour diagnostiquer les défauts dans le roulement d'après des signaux vibratoires. La figure (IV-16) illustre le diagramme de flux de la méthode proposée pour détecter les défauts de roulement [DAM23].

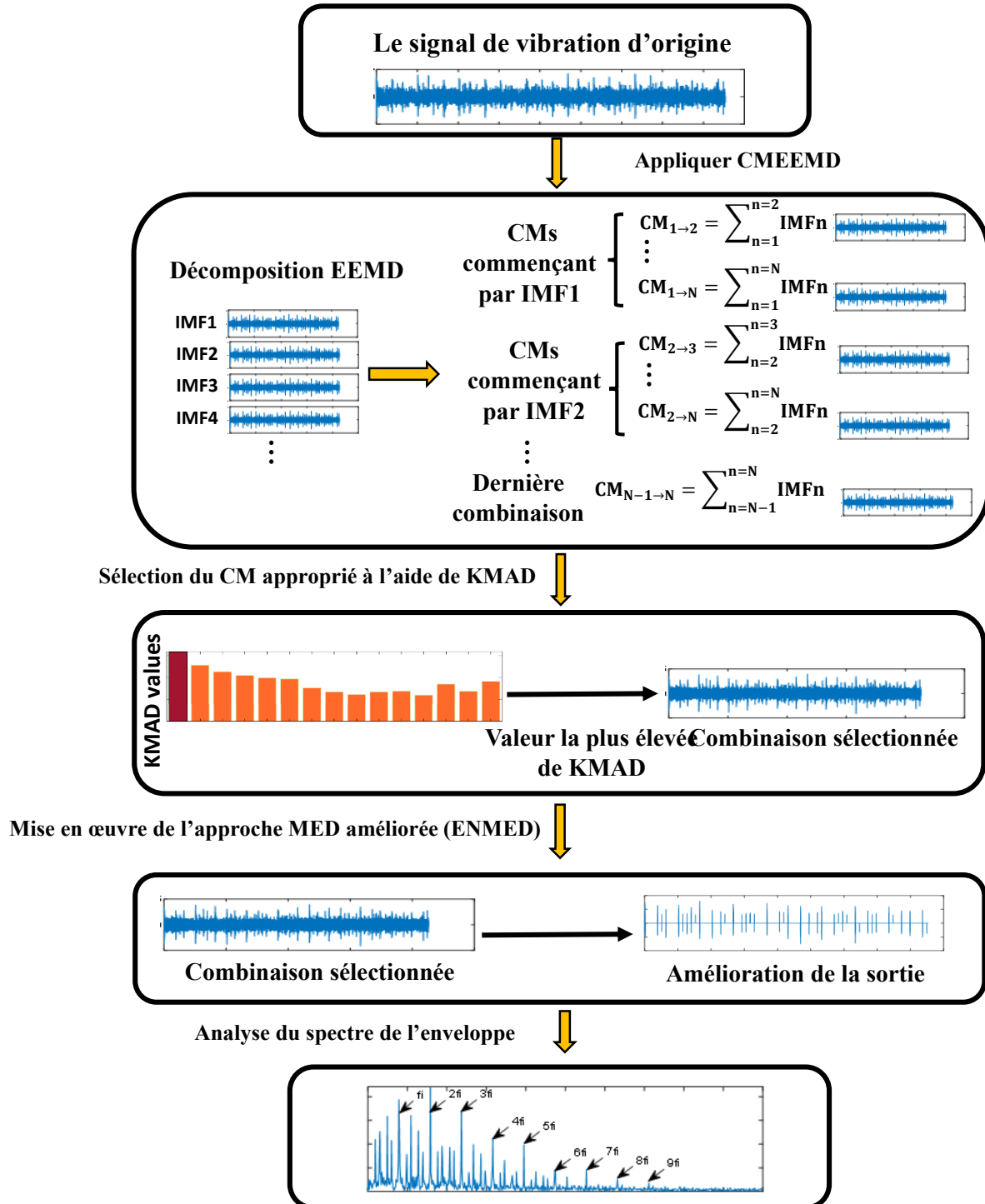


Figure IV. 16 Méthodologie proposée pour détecter les défauts de roulement.

Le processus proposé est présenté en détail dans les points suivant :

- Appliquer CMEEMD sur le signal de vibration de défaut comme suit :
 - Décomposer le signal de vibration de défaut en IMFs par EEMD ;
 - Extraire tous les modes combinés des IMFs adjacentes ;
- Sélectionner la combinaison appropriée en utilisant l'indicateur KMAD :
 - Calculer la valeur KMAD de chaque CM ;
 - Sélectionner la combinaison requise sur la base de la valeur la plus élevée de KMAD ;
- Appliquer ENMED sur le CM sélectionné.

IV.3.6 Exploitation de CMEEMD-ENMED

Un signal vibratoire dû au défaut du roulement dans la bague intérieure est présenté dans cette section pour vérifier l'efficacité et l'utilité de la méthode proposée. Donc, cela afin d'extraire les fréquences caractéristiques du défaut [DAM23]. Les impulsions périodiques représentent la forme d'onde de vibration causée par une défaillance locale du roulement. Cependant, ces impulsions sont généralement enfouies dans du bruit blanc. Par conséquent, nous pouvons obtenir le signal simulé du roulement à partir de [LIU12]. Dans cet article, la fréquence d'échantillonnage est de 12000 Hz, la fréquence de résonance est de 3000 Hz, la fréquence de défaut de la bague intérieure est de 79 Hz, le décalage temporel est nul, la fréquence de rotation est de 28 Hz et le rapport d'amortissement $B = 500$. Le bruit aléatoire a une moyenne nulle et une variance de $\sigma^2 = 0.7^2$. La longueur des données du signal est de 10240. Le signal simulé est représenté dans la Figure (IV-17-a). On peut constater que l'effet du bruit empêche l'extraction des impulsions périodiques. Dans le spectre d'enveloppe de la figure (IV-17-b), bien que la caractéristique de défaut f_i et le premier harmonique $2f_i$ puissent être extraits. Les autres harmoniques sont recouvertes par des interférences de bruit. Afin d'améliorer la détection de défaut, ce signal doit être prétraité. En se basant sur le diagramme de flux détaillé de la méthode proposée d'extraction de caractéristiques de défaut décrite dans la Figure (IV-16), les processus suivants sont suivis :

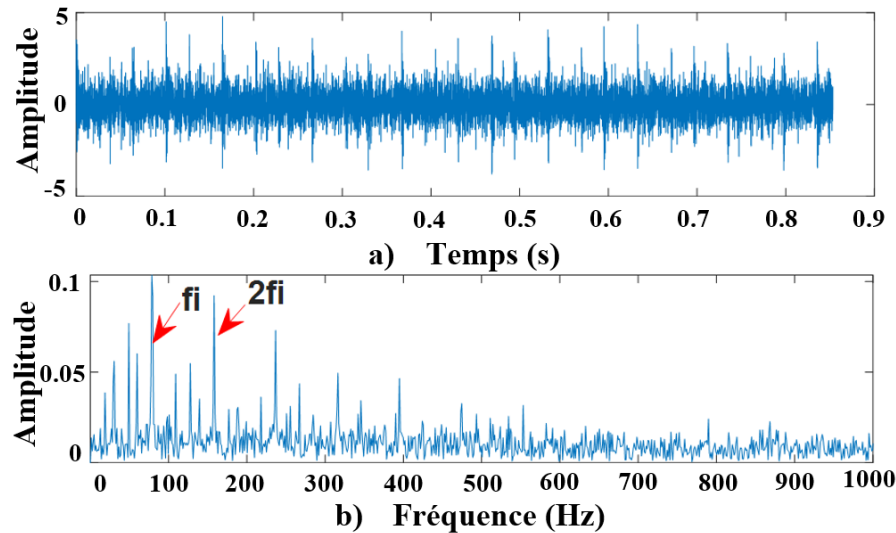


Figure IV. 17 Signal simulé de défaut de bague intérieure :
a) forme d'onde ; b) spectre d'enveloppe.

IV.3.6.1 Application de CMEEMD

Les informations significatives du défaut des roulements sont incluses dans les IMFs avec des bandes de haute fréquence. Par conséquent, la méthode CMEEMD utilise l'EEMD pour décomposer ce signal simulé en six IMFs. Ensuite, on extrait tous les combinaisons d'IMFs adjacentes (CMs). En se basant sur la méthode recommandée pour l'extraction des CMs détaillée dans la section (IV.3.2), quinze CMs sont générés à partir des six IMFs. Les IMFs obtenues sont tracées dans la Figure (IV-18) et les CMs extraits sont illustrés dans la Figure (IV-19). L'étape suivante consiste à identifier la combinaison la plus utile.

IV.3.6.2 Sélection du CM approprié

En se basant sur les formes d'onde dans le domaine temporel données dans la Figure (IV-19), les différences entre les CMs sont insignifiantes. Par conséquent, la combinaison la plus efficace est sélectionnée en utilisant l'indicateur KMAD proposé. En se basant sur l'équation (IV-15), les valeurs KMAD de chaque combinaison sont illustrées dans la Figure (IV-20). On observe que la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a la valeur la plus élevée parmi toutes les autres combinaisons. Cela indique que c'est la combinaison appropriée des IMFs utiles, c'est-à-dire l'IMF1 et l'IMF2.

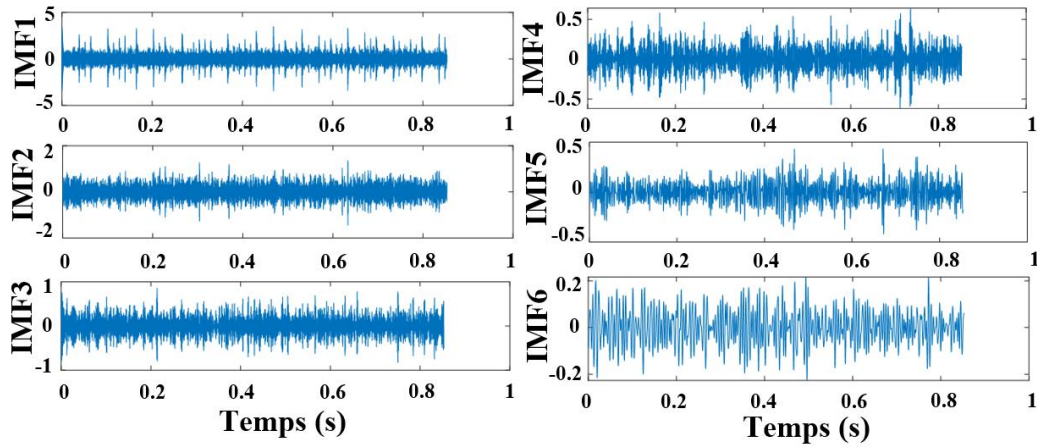


Figure IV. 18 Résultats de la décomposition du signal par EEMD.

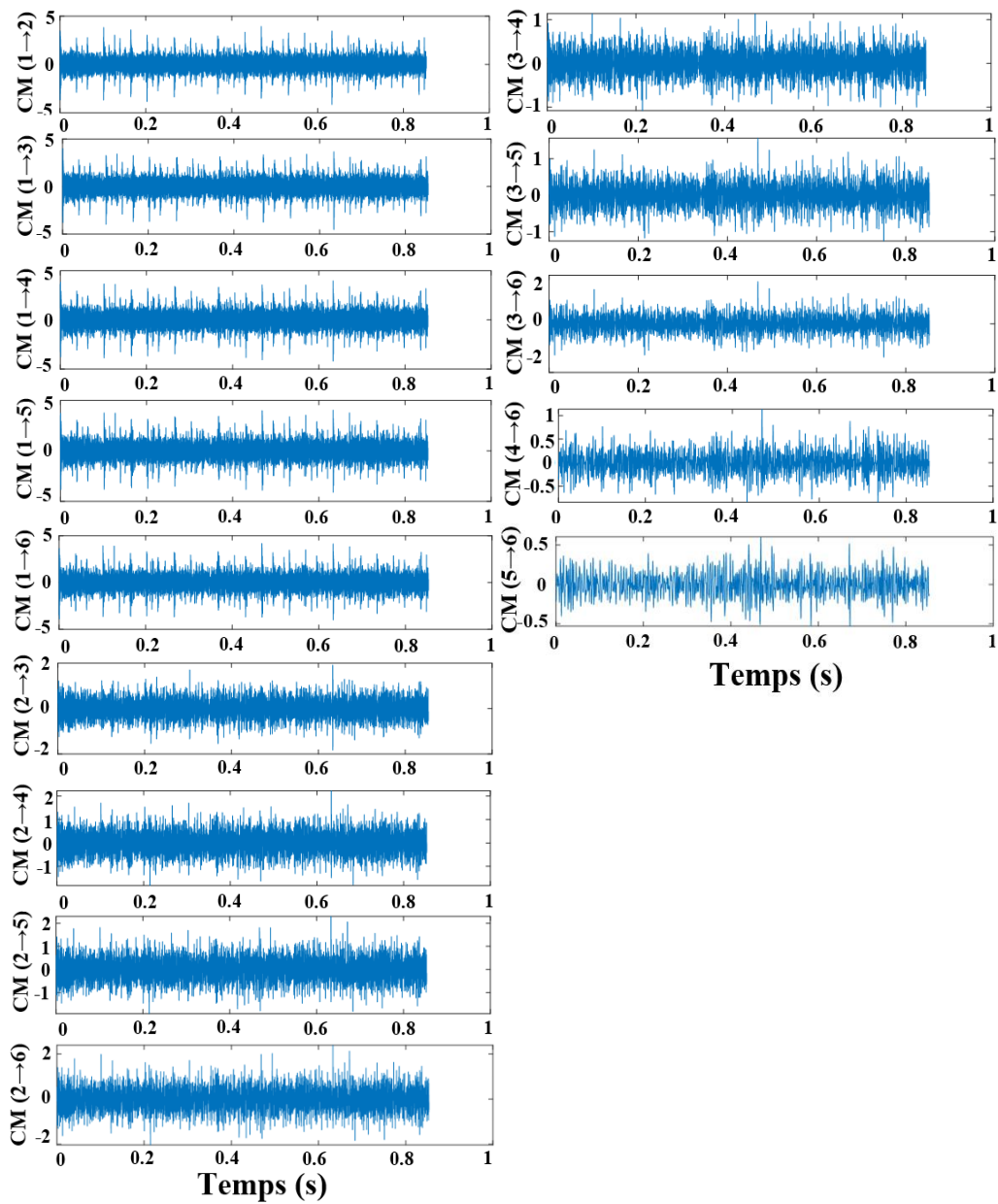


Figure IV. 19 CMs extraits d'IMFs adjacentes.

IV.3.6.3 Application du ENMED

Cette méthode vise à minimiser les interférences de bruit dans la sortie MED. La première étape consiste à souligner les impulsions de défaut dans la combinaison sélectionnée $CM_{1 \rightarrow 2}$ en utilisant MED. Ensuite, nous minimisons le bruit en utilisant la règle des trois sigmas. Comme illustré dans la Figure (IV-21-a), le bruit est minimisé et les impulsions de défaut sont mises en évidence. À partir du spectre d'enveloppe dans la Figure (IV-21-b), nous pouvons extraire efficacement et avec précision la fréquence caractéristique de défaut de la bague intérieure f_i et neuf harmoniques ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$, $6f_i$, $7f_i$, $8f_i$, $9f_i$, et $10f_i$). Cela indique que la méthode proposée d'extraction de caractéristiques de défaut de roulement peut extraire les informations de défaut de manière excellente.

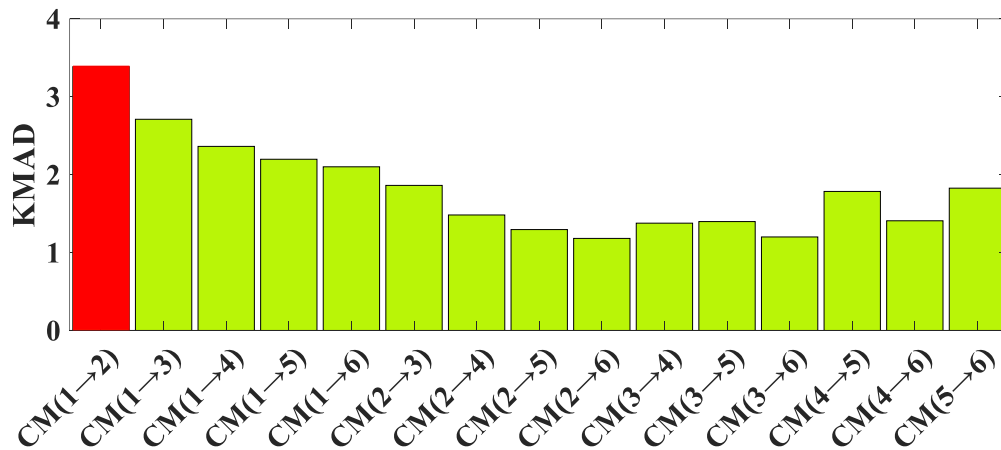


Figure IV. 20 Valeurs de KMAD pour chaque combinaison.

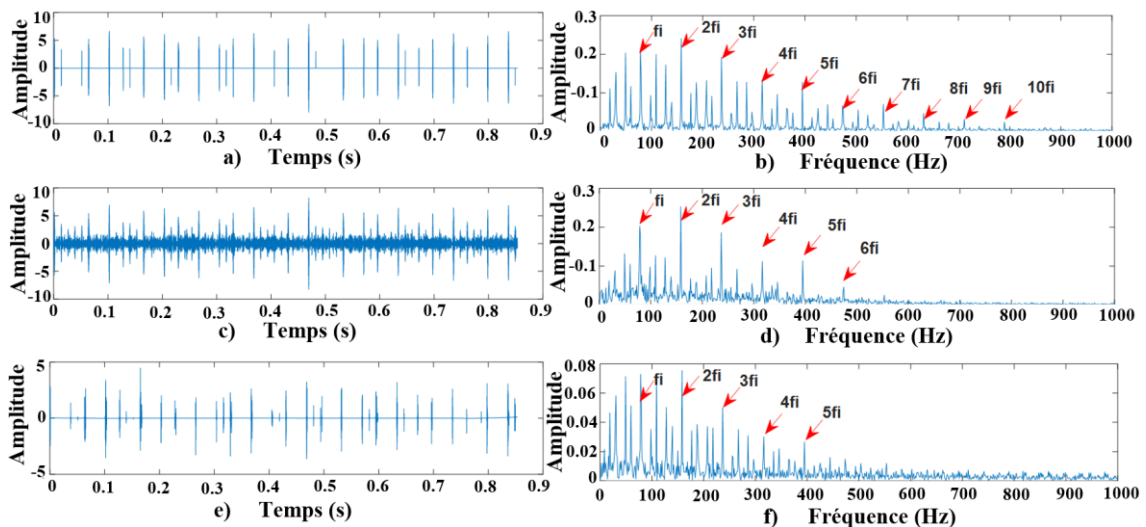


Figure IV. 21 Résultats après traitement de la combinaison sélectionnée en utilisant : ENMED (a,b) ; MED conventionnelle (c,d) WDEN (e,f).

IV.3.6.4 Avantages de CMEEMD et ENMED

Pour démontrer la supériorité du processus de déconvolution amélioré proposé, la MED conventionnelle est appliquée sur la combinaison sélectionnée $CM_{1 \rightarrow 2}$. Figures (IV-21-c) et (IV-21-d) montrent les résultats du traitement de la combinaison sélectionnée $CM_{1 \rightarrow 2}$ par MED. Comme visualisé dans la figure (IV-21-c), les impulsions de défaut sont mises en évidence et le niveau de bruit est réduit. Cependant, certaines interférences de bruit sont encore visibles. En la comparant avec la figure (IV-21-a), il est clair que l'interférence de bruit a été significativement réduite. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-21-d), nous ne pouvons extraire que la fréquence caractéristique de défaut de la bague intérieure f_i et cinq harmoniques ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$, et $6f_i$). En comparaison avec la figure (IV-21-b), il est évident que nous pouvons obtenir plus d'informations de défaut. Les résultats de comparaison démontrent que la MED améliorée proposée surpasse la MED pour améliorer la détection de défaut. Pour démontrer la supériorité de l'approche MED améliorée dans la minimisation du bruit, la méthode de suppression d'ondelettes (WDEN en anglais) est réalisée sur la combinaison sélectionnée $CM_{1 \rightarrow 2}$. La figure (IV-21-e) montre que l'interférence de bruit est réduite dans une certaine mesure, cependant, les fréquences de défaut extraites et leurs harmoniques dans la figure (IV-21-f) ne sont pas aussi bons que dans la figure (IV-21-b). Dans ce cas, la méthode WDEN est moins efficace pour supprimer le bruit, rendant difficile l'extraction d'informations de défaut de la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$. Les résultats démontrent que la MED améliorée proposée surpasse la méthode WDEN pour la suppression de bruit. Les interharmoniques (fréquences caractéristiques des défauts) présentent les harmoniques de la fréquence de rotation considérés comme des informations extraites. Dans la figure (IV-21-b), on peut voir que ces harmoniques de la fréquence de rotation sont évidents alors qu'ils sont cachés dans la figure (IV-21-d). Cela est dû au fait que le bruit a été minimisé dans la figure (IV-21-a). En outre, une comparaison de la méthode de sélection conventionnelle d'IMFs en utilisant le kurtosis maximum avec l'indicateur de sélection KMAD proposé est présentée pour illustrer ses avantages. Le tableau (IV.4) montre les valeurs de kurtosis des six premières IMFs. On peut constater que l'IMF1 a la valeur la plus élevée de tous les résultats de décomposition, donc elle est sélectionnée comme IMF sensible. L'IMF1 a été traitée en utilisant l'approche de déconvolution améliorée. Comme illustré dans le spectre d'enveloppe de la figure (IV-22-a), les informations de défaut extraites sont plus faibles que les informations de défaut extraites dans la figure (IV-22-b). Cela indique que la

combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ contient des informations riches de caractéristiques de défaut. L'indicateur KMAD a identifié la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ comme une combinaison d'IMFs appropriée, c'est-à-dire l'IMF1 et l'IMF2. Par conséquent, si l'on ne choisit que l'IMF1, les informations contenues dans l'IMF2 seront perdues. Cela prouve que la sélection de la combinaison appropriée en utilisant l'indicateur de sélection KMAD surmonte l'inconvénient de la méthode de sélection des IMFs utilisant le kurtosis pour garantir qu'aucune information sur le défaut n'est perdue.

Tableau IV.4 Valeurs de kurtosis pour chaque IMF.

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	4.6127	3.2595	3.0748	3.0268	2.9883

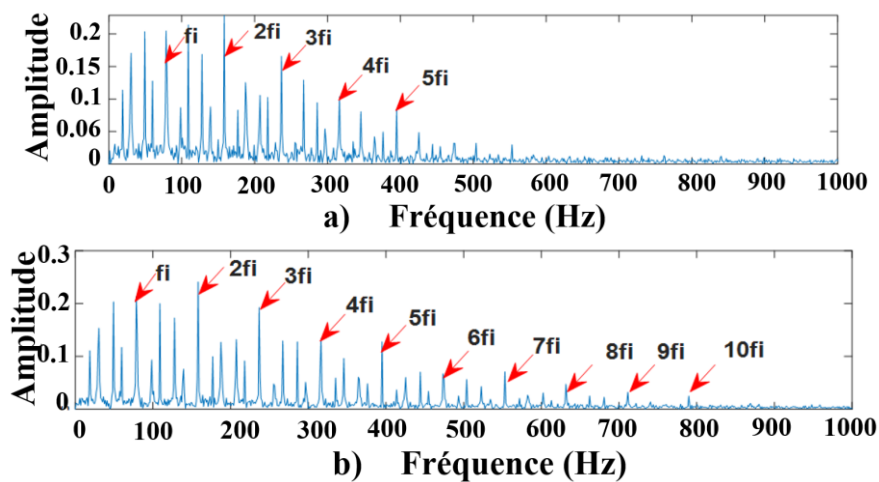


Figure IV. 22 Résultats d'analyse en utilisant :
a) kurtosis basée sur l'IMF efficace ; b) KMAD basée sur le CM efficace.

IV.3.7 Analyse des données expérimentales par CMEEMD-ENMED

Les données expérimentales de l'Université Case Western Reserve [CWR23], décrites dans le chapitre II, ont été utilisées pour procéder à la validation de l'efficacité de la méthode proposée pour la détection des défauts dans le roulement. Nous avons utilisé le signal de vibration temporel enregistré sous un défaut dans la bague intérieure et dans la bague extérieure. Les données ont été collectées à 12000 Hz. Le roulement à billes à gorge profonde 6205-2RS JEM SKF a été utilisé dans cet essai expérimental. Les paramètres du roulement sont détaillés dans [CWR23].

IV.3.7.1 Détection du défaut dans la bague intérieure

Dans ce cas, le signal de vibration provient d'un défaut dans la bague interne. La vitesse de rotation de l'arbre est de 1772 tr/min, la charge est de 1 cheval-vapeur et un diamètre de défaut de 0,007 pouces. Selon l'équation (I-1), la fréquence caractéristique du défaut calculée pour la bague interne est de 159,9 Hz. En prenant 24000 points de données pour l'analyse, le signal original mesuré avec un défaut de bague intérieure est représenté dans la figure (IV-23-a). Les impulsions périodiques ne peuvent pas être extraites en raison de l'effet de bruit. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-23-b), la fréquence caractéristique de défaut f_i et la première harmonique peuvent être extraites. Cependant, les autres harmoniques sont entourés par des interférences de bruit. Par conséquent, ce signal nécessite un prétraitement pour améliorer la détection de défaut.

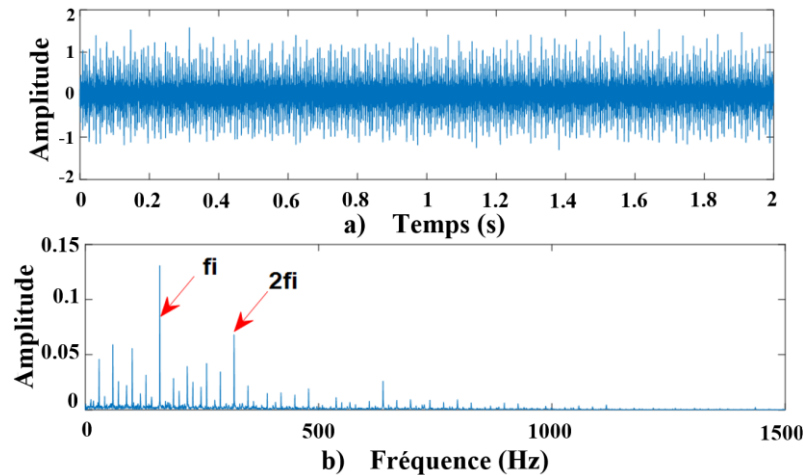


Figure IV. 23 Défaut de la bague intérieure : a) Signal temporel ; b) Spectre d'enveloppe.

Tout d'abord, la méthode CMEEMD proposée est utilisée pour extraire les CMs du signal expérimental de défaut de la bague intérieure. À partir des six premiers IMFs, quinze modes combinés sont générés. Les IMFs obtenues sont représentées dans la figure (IV-24), et les CMs extraits sont illustrés dans la figure (IV-25). En examinant la forme d'onde dans le domaine temporel de chaque combinaison dans la figure (IV-25), on peut constater que la différence entre les CMs n'est pas significative. Il est impossible de reconnaître directement quelle combinaison contient le plus d'informations sur le défaut. Par conséquent, la combinaison appropriée est sélectionnée en utilisant l'indicateur KMAD proposé. La figure (IV-26) illustre les valeurs KMAD de chaque combinaison.

La combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a la valeur la plus élevée parmi toutes les autres combinaisons, indiquant qu'elle est la meilleure combinaison des IMFs utiles, y compris IMF1 et IMF2.

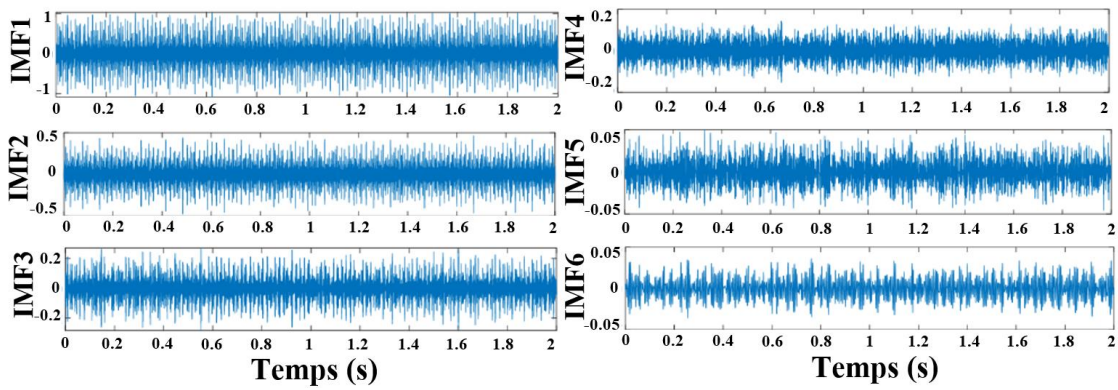


Figure IV. 24 IMFs décomposées par EEMD sous un défaut de la bague intérieure.

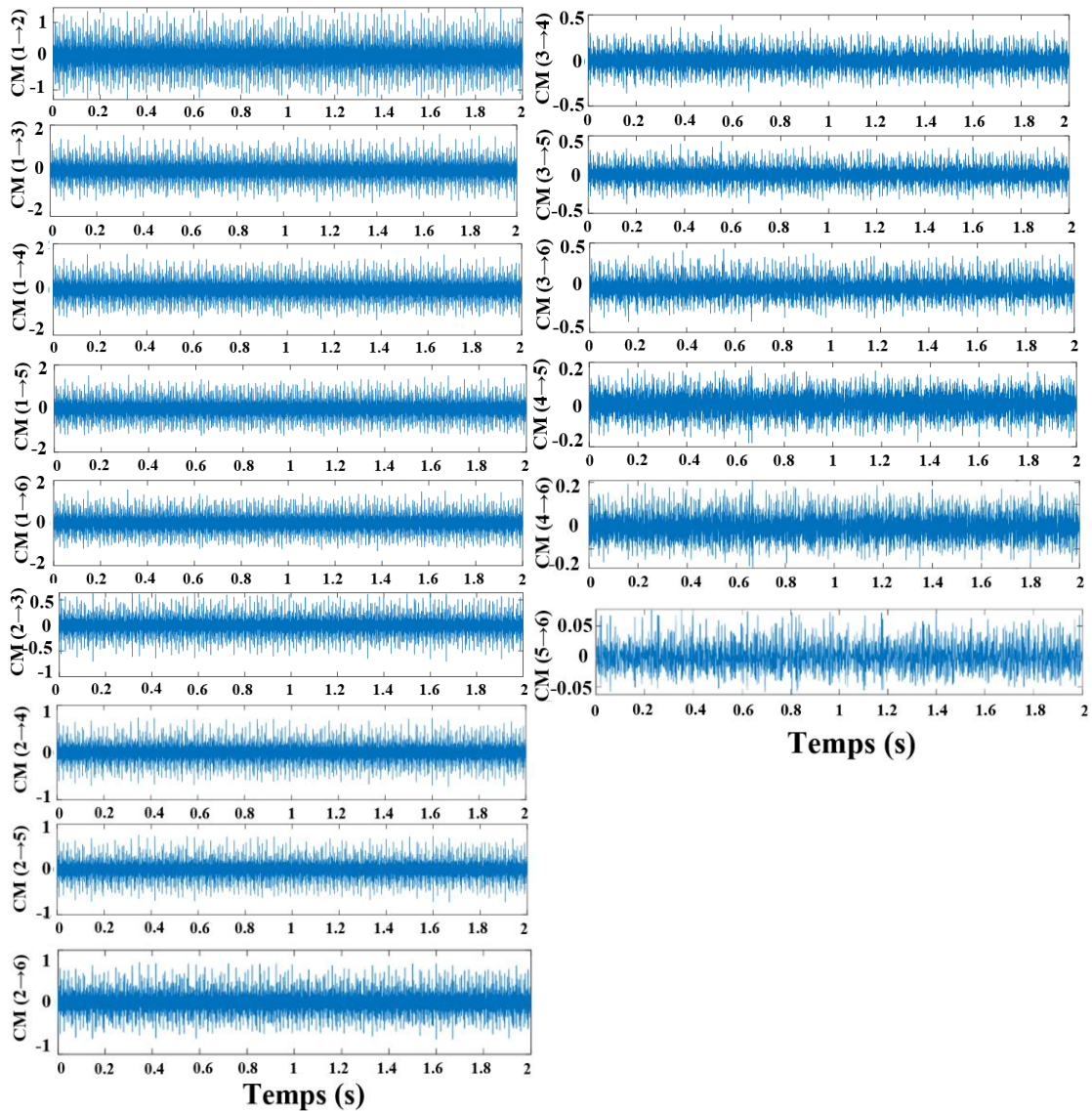


Figure IV. 25 CMs extraits sous un défaut de la bague intérieure.

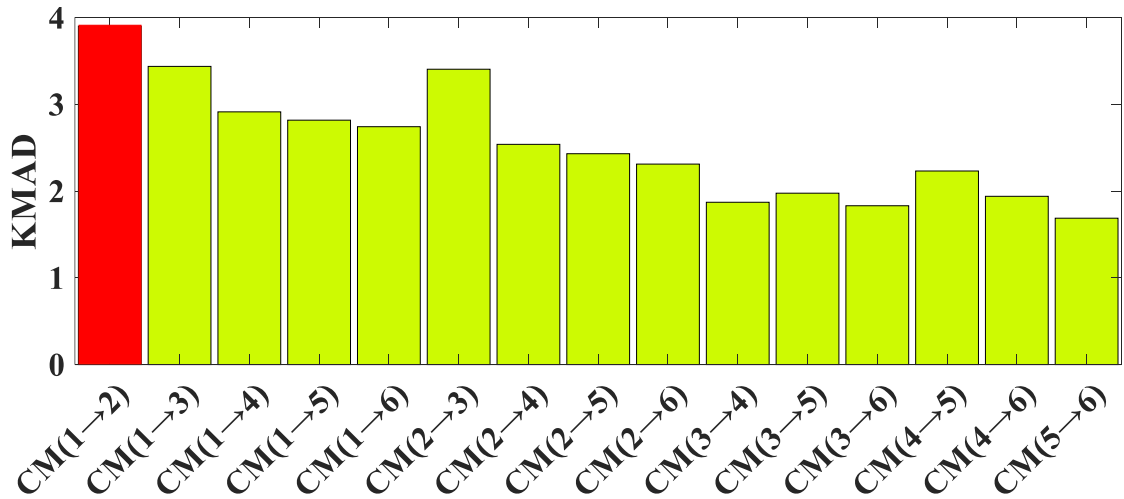


Figure IV. 26 Sélection de meilleur CM avec KMAD pour le diagnostic de défaut de la bague intérieure.

Ensuite, l'approche ENMED est appliquée sur la combinaison sélectionnée. Comme illustré dans la figure (IV-27-a), le bruit est limité et les impulsions de défaillance sont mises en évidence. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-27-b), nous pouvons extraire la fréquence caractéristique de la défaillance de la bague intérieure f_i et dix harmoniques ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$, $6f_i$, $7f_i$, $8f_i$, $9f_i$, $10f_i$ et $11f_i$). Cela suggère que la méthode proposée dans cet article pour l'extraction des caractéristiques de défaillance des roulements est capable d'extraire de riches informations sur le défaut.

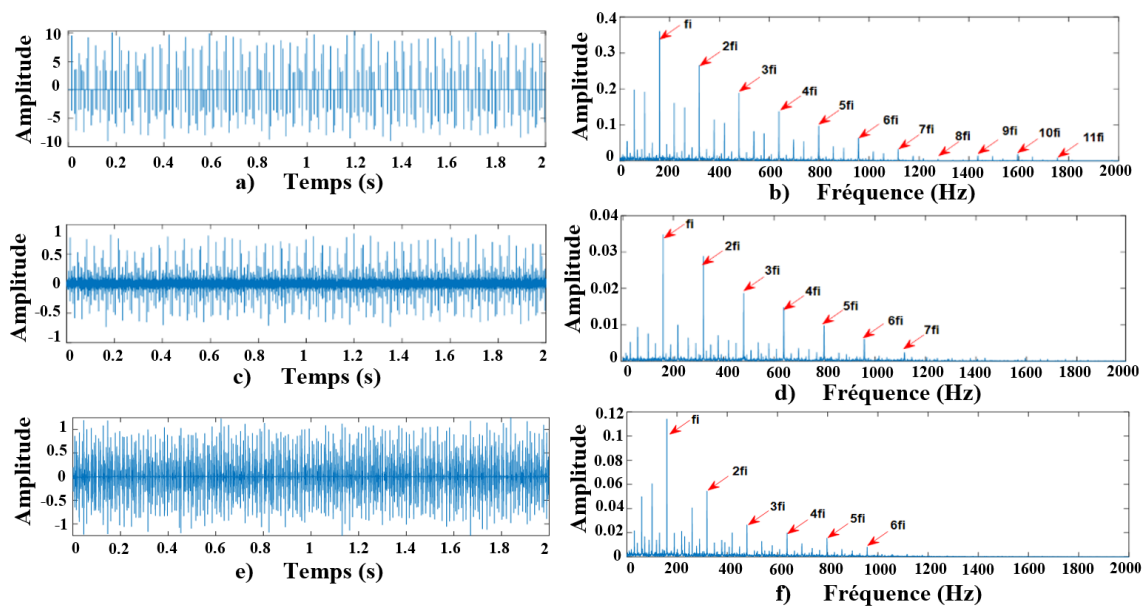


Figure IV. 27 Résultats après traitement de la CM sélectionnée en utilisant : ENMED (a,b) ; le MED conventionnel (c,d), WDEN (e,f).

IV.3.7.2 Avantages des techniques CMEEMD et ENMED

La figure (IV-27-c) et la figure (IV-27-d) montrent clairement les résultats du traitement de $CM_{1 \rightarrow 2}$ par MED conventionnel. Comme exposé par la Figure (IV-27-c), les impulsions de défaut sont mises en évidence et le niveau de bruit est réduit. Cependant, il est clair que certaines interférences de bruit existent toujours. Selon la figure (IV-27-a), l'interférence de bruit a été réduite de manière effective. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-27-d), nous pouvons distinguer seulement la fréquence caractéristique de défaut de la bague intérieure f_i et six harmoniques ($2f_i$, $3f_i$, $4f_i$, $5f_i$, $6f_i$, et $7f_i$). En la comparant à la figure (IV-27-b), il est clair que nous pouvons obtenir plus d'informations de défaut. Les résultats de la comparaison montrent que l'approche MED améliorée est meilleure que MED pour améliorer la détection de défaut. Pour montrer l'efficacité d'ENMED dans l'élimination du bruit, la méthode de débruitage en ondelettes (WDEN) est effectuée sur la combinaison sélectionnée $CM_{1 \rightarrow 2}$. Comme illustré dans la figure (IV-27-e), bien que le bruit soit réduit, les impulsions de défaut ne sont pas mises en évidence comme dans la figure (IV-27-a). De plus, la fréquence de défaut extraite et ses harmoniques dans la figure (IV-27-f) ne sont pas aussi bons que ceux dans la figure (IV-27-b). Dans ce cas, il peut être dit que l'incapacité de la méthode de débruitage en ondelettes à réduire efficacement le bruit rend difficile l'extraction d'informations riches sur les défauts à partir de la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$. Les résultats de la comparaison démontrent que l'approche MED améliorée est meilleure que la méthode de débruitage en ondelettes pour éliminer le bruit. Pour illustrer les avantages de l'indicateur de sélection KMAD, la méthode de sélection des IMFs en utilisant le kurtosis a été comparée à l'indicateur KMAD. Le tableau (IV.5) montre les valeurs de kurtosis des six premières IMFs. Il est évident que IMF2 a la valeur la plus élevée parmi tous les résultats de décomposition, elle est donc sélectionnée comme IMF utile. IMF2 a été traitée en utilisant l'ENMED. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-28-a), il est clair que les informations de défaut extraites sont moins nombreuses que celles extraites dans la figure (IV-28-b). Cela montre que la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ contient des informations riches sur les caractéristiques de défaut. L'indicateur de sélection KMAD a sélectionné $CM_{1 \rightarrow 2}$ comme une combinaison appropriée d'IMFs adaptées, à savoir IMF1 et IMF2. Par conséquent, si nous prenons seulement IMF2, les informations dans IMF1 seront perdues. Cela montre que l'utilisation de l'indicateur de sélection KMAD pour sélectionner la

combinaison appropriée permet de pallier l'inconvénient d'utiliser le kurtosis pour choisir l'IMF sensible et garantit qu'aucune information sur la défaillance n'est perdue.

Tableau IV.5 Valeurs de kurtosis de chaque IMF

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	4.6903	4.7682	4.3248	3.0268	2.5395

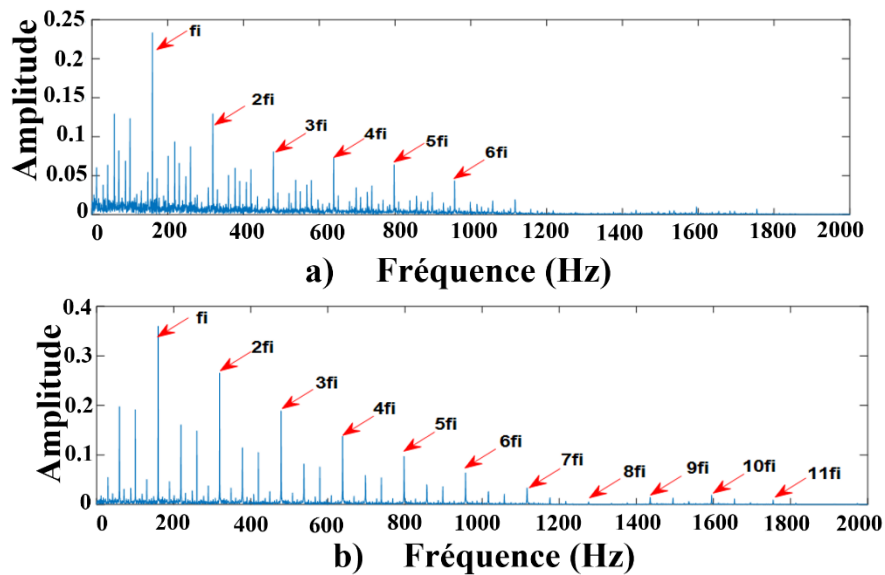


Figure IV. 28 Résultats de diagnostic de défaut de la bague intérieure en utilisant: a) kurtosis basée sur l'IMF efficace; b) KMAD basée sur CM efficace.

IV.3.7.2 Détection du défaut dans la bague extérieure

Le signal de vibration dans ce cas est causé par une défaillance de la bague extérieure, avec l'arbre tournant à 1797 tr/min et sans charge appliquée. La taille de la défaut est de 0,021 pouces et la fréquence caractéristique de la défaut calculée est de 107,01 Hz. En prenant 24000 points de données pour l'analyse, figure (IV-29-a) montre le signal de roulement mesuré avec une défaut de la bague extérieure. On peut voir que le bruit empêche l'extraction des impulsions périodiques. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-29-b), bien que la fréquence caractéristique de la défaillance f_0 et le premier harmonique $2f_0$ puissent être extraits, les harmoniques restants sont enveloppés dans des interférences de bruit. Par conséquent, ce signal nécessite un prétraitement pour améliorer la détection de défaut.

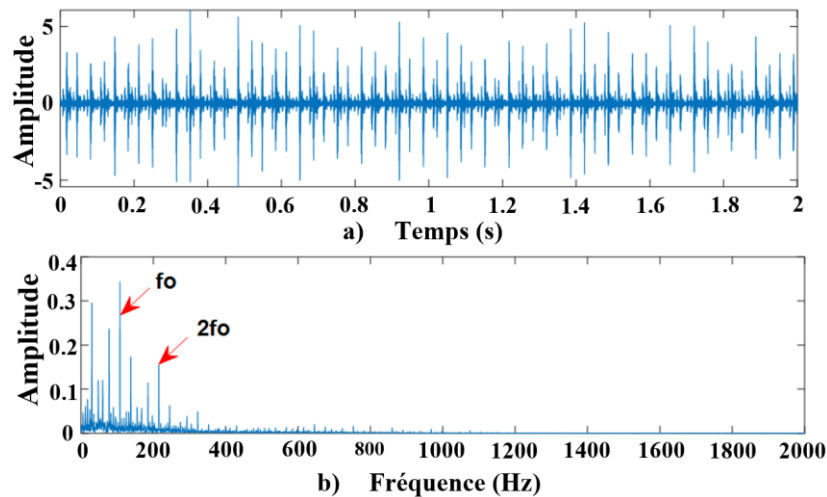


Figure IV. 29 Défaut expérimental de la bague extérieure :
(a) forme d'onde ; (b) spectre d'enveloppe.

La première étape consiste à utiliser CMEEMD pour extraire les CMs du signal expérimental de défaut de la bague extérieure. En utilisant la technique d'extraction de CMs, quinze CMs sont créés à partir des six premiers IMFs. La figure (IV-30) montre les IMFs résultants, et la figure (IV-31) montre les CMs extraits.

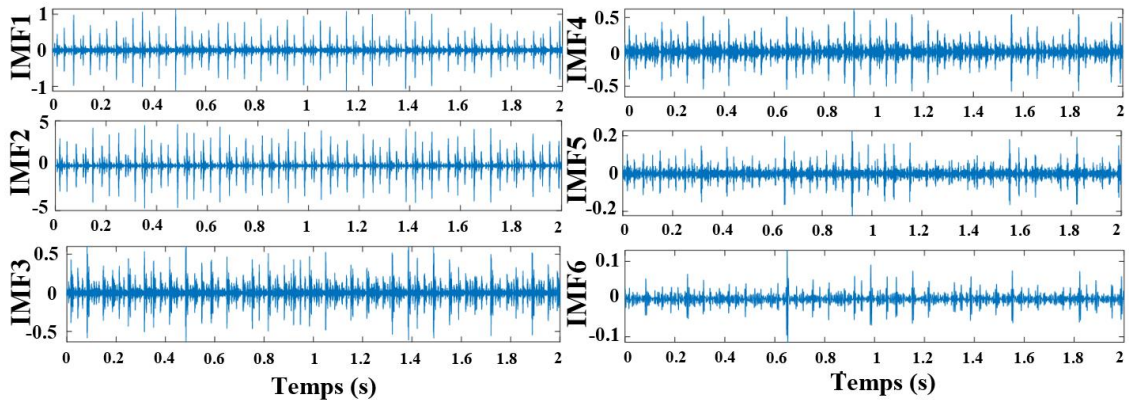


Figure IV. 30 IMFs décomposées par EEMD pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.

Les formes d'ondes temporelles de chaque combinaison dans la figure (IV-31) montrent qu'il n'y a pas de différence notable entre les CMs. Il est impossible de reconnaître directement la combinaison qui ne combine que les IMFs utiles. Par

conséquent, l'indicateur KMAD suggéré est utilisé pour identifier la combinaison appropriée.

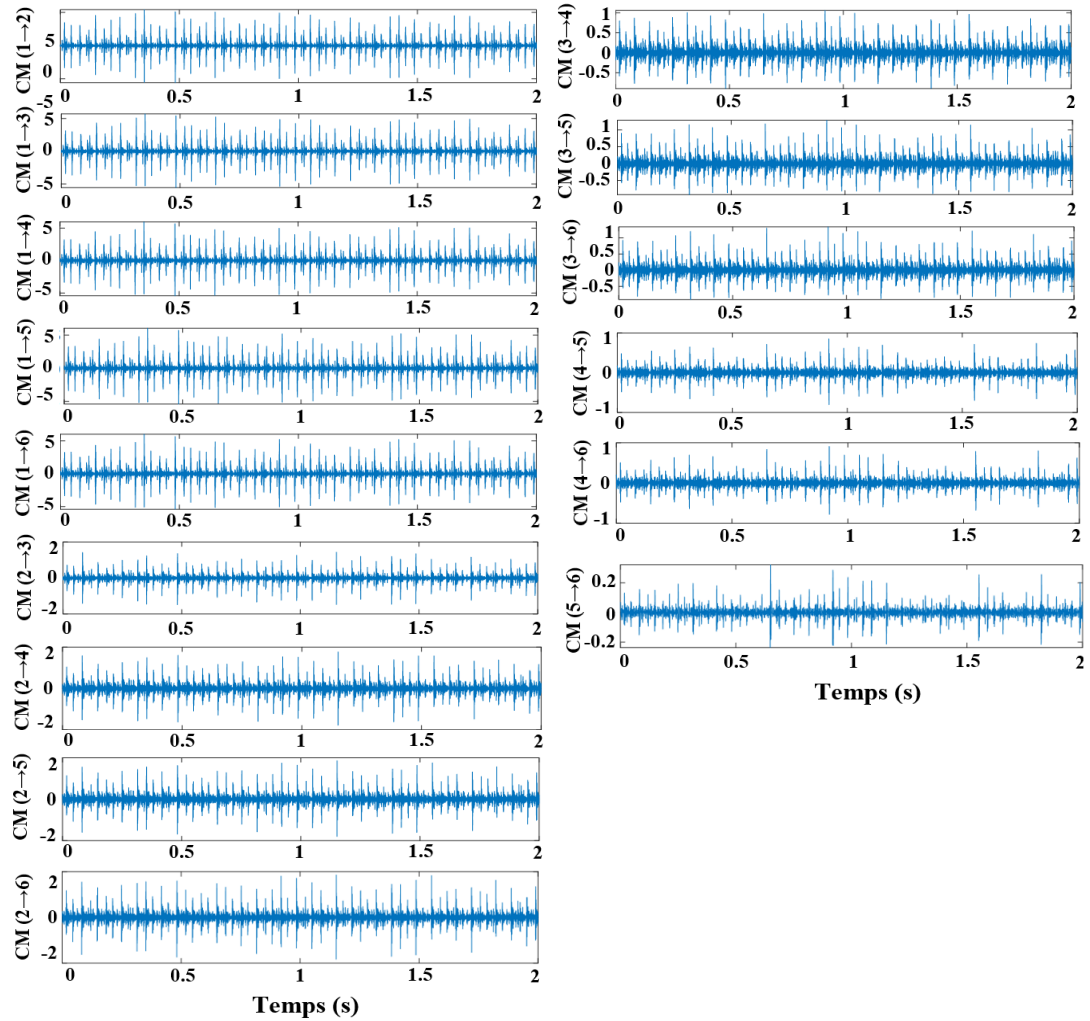


Figure IV. 31 Résultat d'extraction du CMs pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.

La figure (IV-32) montre les valeurs KMAD pour chaque combinaison. La combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a la valeur la plus élevée. Cela indique qu'il s'agit d'une combinaison d'IMFs utiles, c'est-à-dire IMF1 et IMF2. Ensuite, la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a été traitée à l'aide de l'ENMED. Tel qu'indiqué dans la figure (IV-33-a), le bruit est minimisé et les impulsions de défaut sont proéminentes. À partir du spectre d'enveloppe dans la figure (IV-33-b), nous pouvons extraire avec précision la fréquence caractéristique de la défaut de la bague extérieure f_0 et neuf harmoniques ($2f_0, 3f_0, 4f_0, 5f_0, 6f_0, 7f_0, 8f_0, 9f_0,$ et $10f_0$). Cela implique que la méthode proposée peut extraire efficacement de riches informations sur le défaut.

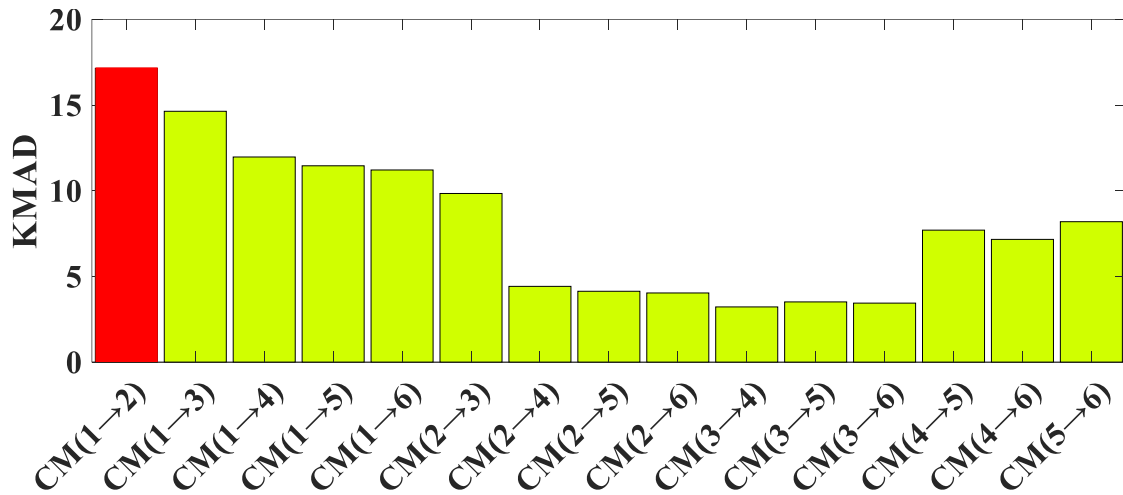


Figure IV. 32 Sélection du meilleur CM à l'aide de KMAD pour le diagnostic de défaut de la bague extérieure.

IV.3.7.2.1 Avantages des techniques proposées

Les résultats du traitement de $CM_{1 \rightarrow 2}$ par MED sont présentés dans les figures (IV-33-c) et (IV-33-d). Comme illustré dans la figure (IV-33-c), le niveau de bruit est réduit et les impulsions de défaut sont accentuées. Cependant, il existe encore une interférence de bruit. Comparé à la figure (IV-33-a), l'interférence de bruit a été considérablement réduite. En analysant le spectre d'enveloppe dans la figure (IV-33-d), on peut voir que nous pouvons extraire moins d'informations de défaut que dans la figure (IV-33-b). Il est évident à partir des résultats de comparaison que l'approche MED améliorée est plus efficace pour améliorer la détection de défaut que la MED. La méthode WDEN est effectuée sur la combinaison sélectionnée, la figure (IV-33-e) et la figure (IV-33-f) présentent les résultats obtenus. Bien que le bruit ait été réduit dans une certaine mesure dans la figure (IV-33-e), la fréquence de défaut extraite et ses harmoniques dans la figure (IV-33-f) sont moins précis que ceux extraits dans la figure (IV-33-b). Dans ce cas, l'incapacité de la débruitage par ondelette à réduire efficacement le bruit empêche l'extraction d'une riche information de défaut à partir de la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$. Les résultats de la comparaison confirment que l'approche MED améliorée proposée élimine mieux le bruit que la méthode de débruitage par ondelettes. Pour montrer les avantages de la méthode de sélection de CMs utilisant KMAD, une comparaison a été faite avec la méthode de sélection d'IMFs utilisant la kurtosis. Les valeurs de kurtosis pour les six premiers IMFs sont présentées dans le tableau (IV.6).

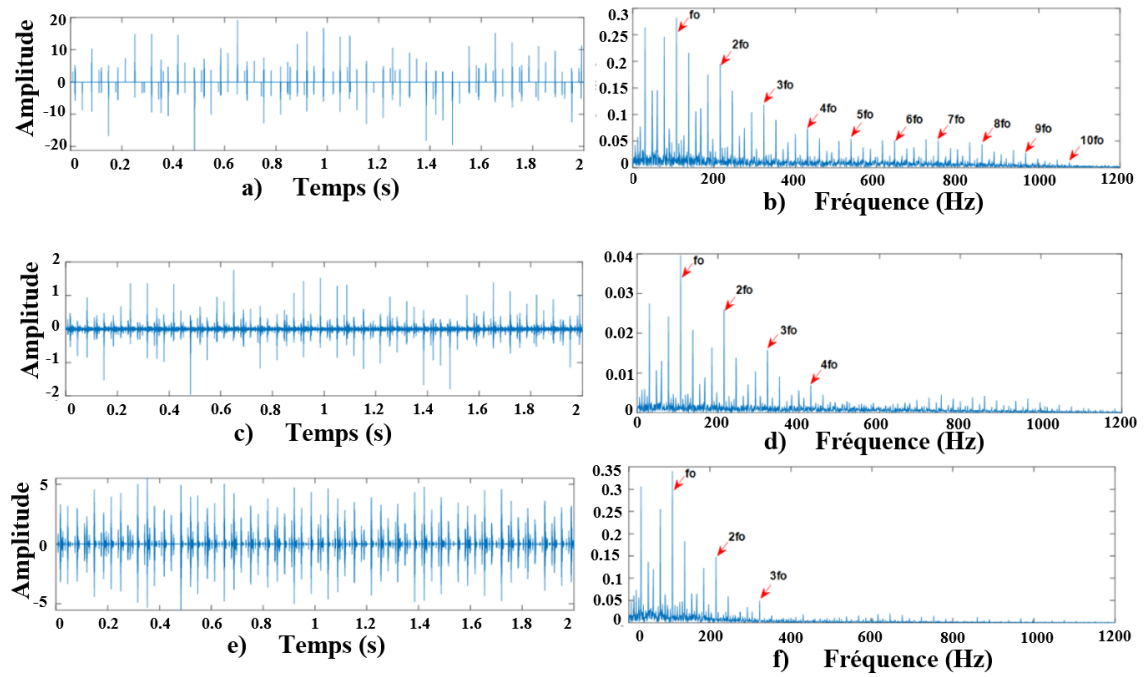


Figure IV. 33 Résultats de traitement de la CM sélectionnée en utilisant : ENMED (a,b) ; MED (c,d), WDEN (e,f).

Tableau IV.6 Valeurs de kurtosis pour chaque IMF.

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
Kurtosis	17.7045	25.1902	10.6024	8.8478	10.0602

Il apparaît que l'IMF2 a la valeur la plus élevée, elle est donc sélectionnée comme meilleur IMF. Ensuite, IMF2 a été traitée à l'aide de l'ENMED. Sur la base du spectre d'enveloppe de la figure (IV-34-a), nous ne pouvons extraire que la fréquence caractéristique de la défaut de la bague extérieure f_0 et trois harmoniques ($2f_0$, $3f_0$, $4f_0$). En la comparant avec la figure (IV-34-b), il est clair que nous pouvons extraire plus d'informations (f_0 , $2f_0$, $3f_0$, $4f_0$, $5f_0$, $6f_0$, $7f_0$, $8f_0$, $9f_0$, et $10f_0$). Cela indique que la combinaison sélectionnée contient une riche information de défaut. L'indicateur KMAD a identifié $CM_{1 \rightarrow 2}$ comme une combinaison appropriée d'IMFs adaptées, c'est-à-dire IMF1 et IMF2. Par conséquent, si nous ne sélectionnons que IMF2, l'information de défaillance présente dans IMF1 sera perdue. Cela démontre que la sélection de la combinaison appropriée en utilisant l'indicateur proposé surmonte l'inconvénient de la

sélection d'IMFs en utilisant la kurtosis pour s'assurer qu'aucune information de défaut n'est perdue.

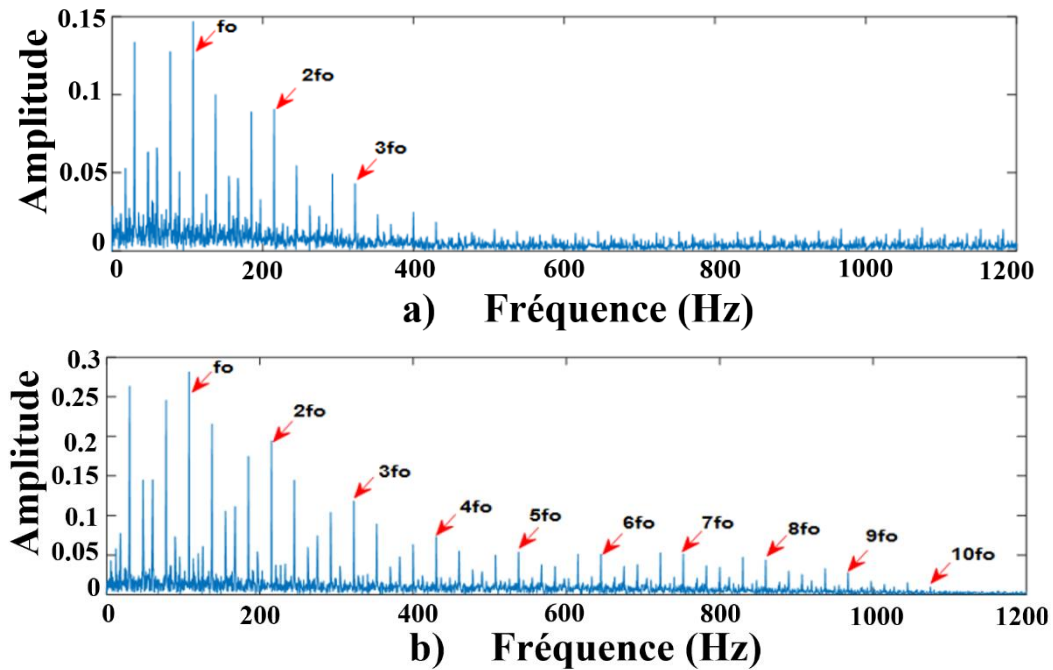


Figure IV. 34 Résultats de diagnostic de défaut de la bague extérieure en utilisant: (a) kurtosis basée sur l'IMF efficace; (b) KMAD basée sur CM efficace.

La confirmation de l'efficacité de la stratégie proposée pour le diagnostic de défauts de roulement est apportée par les résultats présentés dans la section (IV.3.6) et la section (IV.3.7), qui montrent une amélioration significative de la détection de défauts et une extraction efficace d'informations riches sur les défauts.

IV.4 CONCLUSION

Ce chapitre a présenté deux nouvelles techniques qui ont l'objectif à améliorer l'efficacité de l'EEMD pour le diagnostic des défauts dans le roulement. La première méthode consiste à combiner l'EEMD avec la méthode de débruitage à trois sigmas. Cette technique a permis d'éliminer efficacement le bruit des signaux de vibrations. La deuxième méthode a proposé une nouvelle combinaison qui se base sur les modes combinés de l'EEMD, KMAD et ENMED. Cela a permis d'extraire plus efficacement les caractéristiques des défauts de roulement. Les deux méthodes ont été validées

expérimentalement par des signaux de vibratoires. Les résultats obtenus montrent que les méthodes utilisées ont une grande efficacité au diagnostic des défauts de roulement dans la machine à induction,

CHAPITRE V

ANALYSE DES DÉFAUTS DE

ROULEMENT COMPLEXE PAR

CMEEMD-ENMED

V.1 INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent, nous avons démontré que l'approche développée CMEEMD-ENMED permet de révéler efficacement les informations caractéristiques des défauts de la bague interne et externe. Cependant, pour valider pleinement l'efficacité de cette approche, une analyse complémentaire est nécessaire.

La détection des défauts de bille représente un défi majeur dans le domaine du diagnostic des machines à induction. En effet, ces défauts sont souvent subtils et peuvent être masqués par les vibrations normales ou le bruit de fond, ce qui rend leur détection encore plus difficile. C'est pourquoi de nombreux chercheurs se sont intéressés à l'amélioration des techniques de diagnostic dans ce domaine [POU21], [KEC22], [KIM22], [MIA23], [HAS22]. Le présent chapitre se concentre donc sur l'évaluation de l'efficacité de la méthode CMEEMD-ENMED dans le diagnostic des défauts de bille. Plus précisément, nous allons comparer la méthode CMEEMD-ENMED avec plusieurs autres méthodes telles que EEMD-ENMED, CMEEMD, CMEEMD-MED et CMEEMD-WDEN. L'objectif de cette évaluation approfondie est de déterminer si la méthode CMEEMD-ENMED surpasse les autres méthodes examinées en termes d'efficacité d'extraction et de facilité de détection des fréquences liées aux défauts de bille.

V.2 DÉFIS DANS LA DÉTECTION DES DÉFAUTS DE BILLE

V.2.1 Défi de sélection d'IMFs utiles

Lorsque le signal vibratoire est contaminé par des composantes parasites, il devient difficile d'identifier les IMFs pertinentes qui représentent précisément les caractéristiques du défaut de la bille. Cela peut entraîner une sélection incorrecte d'IMFs [ZHO22]. Par conséquent, une méthode de sélection efficace est nécessaire pour identifier les IMFs qui capturent spécifiquement les caractéristiques du défaut de la bille.

V.2.2 Défi du bruit

Les signaux vibratoires associés aux défauts de bille sont souvent relativement faibles par rapport aux niveaux de bruit de fond présents dans la machine. Cela peut représenter un défi majeur lorsqu'il s'agit de détecter et d'extraire les informations liées au défaut [YAN22]. La présence de niveaux élevés de bruit peut masquer les caractéristiques spécifiques au défaut, ce qui rend leur identification difficile.

V.3 DIAGNOSTIC DU DÉFAUT DANS LA BILLE

Les données expérimentales de l'Université Case Western Reserve [CWR23], telles que décrites dans le chapitre II, ont été utilisées pour mener cette évaluation visant à détecter le défaut dans la bille. Les données ont été collectées à 12000 Hz. Le roulement à billes à gorge profonde 6205-2RS JEM SKF a été utilisé dans cet essai expérimental. Les paramètres du roulement sont détaillés dans [CWR23]. La vitesse de rotation de l'arbre est de 1772 tr/min, la charge est de 1 ch et la taille du défaut est de 0,028 pouce. La fréquence caractéristique de défaut calculée pour la bille est de 139,18 Hz. En analysant 24000 points de données, le résultat est présenté dans la Figure (V-1).

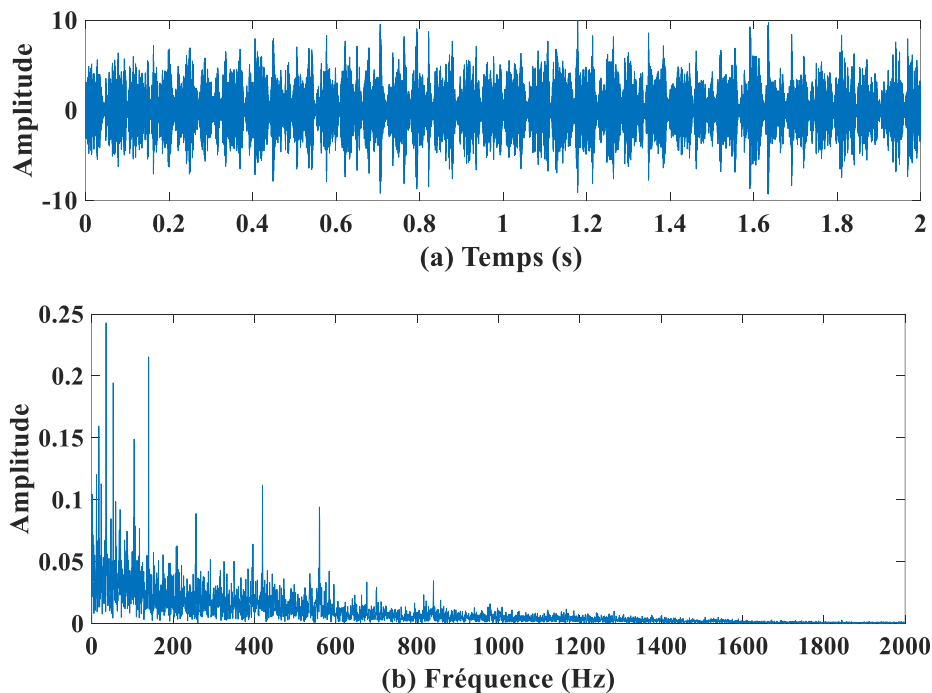


Figure V.1 (a) Signal vibratoire expérimental (b) spectre d'enveloppe.

V.3.1 Application de la méthode CMEEMD-ENMED

Tout d'abord, CMEEMD extrait les CMs des IMFs adjacentes résultant de la décomposition du signal de vibration de défaut de bille. Les six premières IMFs produisent quinze CMs en utilisant la technique d'extraction de CMs. La Figure (V-2) présente les IMFs obtenues, tandis que la Figure (V-3) illustre les CMs extraits.

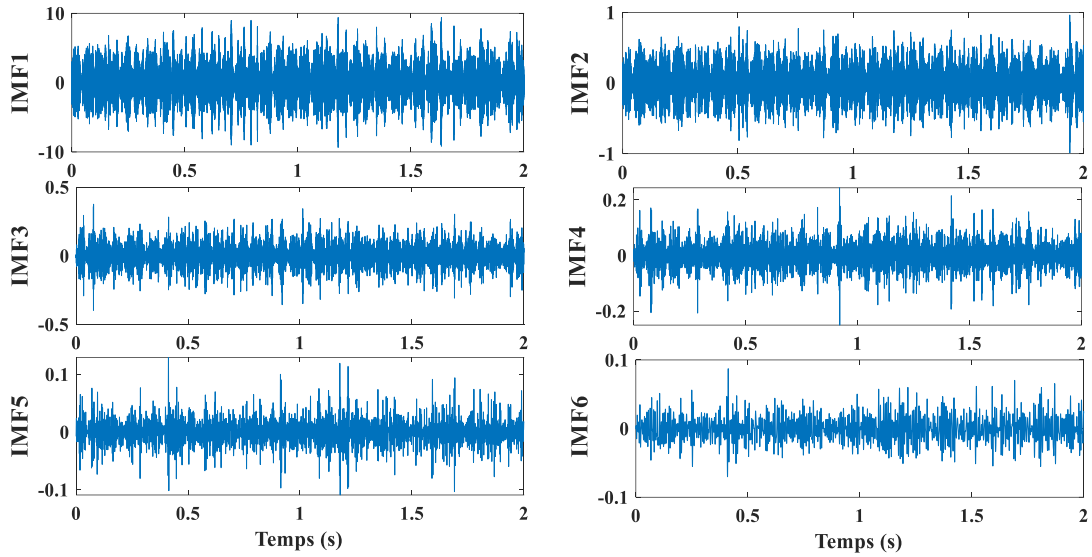


Figure V.2 IMFs décomposées par EEMD.

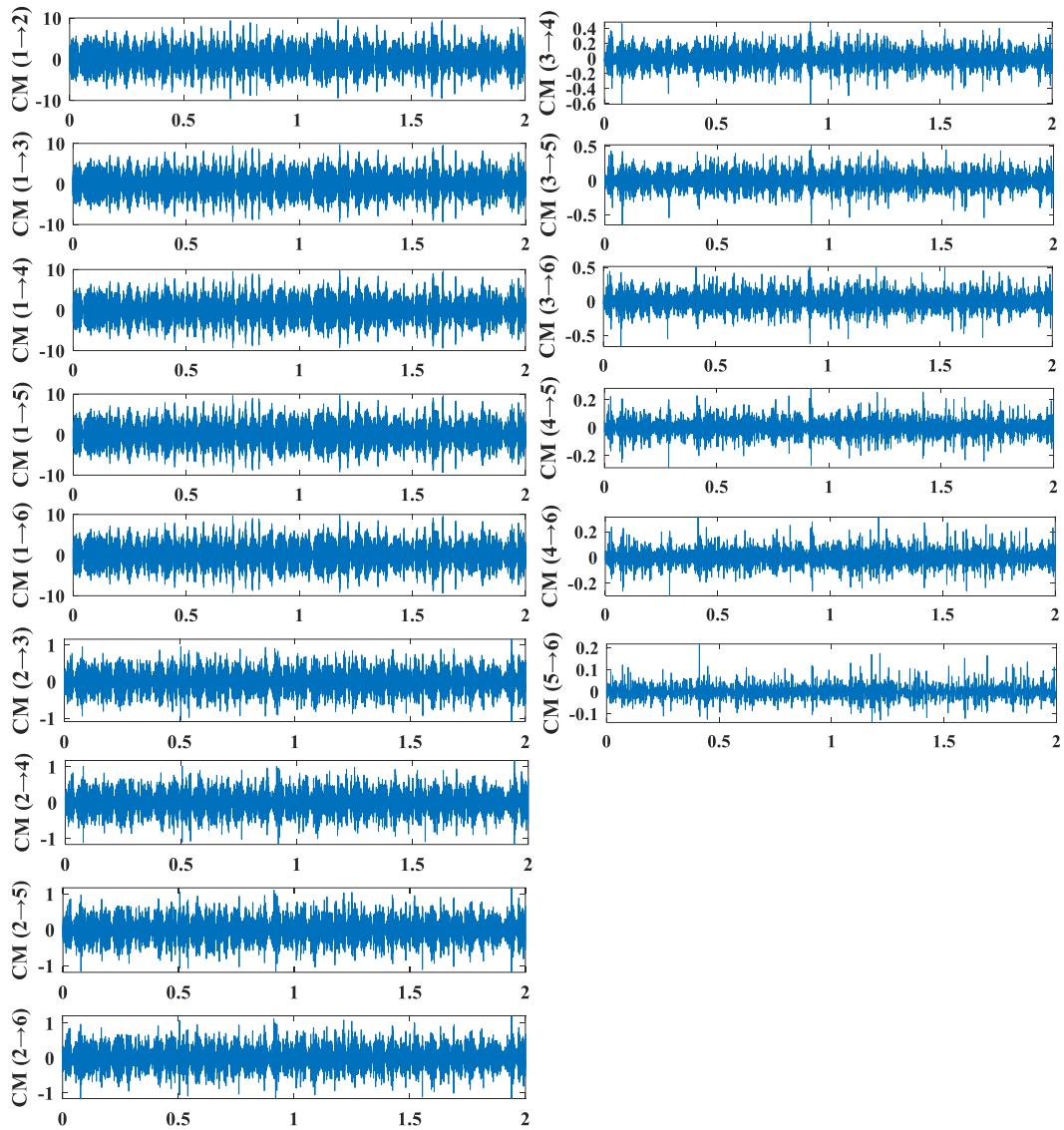


Figure V.3 Résultat d'extraction des CMs.

L'indicateur KMAD est utilisé ensuite pour identifier la combinaison appropriée. Selon la Figure (V-4), la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a la valeur KMAD la plus élevée. Par conséquent, cela indique qu'elle combine des IMFs utiles, c'est-à-dire IMF1 et IMF2.

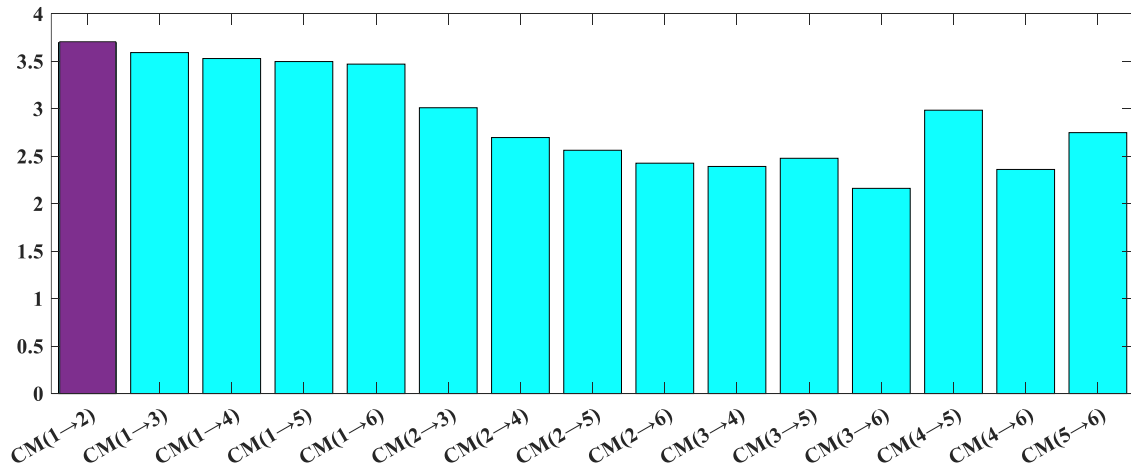
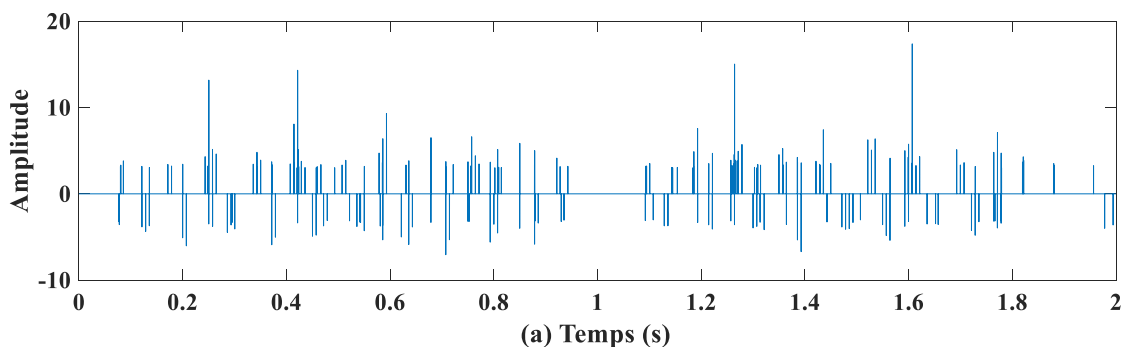


Figure V.4 Sélection de meilleur CM basée sur KMAD.

La combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a ensuite été effectuée en utilisant l'approche ENMED. Le bruit est considérablement réduit, comme présenté dans la Figure (V-5-a) par rapport à la Figure (V-1), et des informations de défaut riches (f_b , $2f_b$, $3f_b$, $4f_b$, $5f_b$, $6f_b$, $7f_b$, $8f_b$, et $9f_b$) peuvent être extraites facilement et clairement du spectre d'enveloppe présenté dans la figure (IV-5-b). Par contre, il est important de souligner que le spectre d'enveloppe du signal original ne permet pas de détecter clairement la fréquence caractéristique du défaut. Cette observation suggère donc que la stratégie proposée CMEEMD-ENMED peut grandement améliorer l'identification du défaut dans la bille.



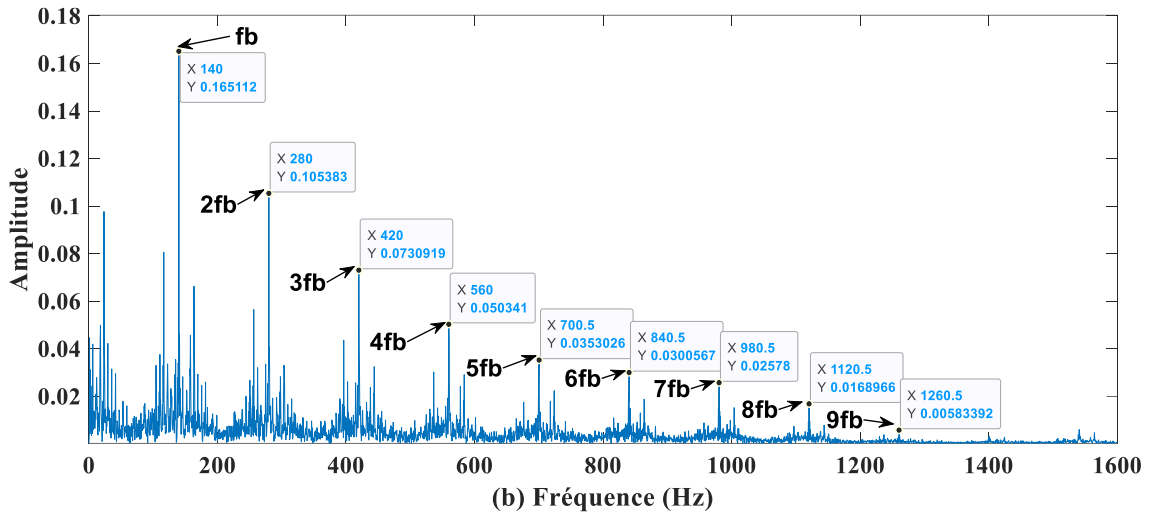


Figure V.5 Résultats du traitement par CMEEMD-ENMED.

Pour évaluer l'efficacité de la méthode CMEEMD-ENMED pour la détection du défaut de la bille, nous procéderons à une comparaison approfondie avec plusieurs autres techniques, à savoir : EEMD-ENMED, CMEEMD, CMEEMD-MED et CMEEMD-WDEN.

V.3.2 Comparaison avec la technique EEMD-ENMED

Dans ce cas, nous avons utilisé la combinaison de l'EEMD avec la technique de débruitage ENMED. La technique EEMD est utilisée pour décomposer le même signal de vibration enregistré sous un défaut dans la bille (Figure (V-1)). Les IMFs obtenues sont présentées dans la Figure (V-2). La prochaine étape consiste à sélectionner les composantes les plus sensibles pour la reconstruction. Dans ce cas, on va utiliser le Kurtosis comme sélecteur des IMFs utiles. Le tableau (V.1) présente les valeurs de kurtosis des six premières IMFs. Il est évident que l'IMF5 possède la valeur la plus élevée parmi tous les résultats de décomposition, elle est donc sélectionnée comme une IMF utile. Cette dernière a ensuite été soumise à une étape de débruitage en utilisant ENMED. Le résultat de ce traitement est illustré dans la Figure (V-6). Il est clairement visible que le signal présenté dans la Figure (V-6-a) est dépourvu de contenu. Cette absence de contenu s'explique par le fait que le signal obtenu après l'application de l'EEMD ne contient aucune information pertinente concernant le défaut, mais est plutôt composé uniquement de bruit. Grâce à l'utilisation d'ENMED, ce bruit a été éliminé complètement. A partir du spectre d'enveloppe du Figure (V-6-b), il est évident qu'aucune information relative au défaut ne peut être extraite. Ce résultat confirme que la méthode de sélection

des IMFs basée sur le Kurtosis n'a pas réussi à identifier les IMFs liées au défaut. En revanche, le spectre d'enveloppe de la méthode CMEEMD-ENMED démontre la présence d'informations riches sur le défaut. Cela est dû à l'utilisation de l'indicateur KMAD, qui s'est avéré supérieur dans la sélection appropriée d'IMFs utiles. Dans le tableau (V.2), nous avons réalisé une comparaison analytique entre l'EEMD-ENMED et le CMEEMD-ENMED.

Tableau V.1. Valeurs de kurtosis de chaque IMF.

IMF	Kurtosis
IMF1	3.9782
IMF2	3.6592
IMF3	4.4182
IMF4	4.4670
IMF5	5.0951
IMF6	3.5202

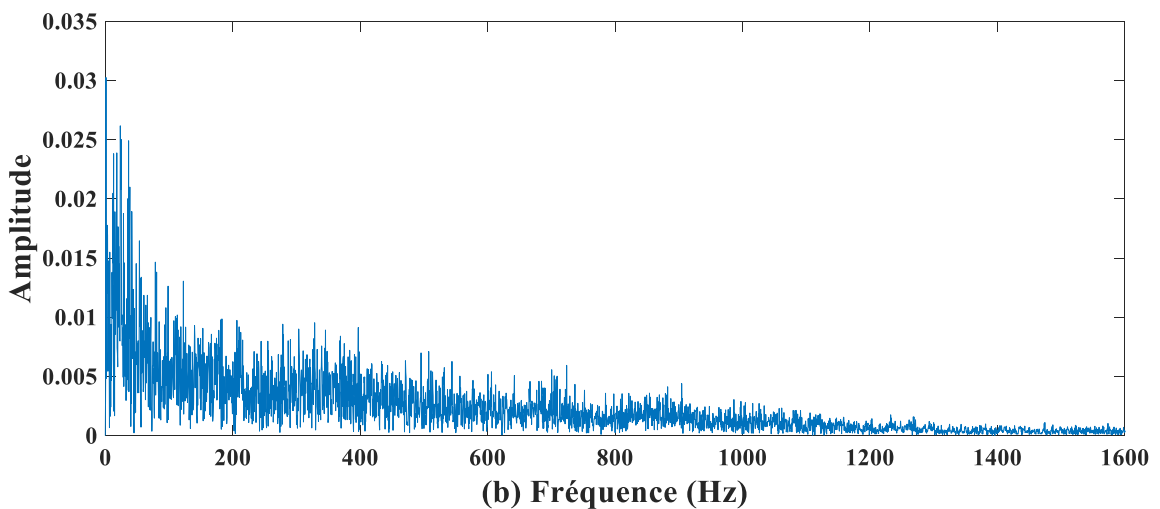
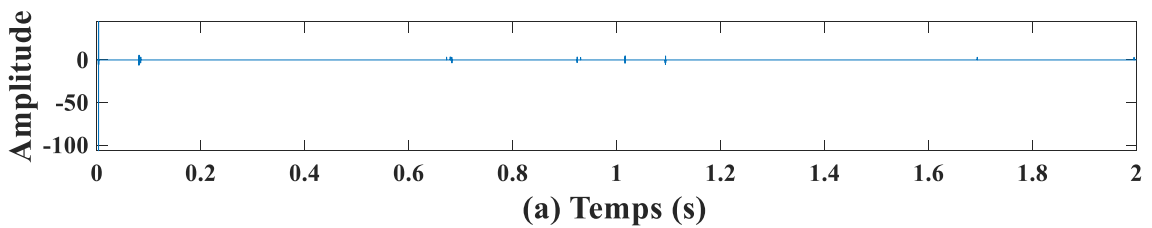


Figure V. 6 Résultats du traitement par EEMD-ENMED.

Tableau V.2. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED et EEMD-ENMED.

Efficacité de l'extraction des fréquences du défaut de BI		Détectabilité		Amplitude[dB]		Plage de fréquences du défaut [Hz]	
CMEEMD-ENMED	EEMD-ENMED	CMEEMD-ENMED	EEMD-ENMED	CMEEMD-ENMED	EEMD-ENMED	CMEEMD-ENMED	EEMD-ENMED
f_b	/	Facile	Indéetectable	0.1655	/	120 Hz - 1280 Hz	Indéetectable
$2 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.1053	/		
$3 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0730	/		
$4 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0503	/		
$5 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0353	/		
$6 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0300	/		
$7 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0257	/		
$8 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0168	/		
$9 \times f_b$	/	Facile	Indéetectable	0.0058	/		

V.3.3 Comparaison avec la technique CMEEMD

CMEEMD est utilisé pour extraire tous les modes combinés, comme indiqué à la Figure (V-3). Après avoir utilisé l'indicateur KMAD (Figure (V-4)), la combinaison $CM_{1 \rightarrow 2}$ a la valeur la plus élevée parmi toutes les autres combinaisons. Cela suggère que c'est la combinaison appropriée d'IMFs utiles, à savoir l'IMF1 et l'IMF2.

Ensuite, nous avons procédé à l'analyse de cette combinaison en utilisant le spectre d'enveloppe, ce qui permet de visualiser les composantes de fréquence du défaut. Le résultat de ce traitement avec CMEEMD est illustré dans la Figure (V-7). En examinant le spectre d'enveloppe de la Figure (V-7-a), il devient évident que l'extraction de la fréquence fondamentale du défaut de la bille f_b est difficile. Les autres composantes de multiplication sont entourées d'interharmoniques de bruit, ce qui rend leur détection problématique. Cela souligne donc la nécessité impérieuse d'une étape de débruitage afin d'améliorer la détection de ces différentes composantes, comme illustré dans la Figure (V-5-b). Pour une analyse comparative plus approfondie, le tableau (V.3) présente une comparaison détaillée entre les résultats obtenus avec la méthode CMEEMD et la méthode CMEEMD-ENMED.

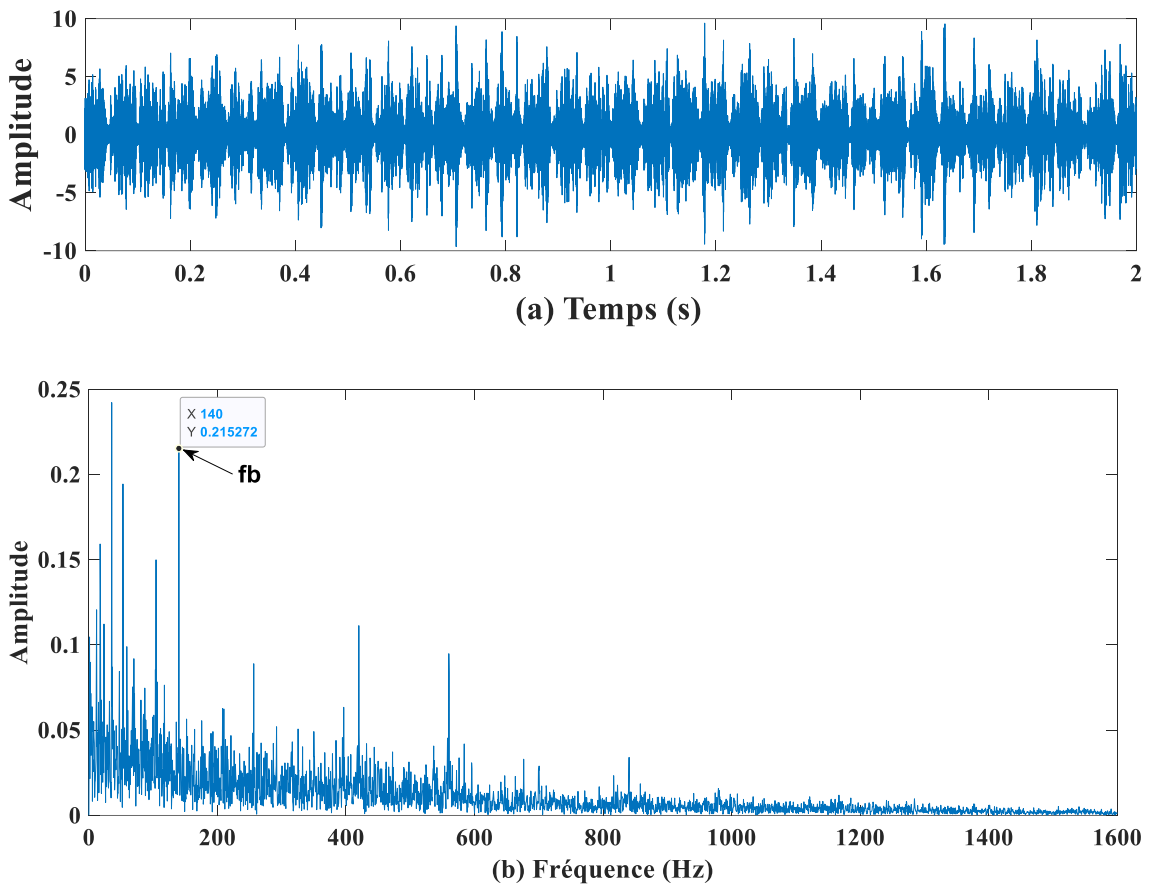


Figure V.7 Résultats du traitement par CMEEMD.

Tableau V.3. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED et CMEEMD.

Efficacité de l'extraction des fréquences du défaut de BI		Déteçtabilité		Amplitude[dB]		Plage de fréquences du défaut [Hz]	
CMEEMD-ENMED	CMEEMD	CMEEMD-ENMED	CMEEMD	CMEEMD-ENMED	CMEEMD	CMEEMD-ENMED	CMEEMD
f_b	/	Facile	Difficile	0.1655	0.2151	120 Hz - 1280 Hz	120 Hz - 140 Hz
$2 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.1053	/		
$3 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0730	/		
$4 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0503	/		
$5 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0353	/		
$6 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0300	/		
$7 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0257	/		
$8 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0168	/		
$9 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0058	/		

V.3.4 Comparaison avec la technique CMEEMD-MED

Dans ce cas, nous avons utilisé la combinaison de CMEEMD avec la technique de déconvolution à entropie minimale (MED). Le signal résultant de l'application de la technique CMEEMD (Figure (V-7-a)) a ensuite été soumis à une déconvolution en utilisant MED pour révéler les impulsions de défaut dans ce signal.

Le résultat de ce traitement est présenté dans la Figure (V-8). En observant attentivement le signal obtenu dans la Figure (V-8-a), il est évident que le niveau de bruit a été considérablement réduit par rapport à la Figure (V-7-a). Cependant, certaines interférences de bruit sont encore perceptibles. Néanmoins, lorsqu'on compare cette figure avec la Figure (V-5-a), il est clairement visible que l'interférence de bruit a été significativement réduite. Par ailleurs, en analysant le spectre d'enveloppe présenté dans la Figure (V-8-b), nous pouvons distinguer la fréquence caractéristique du défaut de la bille f_b ainsi que les harmoniques de deuxième, troisième, quatrième, sixième et septième ordres ($2f_b$, $3f_b$, $4f_b$, $6f_b$, et $7f_b$). Cependant, il est important de souligner que la méthode CMEEMD-ENMED présente une extraction parfaite de ces composantes, comme illustré dans la Figure (V-5-b). Cette observation met en lumière l'efficacité remarquable d'ENMED pour éliminer le bruit par rapport à MED. Nous avons effectué une comparaison analytique approfondie entre les méthodes CMEEMD-MED et CMEEMD-ENMED, dont les résultats sont présentés dans le tableau (V.4).

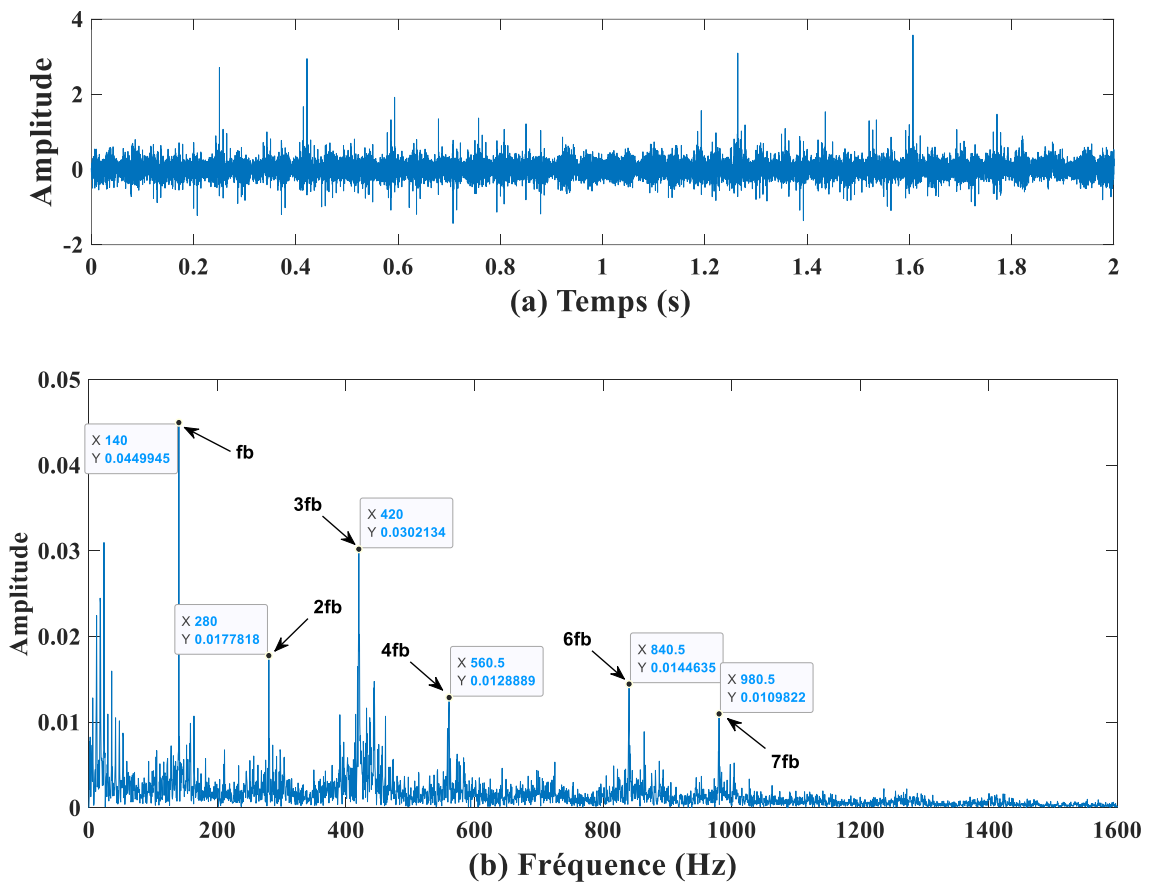


Figure V.8 Résultats du traitement par CMEEMD-MED.

Tableau V.4. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED et CMEEMD-MED.

Efficacité de l'extraction des fréquences du défaut de BI		Déteçtabilité		Amplitude[dB]		Plage de fréquences du défaut [Hz]	
CMEEMD-ENMED	CMEEMD-MED	CMEEMD-ENMED	CMEEMD-MED	CMEEMD-ENMED	CMEEMD-MED	CMEEMD-ENMED	CMEEMD-MED
f_b	/	Facile	Facile	0.1655	0.0449	120 Hz -1280 Hz	120 Hz -990 Hz
$2 \times f_b$	/	Facile	Facile	0.1053	0.0177		
$3 \times f_b$	/	Facile	Facile	0.0730	0.0302		
$4 \times f_b$	/	Facile	Facile	0.0503	0.0128		
$5 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0353	/		
$6 \times f_b$	/	Facile	Facile	0.0300	0.0144		
$7 \times f_b$	/	Facile	Facile	0.0257	0.0109		
$8 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0168	/		
$9 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0058	/		

V.3.5 Comparaison avec la technique CMEEMD-WDEN

Dans cette étude, nous avons exploré l'utilisation de la combinaison de la méthode CMEEMD avec la technique de débruitage par ondelettes (WDEN en anglais). Le signal résultant de l'application de la méthode CMEEMD (Figure (V-7-a)) a ensuite été soumis

à un traitement par WDEN. Les résultats obtenus sont illustrés dans la Figure (V-9). Bien que le bruit ait été partiellement réduit dans la Figure (V-9-a) par rapport au signal présenté dans la Figure (V-7-a), il est important de noter que l'analyse du spectre d'enveloppe dans la Figure (V-9-b) révèle que seule la fréquence caractéristique f_b est clairement discernable, tandis que la détection du premier et quatrième harmonique est difficile. Ces résultats démontrent que la méthode de suppression par ondelettes est moins efficace que la méthode ENMED pour éliminer le bruit, ce qui rend l'extraction d'informations relatives au défaut plus difficile. Une comparaison analytique entre les méthodes CMEEMD-WDEN et CMEEMD-ENMED est présentée dans le tableau (V.5).

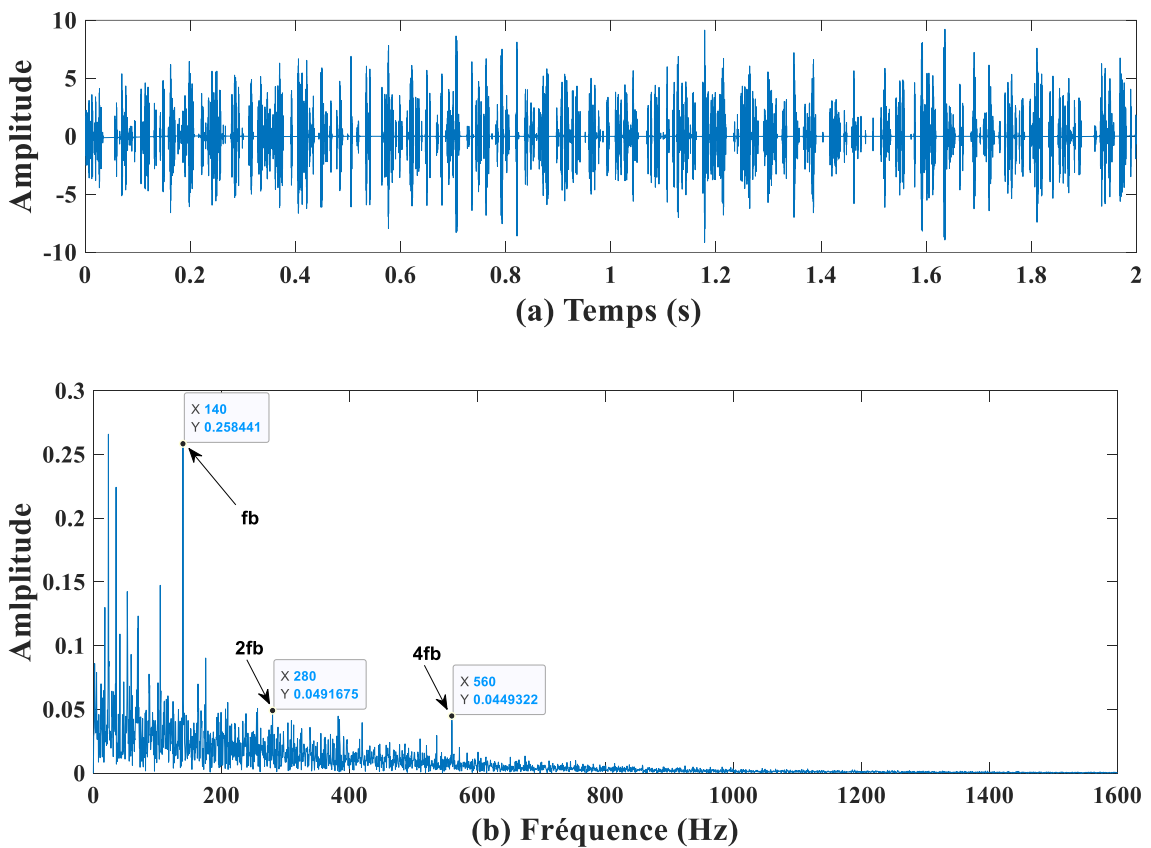


Figure V. 9 Résultats du traitement par CMEEMD-WDEN.

Tableau V.5. Récapitulation des performances des méthodes CMEEMD-ENMED et CMEEMD-WDEN.

Efficacité de l'extraction des fréquences du défaut de BI		Déteçtabilité		Amplitude[dB]		Plage de fréquences du défaut [Hz]	
CMEEMD-ENMED	CMEEMD-WDEN	CMEEMD-ENMED	CMEEMD-WDEN	CMEEMD-ENMED	CMEEMD-WDEN	CMEEMD-ENMED	CMEEMD-WDEN
f_b	/	Facile	Facile	0.1655	0.2584	120 Hz -1280 Hz	120 Hz -580 Hz
$2 \times f_b$	/	Facile	Difficile	0.1053	0.0491		
$3 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0730	/		
$4 \times f_b$	/	Facile	Facile	0.0503	0.0449		
$5 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0353	/		
$6 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0300	/		
$7 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0257	/		
$8 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0168	/		
$9 \times f_b$	/	Facile	Indéteçtable	0.0058	/		

V.4 CONCLUSION

Ce chapitre propose une évaluation approfondie de l'efficacité de la méthode CMEEMD-ENMED par rapport à d'autres méthodes telles que EEMD-ENMED, CMEEMD, CMEEMD-MED et CMEEMD-WDEN dans le diagnostic du défaut de bille. Les résultats de cette évaluation ont clairement démontré que le CMEEMD-ENMED

surpassait les autres méthodes par son efficacité et sa facilité à extraire les fréquences liées au défaut de la bille. Les autres méthodes évaluées n'ont pas atteint le même niveau de performance dans la détection et la caractérisation des défauts de bille. Ces résultats confirment donc l'efficacité de la méthode CMEEMD-ENMED dans le diagnostic des défauts de bille et soulignent son avantage par rapport aux autres méthodes examinées.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion générale

L'industrie moderne dépend grandement de l'utilisation d'équipements sophistiqués pour produire des biens et services de qualité supérieure. Parmi ces équipements, les machines à induction sont des composants essentiels. Cependant, leur défaillance peut engendrer des temps d'arrêt coûteux, des réparations onéreuses et des risques pour la sécurité. Pour cette raison, il est crucial de pouvoir diagnostiquer les défauts des machines à un stade précoce afin de prendre des mesures correctives avant que des dommages ne se produisent. Dans ce contexte, étant donné que les défauts de roulements sont à l'origine d'une grande partie des défaillances des machines à induction, il est primordial de leur accorder une attention particulière lors de l'analyse de ce type de machine.

En considérant l'impact significatif des défaillances de machines à induction, ainsi que l'importance de diagnostic précoce des défauts du roulement, les travaux réalisés dans ce domaine visent à contribuer à l'amélioration du processus de diagnostic des défauts dans les machines asynchrones. En effet, il existe nombreuses techniques avancées de traitement de signal utilisées dans le domaine du diagnostic des défauts. Parmi elles, la méthode EEMD qui a suscité l'intérêt de plusieurs chercheurs pour son efficacité et sa pertinence dans l'analyse des défauts du roulement. L'objectif de ce travail est de présenter nos approches qui améliorent les performances de l'EEMD afin d'optimiser le processus de diagnostic des défauts de roulement dans les moteurs à induction.

Le premier chapitre a présenté la courbe PF. Nous avons également exploré le concept de surveillance. Des informations détaillées ont été fournies sur les machines asynchrones. Nous avons mis l'accent sur le diagnostic des défauts des roulements dans les machines à induction. De plus, nous avons présenté différentes techniques d'analyse des signaux liés aux vibrations pour le diagnostic des défauts des roulements.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté une évaluation des avantages de l'EEMD sur l'EMD. Nous avons expliqué comment cette méthode peut résoudre les problèmes de mélange de modes de l'EMD en extrayant les IMFs à plusieurs reprises avec l'ajout de bruit au signal original. Nous avons démontré l'avantage de la méthode EEMD par rapport à la méthode EMD en termes de précision pour l'extraction d'IMFs. Comme nous avons comparé les performances des méthodes EMD et EEMD dans la détection des défauts du roulement. Nos résultats ont clairement montré que la méthode EEMD est plus performante que la méthode EMD pour extraire les informations caractéristiques des défauts dans les roulements.

Une évaluation a été effectuée dans le but de vérifier l'efficacité de l'EEMD dans le diagnostic des défauts de roulement. Cette évaluation repose sur trois propositions sous forme d'une étude comparative. Ces études ont été l'objectif du troisième chapitre.

La première proposition a comparé l'EEMD et le VMD. Les résultats obtenus ont clairement montré que l'EEMD est plus performante que le VMD pour identifier les défauts de roulement.

La deuxième proposition a comparé l'EEMD-MED et le VMD-MED, révélant ainsi que l'EEMD-MED est une approche plus efficace et robuste pour détecter ces défauts.

La troisième proposition s'est concentrée sur l'efficacité de l'intégration de l'EEMD avec l'AR-MED par rapport à l'utilisation de l'AR-MED seule. Les résultats obtenus ont indiqué que cette intégration a conduit à une amélioration significative du processus de déconvolution. Généralement, ces études fournissent des preuves importantes sur l'efficacité de l'EEMD pour l'extraction des défauts du roulement dans les moteurs à induction.

L'EEMD est donc une méthode performante pour le diagnostic des défauts dans le roulement des moteurs à induction. Mais cela peut être affectée par le bruit, ce qui peut impacter sa précision et sa fiabilité. Afin de résoudre ce problème, le quatrième chapitre présente deux techniques visant à améliorer la performance d'EEMD dans le diagnostic des défauts du roulement.

La première méthode consiste à combiner l'EEMD avec la méthode de débruitage à trois sigmas (EEMD-DEN- 3σ). Cette méthode a été testée par des signaux de vibrations expérimentaux sous un défaut dans la bague intérieure et dans la bague extérieure. Les résultats obtenus montrent performance de la méthode à éliminer de manière efficace le bruit des signaux de vibrations. Cela conduit à une amélioration remarquable sur la précision au diagnostic des défauts dans le roulement.

La deuxième méthode combine les modes combinés de l'EEMD et un processus de déconvolution amélioré (CMEEMD-ENMED). Des signaux de vibrations expérimentaux provenant de défauts au niveau de la bague intérieure, de la bague extérieure ont été utilisés pour tester cette méthode. Les résultats obtenus ont clairement démontré que cette approche permet d'extraire des informations riches sur les défauts de la bague intérieure et de la bague extérieure.

Cependant, pour valider pleinement l'efficacité de l'approche CMEEMD-ENMED, une analyse complémentaire est nécessaire. La détection des défauts de bille représente un défi majeur dans le domaine du diagnostic des machines à induction. Le dernier

chapitre s'est donc concentré sur l'évaluation de la performante de la méthode CMEEMD-ENMED dans le diagnostic de ce type des défauts. Plus précisément, nous avons comparé la méthode CMEEMD-ENMED à plusieurs autres méthodes telles que EEMD-ENMED, CMEEMD, CMEEMD-MED et CMEEMD-WDEN. Les résultats obtenus de cette évaluation ont clairement démontré que le CMEEMD-ENMED se distinguait des autres méthodes par son efficacité et sa facilité à extraire les fréquences liées au défaut de la bille. Ces résultats confirment donc l'efficacité de CMEEMD-ENMED en tant que méthode hautement performante dans le diagnostic des défauts de roulement.

Bien que les deux méthodes améliorées présentées aient montré leur efficacité dans l'amélioration d'EEMD et leur contribution à l'amélioration du diagnostic des défauts du roulement dans les moteurs à induction. Il est important de noter que leur utilisation reste limitée.

Ces approches présentent certaines limites dans leur précision en raison de la nature non stationnaire et variable dans le temps des signaux vibratoires mesurés. Cette variabilité complexe rend en effet difficile l'extraction des caractéristiques spécifiques aux défauts. De plus, la présence possible de plusieurs défauts simultanés génère une signature vibratoire globale difficile à analyser.

Afin de relever ces limites, nos perspectives consisteront à combiner la méthode CMEEMD proposée dans ce travail avec des techniques d'apprentissage automatique afin d'extraire automatiquement les caractéristiques pertinentes de chaque mode combiné. Comme nous utiliserons ces caractéristiques pour entraîner des modèles d'apprentissage automatique dédié la classification des défauts du roulement dans les moteurs à induction. Cette approche permettra d'améliorer encore la précision et l'efficacité de notre méthode de diagnostic, ce qui contribuera significativement à améliorer la fiabilité et la durée de vie des moteurs à induction. En plus, on va essayer de préparer un banc d'essai dédié au diagnostic des différents défauts dans les machines à induction et dans d'autres types des machines comme les machines synchrones.

ANNEXES (A et B)

ANNEXE A

DÉFAUTS DU ROULEMENT DANS LES EXPÉRIMENTATIONS DE CWRU

Tableau.1 Paramètres du roulement 6205-2RS JEM SKF.

Type du roulement	Diamètre intérieur	Diamètre extérieur	Diamètre intermédiaire	Diamètre de la bille	Épaisseur
Côté entraînement	25mm	52mm	15mm	8mm	39mm
Côté ventilateur	17mm	40mm	12mm	6.75mm	28.5mm

Tableau.2 Spécifications des défauts du roulement côté entraînement (en mm).

Emplacement du défaut	Diamètre	Profondeur
Bague intérieure	0.178mm	0.279mm
Bague intérieure	0.356mm	0.279mm
Bague intérieure	0.533mm	0.279mm
Bague intérieure	0.711mm	1.270mm
Bague extérieure	0.178mm	0.279mm
Bague extérieure	0.356mm	0.279mm
Bague extérieure	0.533mm	0.279mm
Bague extérieure	0.711mm	1.270mm
Bille	0.178mm	0.279mm
Bille	0.356mm	0.279mm
Bille	0.533mm	0.279mm
Bille	0.711mm	3.810mm

Tableau.3 Longueur des données de vibration d'un roulement en bon état.

Charge	Vitesse du moteur (tr/min)	Longueur des données
0 (Hp)	1797 (tr/min)	243938
1 (Hp)	1772 (tr/min)	483903
2 (Hp)	1750 (tr/min)	485063
3 (Hp)	1730 (tr/min)	485643

Tableau.4 Longueur des données de vibration d'un roulement avec un défaut côté entraînement.

Diamètre du défaut	Charge	Vitesse du moteur (tr/min)	Longueur des données de vibration				
			Bille	Bague intérieure	Bague extérieure		
					@6:00	@3:00	@12:00
0.007	0 (Hp)	1797	122571	121265	121991	122281	122281
	1 (Hp)	1772	121410	121991	122426	121846	121991
	2 (Hp)	1750	121556	122136	121410	121556	122281
	3 (Hp)	1730	121556	122917	122571	122281	122136
0.014	0 (Hp)	1797	121846	121846	121846		
	1 (Hp)	1772	122136	121846	122136		
	2 (Hp)	1750	121991	121846	121846		
	3 (Hp)	1730	122136	121701	121991		
0.021	0 (Hp)	1797	121991	122136	122426	121701	121846
	1 (Hp)	1772	121701	121556	121991	121991	122426
	2 (Hp)	1750	122136	121846	122281	122281	122716
	3 (Hp)	1730	122136	121991	121991	122136	121701
0.028	0 (Hp)	1797	120801	120801			
	1 (Hp)	1772	121351	121351			
	2 (Hp)	1750	120984	121351			
	3 (Hp)	1730	120984	121535			

Tableau.2 Informations sur les fréquences du défaut des roulements avec différentes charges.

Charge (Hp)	Vitesse (tr/min)	Fréquences de défauts		
		Bague intérieure	Bague extérieure	Bille
0 (Hp)	1797 (tr/min)	162.18 Hz	107.01 Hz	140.74 Hz
1 (Hp)	1772 (tr/min)	159.9 Hz	105.83 Hz	139.18 Hz
2 (Hp)	1750 (tr/min)	157.9 Hz	104.50 Hz	137.44 Hz
3 (Hp)	1730 (tr/min)	156.11 Hz	103.32 Hz	135.89 Hz

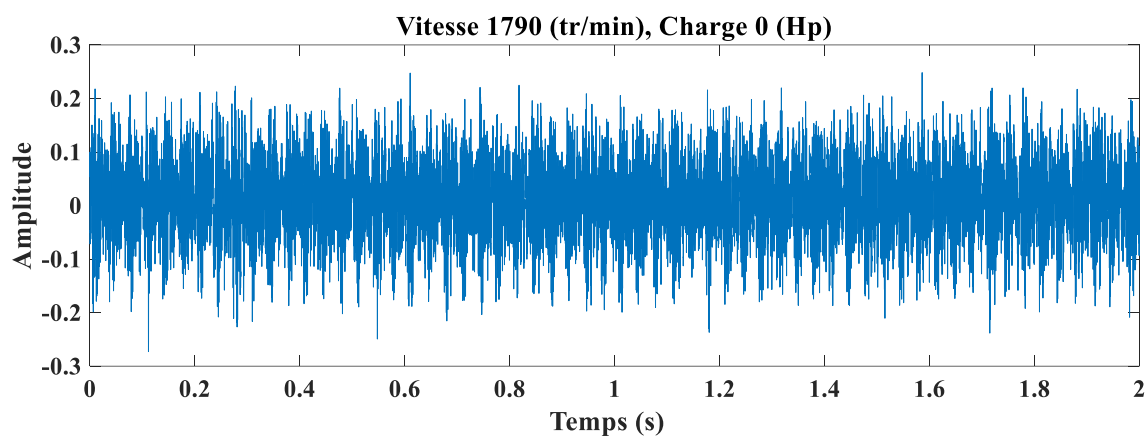
SIGNAUX DVIBRATION COLLECTÉS PAR UN ROULEMENT EN BON ÉTAT

Figure 1. Signal de vibration collecté par un roulement en bon état à une vitesse de 1790 tr/min et une charge de 0 Hp.

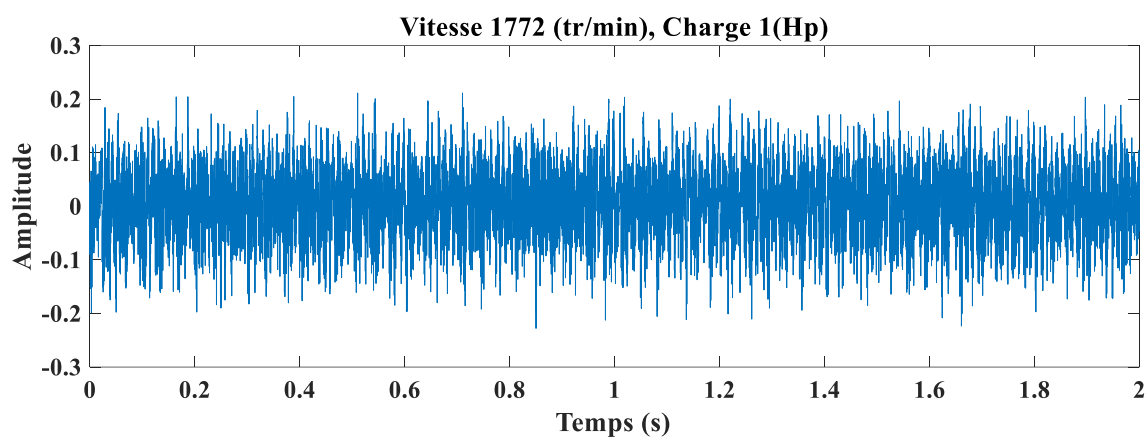


Figure 2. Signal de vibration collecté par un roulement en bon état à une vitesse de 1772 tr/min et une charge de 1 Hp.

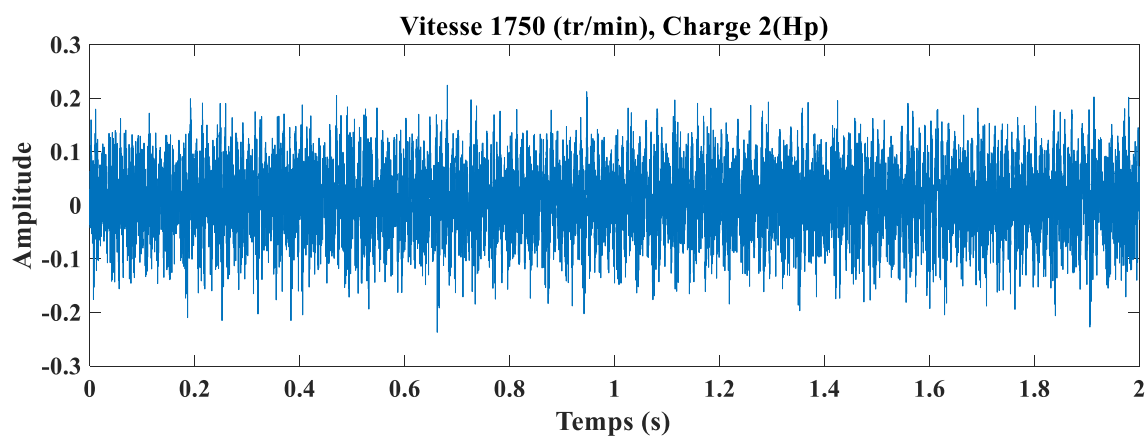


Figure 3. Signal de vibration collecté par un roulement en bon état à une vitesse de 1750 tr/min et une charge de 2 Hp.

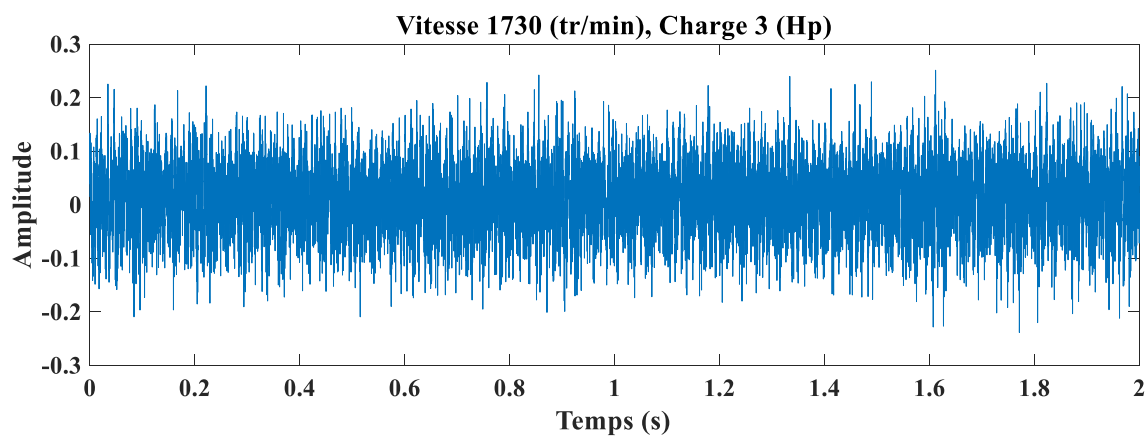


Figure 4. Signal de vibration collecté par un roulement en bon état à une vitesse de 1730 tr/min et une charge de 3 Hp.

ANNEXE B

CONTRIBUTIONS SCIENTIFIQUES

1. Damine, Y., Megherbi, A. C., Sbaa, S., Bessous, N. Study of the imf selection methods using kurtosis parameter for bearing fault diagnosis. Proceedings of the 19th International Multi-Conference on Systems, Signals Devices (SSD), pp. 80-85, IEEE 2022.
2. Damine, Y., Sbaa, S., Bessous, N., Megherbi, A. C. Comparative Study Between EEMD-MED and VMD-MED Techniques Dedicated to Bearing Fault Detection in Induction Motors. Proceedings of the 2022 International Conference of Advanced Technology in Electronic and Electrical Engineering (ICATEEE), M'sila, Algeria, pp. 1-6, 2022.
3. Damine, Y., Bessous, N., Megherbi, A. C., Sbaa, S., Ünsal, A. Enhancement of the AR-MED Deconvolution Process using Ensemble Empirical Mode Decomposition in Bearing Fault Detection. Proceedings of the 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems (ICAECCS), Blida, Algeria, pp. 1-5, 2023.
4. Damine, Y., Bessous, N., Pusca, R., Megherbi, A. C., Romary, R., Sbaa, S. "A New Bearing Fault Detection Strategy Based on Combined Modes Ensemble Empirical Mode Decomposition, KMAD, and an Enhanced Deconvolution Process." *Energies*, vol. 16, 2023, p. 2604.
5. Damine, Y., Bessous, N., Megherbi, A. C., Sbaa, S. Early Bearing Fault Detection Using EEMD and Three-Sigma Rule Denoising Method." *Mechanics*, vol. 29, no. 4, 2023, pp. 302-308.

***RÉFÉRENCES
BIBLIOGRAPHIQUES***

Références bibliographiques

- [ABD22]: Abdelkader, R. “Rolling Bearing Fault diagnosis Using an Enhanced CEEMDAN Algorithm and a Modified Soft Thresholding.” 19th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), pp. 1162-1167, 2022.
- [ABI21]: Abid, A., Khan, M. T., and Iqbal, J. “A review on fault detection and diagnosis techniques: basics and beyond.” *Artificial Intelligence Review*, vol. 54, pp. 3639-3664, 2021.
- [AGU03]: Aguayo, J., et al. “Stator winding fault detection for an induction motor drive using actuator as sensor principle.” *IEEE*, 2003.
- [ALL86]: Allbrecht, P. F., Appiarius, J. C., McCoy, R. M., & Owen, E. L. “Assessment of the Reliability of Motors in Utility Applications.” *Transactions on Energy Conversion*, vol. EC-1, pp. 39-46, *IEEE*, 1986.
- [ALM02]: Almeida, R. G. T. de, Vicente, S. A. da Silva, & Padovese, L. R. “New Technique for Evaluation of Global Vibration Levels in Rolling Bearings.” *Shock and Vibration*, 2002.
- [ALS21]: AlShalalfeh, Ashraf, and Laith Shalalfeh. “Bearing fault diagnosis approach under data quality issues.” *Applied Sciences*, vol. 11, pp. 3289, 2021.
- [AMA16]: Amarnath, M., Shrinidhi, R., Ramachandra, A., & Kandagal, S. B. “Prediction of Defects in Antifriction Bearings using Vibration Signal Analysis.” *Journal of the Institution of Engineers (India)*, vol. 97, pp. 147-152, 2016.
- [AMA20]: Amarouayache, I. I. E., Saadi, M. N., Guersi, N., & Boutasseta, N. “Bearing fault diagnostics using EEMD processing and convolutional neural network methods.” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, pp. 4077-4095, 2020.
- [AMI11]: Amirat, Y., Choqueuse, V. V., Benbouzid, M., & Turri, S. “Hilbert Transform-Based Bearing Failure Detection in DFIG-Based Wind Turbines.” *International Review of Electrical Engineering*, vol. 6, pp. 1249-1256, 2011.
- [AZI22]: Aziz, M. A. B. A., et al. “Operating Characteristic of Three Phase Squirrel-Cage Induction Motor.” 2022.
- [BAG16]: Baglee, D., Jantunen, E., Campos, J., & Sharma, P. “How does CBM function in the real world.” In *MFPT 2016 and ISA’s 62st International Instrumentation Symposium, Advances in Technology to Support End User*, At Dayton, OH, May 24, vol. 26, pp. 1-6, 2016.
- [BEC11]: Bechhoefer, E., Kingsley, M., & Menon, P. “Bearing envelope analysis window selection using spectral kurtosis techniques.” *Proceedings of the*

- International Conference on Prognostics and Health Management, PHM, Denver, CO, USA, pp. 20-23, IEEE, 2011.
- [BER23]: Berman, H.B. “The Normal Distribution.” *Stattrek*, Available at: <https://stattrek.com/probability-distributions/normal>. Accessed 7 Feb. 2023.
- [BES23]: Damine, Y., Bessous, N., Megherbi, A. C., Sbaa, S. “Early Bearing Fault Detection Using EEMD and Three-Sigma Rule Denoising Method.” *Mechanics*, vol. 29, no. 4, pp. 302-308, 2023.
- [BHA11]: Bhandari, S., & Tandon, N. “Time synchronous averaging and envelope analysis for fault detection in rolling element bearings.” *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 25, pp. 1-14, 2011.
- [BIN13]: Bin Hasan, M. M. A. “Current based condition monitoring of electromechanical systems. Model-free drive system current monitoring: faults detection and diagnosis through statistical features extraction and support vector machines classification.” Doctoral dissertation, University of Bradford, 2013.
- [BON92]: Bonnett Austin, H., and G.C. Soukup. “Cause and analysis of stator and rotor failures in three phase squirrel-cage induction motors.” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 28, pp. 921-937, IEEE, 1992.
- [BOU19]: Boudinar, A. H., Aimer, A. F., Khodja, M. E. A., & Benouzza, N. “Induction Motor's Bearing Fault Diagnosis Using an Improved Short Time Fourier Transform.” In *Advanced Control Engineering Methods in Electrical Engineering-Systems*, Springer, Cham, pp. 411-426, 2019.
- [CAI23]: Li, Z., Cai, S., Li, X., Shao, S., & Yang, X. “Fault diagnosis of Rolling Bearing for Motor Based on LSTM-EEMD and Genetic Optimization.” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2549, no. 1, p. 012025, 2023.
- [CAS98]: Cash, M. A. “Detection of turn faults arising from insulation failure in the stator windings of AC machines.” Doctoral dissertation, Georgia Institute of Technology, 1998.
- [CHA14]: Chatterton, S., Ricci, R., Pennacchi, P., & Borghesani, P. “Signal processing diagnostic tool for rolling element bearings using emd and med.” *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, Springer, pp. 379-388, 2014.
- [CHA20]: Chaabi, L., Lemzadmi, A., Djebala, A., Bouhalais, M. L., & Ouelaa, N. “Fault diagnosis of rolling bearings in non-stationary running conditions using improved CEEMDAN and multivariate denoising based on wavelet and principal component analyses.” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, pp. 3859-3873, 2020.
- [CHE11]: Chebil, J., Hrairi, M., & Abu-Shikhah, N. M. “Signal Analysis of Vibration Measurements for Condition Monitoring of Bearings.” *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, vol. 5, pp. 70-78, 2011.
- [CHE12]: Chen, J., Heincke, B., Jegen, M., Moorkamp, M. “Using Empirical Mode Decomposition to Process Marine Magnetotelluric Data.” *Geophysical Journal International*, vol. 190, pp. 293-309, 2012.
- [CHE19]: Cheng, Y., Wang, Z., Chen, B., Zhang, W., Huang, G. “An improved complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and its application to rolling element bearing fault diagnosis.” *ISA Transactions*, vol. 91, pp. 218–234, 2019.

- [CHE21]: Chen, X., Zhang, B., and Gao, D. “Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model.” *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 32, pp. 971-987, 2021.
- [CHO19]: Choudhary, A., Goyal, D., Shimi, S.L. et al. “Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Induction Motors: A Review.” *Arch Computat Methods*, pp.1221–1238, 2019.
- [COC12]: Cocconcelli, M., Zimroz, R., Rubini, R., & Bartelmus, W. “STFT Based Approach for Ball Bearing Fault Detection in a Varying Speed Motor.” In *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 41-50, 2012.
- [CWRU23]: Case School of Engineering: Case Western Reserve University, School of Engineering, 2023.
- [DAM22]: Damine, Y., Megherbi, A. C., Sbaa, S., & Bessous, N. “Study of the imf selection methods using kurtosis parameter for bearing fault diagnosis.” *Proceedings of the 19th International Multi-Conference on Systems, Signals Devices (SSD)*, pp. 80-85, IEEE 2022.
- [DAM23]: Damine, Y., et al. “A New Bearing Fault Detection Strategy Based on Combined Modes Ensemble Empirical Mode Decomposition, KMAD, and an Enhanced Deconvolution Process.” *Energies*, vol. 16, pp. 2604, 2023.
- [DHO20]: Dhoke, A., Sharma, R., and Saha, T. K. “A technique for fault detection, identification and location in solar photovoltaic systems.” *Solar Energy*, vol. 206, pp. 864-874, 2020.
- [DIB21]: Dibaj, A., Hassannejad, R., Ettefagh, M. M., Ehghaghi, M. B. “Incipient fault diagnosis of bearings based on parameter-optimized VMD and Envelope Spectrum Weighted Kurtosis index with a new sensitivity assessment threshold.” *ISA Transactions*, vol. 114, pp. 413–433, 2021.
- [DJE00]: Djebbari, A., & Reguig, F. B. “Short-Time Fourier Transform Analysis of the Phonocardiogram Signal.” *ICECS. 7th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems*, vol. 2, pp. 844-847, IEEE 2000.
- [DOR97]: Dorrell, D.G., Thomson, W.T., and Roach, S. “Analysis of air-gap flux, current, and vibration signals as function of a combination of static and dynamic eccentricity in 3-phase induction motors.” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 33, pp. 24-34, 1997.
- [DUH90]: Duhamel, P., & Vetterli, M. “Fast Fourier transforms: a tutorial review and a state of the art.” *Signal processing*, vol. 19, pp. 259-299, 1990.
- [DYE 78] Dyer, D., & Stewart, R. M. “Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis.” *Journal of Mechanical Design*, vol. 100, pp. 229-235, 1978.
- [END07]: Endo, H., & Randall, R. “Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter.” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, no. 2, pp. 906-919, 2007.
- [ESC58]: Eschmann, P., Hasbargen, L., and Weigand, K. “Ball and roller bearings: their theory, design and application.” K. G. Heyden, 1958.
- [FAN08]: Fan, F., and M. Zuo. “Machine Fault Feature Extraction Based on Intrinsic Mode Functions.” *Measurement Science and Technology*, vol. 19, 2008.

- [FAY21]: Faysal, A., Ngui, W. K., & Lim, M. H. "Noise eliminated ensemble empirical mode decomposition for bearing fault diagnosis." *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, pp. 1-17, 2021.
- [FEN13]: Feng, Z., et al. "Ensemble empirical mode decomposition-based Teager energy spectrum for bearing fault diagnosis." *Journal of vibration and acoustics*, 2013.
- [GAC16]: Gaci, Said. "A new ensemble empirical mode decomposition (EEMD) denoising method for seismic signals." *Energy Procedia*, vol. 97, pp. 84-91, 2016.
- [GAO08]: Gao, Y., Ge, G., Sheng, Z., & Sang, E. "Analysis and Solution to the Mode Mixing Phenomenon in EMD." *Congress on Image and Signal Processing*, Sanya, China, pp. 223-227, 2008.
- [GAO15]: Gao, H., Liang, L., Chen, X., & Xu, G. "Feature Extraction and Recognition for Rolling Element Bearing Fault Utilizing Short-time Fourier Transform and Non-negative Matrix Factorization." *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 28, pp. 96-105, 2015.
- [GAO18]: Gao, C., et al. "Advanced Rolling Bearing Fault Diagnosis Using Ensemble Empirical Mode Decomposition, Principal Component Analysis and Probabilistic Neural Network." *J. Robotics Netw. Artif*, vol. 3, pp. 10-14, 2018.
- [GAR06]: Garg, A., and Deshmukh, S. G. "Maintenance management: literature review and directions." *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 12, pp. 205-238, 2006.
- [GAR17]: Garg, R., and Pattnaik, S. S. "Time-Frequency Analysis of Non-Stationary Signals: A Review." *Signal Processing: Advances in Theory and Applications*, vol. 1, pp. 165-177, 2017.
- [GE20]: Ge, J., Niu, T., Xu, D., Yin, G., & Wang, Y. "A rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD-WSST signal reconstruction and multi-scale entropy." *Entropy*, p. 290, 2020.
- [GHA21]: Ghaleb, M., Taghipour, S., and Zolfagharinia, H. "Real-time integrated production-scheduling and maintenance-planning in a flexible job shop with machine deterioration and condition-based maintenance." *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 61, pp. 423-449, 2021.
- [GON95]: González, G., et al. "Period estimation using minimum entropy deconvolution (med)." *Signal processing*, vol. 41, pp. 91-100, 1995.
- [GOY16]: Goyal, D., Saini, A., Dhami, S. S., & Pabla, B. S. "Intelligent predictive maintenance of dynamic systems using condition monitoring and signal processing techniques (ICACCA)." In *international conference on advances in computing, communication, & automation*, pp. 1-6. IEEE 2016.
- [GUO17]: Guo, Tai and Zhongmin Deng. "An improved EMD method based on the multi-objective optimization and its application to fault feature extraction of rolling bearing." *Applied Acoustics*, vol. 127, pp. 46-62, 2017.
- [HAR11]: Harlișca, C., Hangiu, R.P., Szabo, L., and Silaghi, H. "Broken rotor bars detection in squirrel-cage induction machines by motor current signature analysis method." *Scientific Bulletin of the Electrical Engineering Faculty*, vol. 17, pp. 20-25, 2011.

- [HAS22]: Hasan, A., & Singh, J. "Fault Detection in Ball Bearing through Machine Learning Models." 2022 6th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology, pp. 1-6, 2022.
- [HEN19]: Wang, H., Deng, S., Yang, J., & Liao, H. "A Fault Diagnosis Method for Rolling Element Bearing (REB) Based on Reducing REB Foundation Vibration and Noise-Assisted Vibration Signal Analysis." Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, vol. 233, pp. 2574-2587, 2019.
- [HEN98]: Heng, R. B. W., & Nor, M. J. M. "Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition." Applied Acoustics, vol. 53, pp. 211-226, 1998.
- [HEY18]: Heydarzadeh, Mehrdad, et al. "Vibration-based bearing fault diagnosis using reflection coefficients of the autoregressive model." Annual American Control Conference (ACC), pp. 1303-1308, IEEE 2018.
- [HLA92]: Hlawatsch, F., and Gagen, M. J. "Instantaneous Frequency Estimation of Nonstationary Signals Using the Wigner-Ville Distribution." Transactions on Signal Processing, vol. 40, pp. 943-954, IEEE 1992.
- [HON20]: Lu, H., et al. "Fault feature extraction of flexible thin-wall bearings based on VMD and MOMEDA." 2020 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), IEEE, pp. 2161-2166, 2020.
- [HOU20]: Hou, J., Wu, Y., Gong, H., Ahmad, A. S., & Liu, L. "A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on EEMD permutation entropy and GG clustering." Applied Sciences, p. 386, 2020.
- [HOW 94]: Howard, I. "A Review of Rolling Element Bearing Vibration 'Detection, Diagnosis, and Prognosis." Defence Science and Technology Organization, Canberra, Australia, DSTO-RR-0013, 1994.
- [HUA09]: Wu, Z., and Huang, N. E. "Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method." Advances in Adaptive Data Analysis, vol. 1, pp. 1-41, 2009.
- [HUA10]: Huang, P., Pan, Z., Qi, X., & Lei, J. "Bearing Fault Diagnosis Based on EMD and PSD." 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, pp. 1300-1304, 2010.
- [HUA11]: Wu, Z., Huang, N. E., and Chen, X. "The Multi-dimensional Ensemble Empirical Mode Decomposition Method." Advances in Adaptive Data Analysis, vol. 3, pp. 349-371, 2011.
- [HUA98]: Huang, Norden E., Shen, Zheng, Long, Steven R., 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, pp. 903-995, 1998.
- [HUI10]: Li, H., et al. "Ensemble empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform applied to bearing fault diagnosis." 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, IEEE, pp. 3413-3417, 2010.
- [IGA83]: Igarashi, T., & Yabe, S. "Studies on the Vibration and Sound of Defective Rolling Bearings: Second Report: Sound of Ball Bearings with One Defect." Bulletin of JSME, vol. 26, pp. 1791-1798, 1983.

- [JAI21]: Jain, P. H., & Bhosle, S. P. "A review on vibration signal analysis techniques used for detection of rolling element bearing defects." *SSRG International Journal of Mechanical Engineering*, vol. 8, pp. 14-29, 2021.
- [JIA20]: Jiang, Y., Tang, C., Zhang, X., Jiao, W., Li, G., & Huang, T. "A novel rolling bearing defect detection method based on bispectrum analysis and cloud model-improved EEMD." *IEEE*, pp. 24323-24333, 2020.
- [JIM07]: Jiménez, G. A., Muñoz, A. O., & Duarte-Mermoud, M. A. "Fault Detection in Induction Motors using Hilbert and Wavelet Transform." *Electrical Engineering*, vol. 89, pp. 205-220, 2007.
- [JIN18]: Li, J., Tong, Y., Guan, L., Wu, S., & Li, D. "A UV-Visible Absorption Spectrum Denoising Method Based on EEMD and an Improved Universal Threshold Filter." *RSC Advances*, vol. 8, pp. 8558-8568, 2018.
- [JIN19]: Jing, X., Jianmin, M., Zhiqiang, Z., & Chun, C. "Bearing fault diagnosis based on CEEMDAN and Teager energy operator." In *Journal of Physics: Conference Series*, p. 032044, 2019.
- [JUN07]: Junsheng, C., et al. "The Application of Energy Operator Demodulation Approach Based on EMD in Machinery Fault Diagnosis." *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, pp. 668-677, 2007.
- [JUN18]: Ma, J., Wu, J., & Wang, X. "Incipient Fault Feature Extraction of Rolling Bearings Based on the MVMD and Teager Energy Operator." *ISA Transactions*, vol. 80, pp. 297-311, 2018.
- [KAI13]: Kaiser, J. F. "Understanding Nonstationary Signals and Their Analysis." *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, pp. 102-114, IEEE 2013.
- [KAN11]: Kankar, P. K., Sharma, S. C., & Harsha, S. P. "Rolling Element Bearing Fault Diagnosis Using Wavelet Transform." *Neurocomputing*, vol. 74, pp. 1638-1645, 2011.
- [KEC22]: Kecik, K., Smagala, A., & Lyubitska, K. "Ball Bearing Fault Diagnosis Using Recurrence Analysis." *Materials*, vol. 15, p. 5940, 2022.
- [KH14]: Kharche, P. P., and Kshirsagar, S. V. "Review of fault detection in rolling element bearing." *Int. J. Innov. Res. Adv. Eng.*, vol. 1, pp. 169-174, 2014.
- [KHA14]: Khanam, S., Tandon, N., & Dutt, J. K. "Fault Size Estimation in the Outer Race of Ball Bearing Using Discrete Wavelet Transform of the Vibration Signal." *Procedia Technology*, vol. 14, pp. 12-19, 2014.
- [KHA18]: Khadersab, A., & Shivakumar, S. "Vibration Analysis Techniques for Rotating Machinery and its effect on Bearing Faults." *Procedia Manufacturing*, vol. 20, pp. 247-252, 2018.
- [KIM20]: Kim, S., An, D., & Choi, J. H. "Diagnostics 101: A tutorial for fault diagnostics of rolling element bearing using envelope analysis in MATLAB." *Applied Sciences*, vol. 10, pp. 7302, 2020.
- [KIM22]: Kim, D. W., Lee, E. S., Jang, W. K., Kim, B. H., & Seo, Y. H. "Effect of data preprocessing methods and hyperparameters on accuracy of ball bearing fault detection based on deep learning." *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 14, p. 16878132221078494, 2022.
- [KOU03]: Koutroulis, E., and Kalaitzakis, K. "Development of an integrated data-acquisition system for renewable energy sources systems monitoring." *Renewable Energy*, vol. 28, pp. 139-152, 2003.

- [LAC11]: Lacey, S. "The Role of Vibration Monitoring in Predictive Maintenance." *Asset Management & Maintenance Journal*, vol. 24, pp. 42-51, 2011.
- [LEI09]: Lei, Y. G., He, Z. J., & Zi, Y. Y. "Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery." *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, pp. 1327–1338, 2009.
- [LEI13]: Lei, Y., Lin, J., He, Z., & Zuo, M. J. "A Review on Empirical Mode Decomposition in Fault Diagnosis of Rotating Machinery." *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, pp. 108-126, 2013.
- [LEI22]: Lei, Yaguo. "Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinery." Springer, 2022.
- [LIA15]: Liang, J., et al. "Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Improved EEMD and CNN." *Measurement*, vol. 60, pp. 78-88, 2015.
- [LIA23]: Liang, B., & Feng, W. "Bearing Fault Diagnosis Based on ICEEMDAN Deep Learning Network." *Processes*, vol. 11, pp. 2440, 2023.
- [LIN04]: Linderhed, A. "Adaptive Image Compression with Wavelet Packets and Empirical Mode Decomposition." Linköping University, Linköping, Sweden, 2004.
- [LIU12]: Liu, T., Chen, J., Dong, G., Xiao, W., Zhou, X. "The fault detection and diagnosis in rolling element bearings using frequency band entropy." *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 227, pp. 87–99, 2012.
- [LIU13]: Liu, J., Shao, Y., & Zuo, M. J. "The effects of the shape of localized defect in ball bearings on the vibration waveform." *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part K: Journal of Multi-Body Dynamics*, vol. 227, pp. 261-274, 2013.
- [LIU16]: Liu, H., Li, L., & Ma, J. "Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on STFT-Deep Learning and Sound Signals." *Shock and Vibration*, vol. 2016, 2016.
- [LIU18]: Liu, K., Zhou, X., and Yin, Y. "Application of Instantaneous Frequency Estimation to Bearing Fault Diagnosis." *Shock and Vibration*, vol. 2018, 2018.
- [LIU19]: Liu, X., Zhang, X., Luan, Z., & Xu, X. "Rolling bearing fault diagnosis based on EEMD sample entropy and PNN." *The Journal of Engineering*, pp. 8696-8700, 2019.
- [LIU21]: Li, H., Liu, T., Wu, X., & Li, S. "Research on test bench bearing fault diagnosis of improved EEMD based on improved adaptive resonance technology." *Measurement*, pp. 109986. 2021.
- [LOR07]: De Lorenzo, F., and Calabro, M. "Kurtosis: A statistical approach to identify defect in rolling bearings." *Proceedings of the 2nd International Conference on Marine Research and Transportation, Naples*, pp. 17-24, 2017.
- [LUO17]: Luo, C., & Jia, M. P. "The Diagnosis Approach for Rolling Bearing Fault Based on Kurtosis Criterion EMD and Hilbert Envelope Spectrum." *2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, 2017.
- [MAD18]: Madhuchhanda., Karmakar, Subrata. Chattopadhyaya, Surajit. Mitra. "Induction Motor Fault Diagnosis: Approach through Current Signature Analysis." SPRINGER, 2018.

- [MAH14]: Maheshwari, S., & Kumar, A. "Empirical Mode Decomposition: Theory & Applications." *International Journal of Electronic Engineering*, vol. 6, pp. 873-878, 2014.
- [MAO23]: Liu, X., Chen, W., & Mao, A. "An adaptive optimization EEMD method and its application in bearing fault detection," 2023.
- [MAR95]: Martin, H. R., & Honarvar, F. "Application of statistical moments to bearing failure detection." *Applied Acoustics*, vol. 44, pp. 67-77, 1995.
- [MCF84]: McFadden, P. D., & Smith, J. D. "Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing." *Journal of sound and vibration*, vol. 96, pp. 69-82, 1984.
- [MEH10]: Mehala, Neelam. "Condition monitoring and fault diagnosis of induction motor using motor current signature analysis." A Ph. D Thesis submitted to the Electrical Engineering Department, National Institute of Technology, Kurushetra, India, 2010.
- [MIA23]: Mian, T., Choudhary, A., Fatima, S., & Panigrahi, B. K. "Mel-spectrogram based Approach for Fault Detection in Ball Bearing using Convolutional Neural Network." *Proceedings of the 2023 6th International Conference on Electronics, Communications and Control Engineering*, Mar, pp. 283-289, 2023.
- [MOH11]: Mohamed, W. A., and Abdel-Fattah, T. M. "Nonlinear Analysis of Bearing Vibration Signals." *Journal of Engineering*, vol. 2011, 2011.
- [MOR82]: Morlet, J., Arens, G., Fourgeau, E., & Glard, D. "Wave Propagation and Sampling Theory—Part I: Complex Signal and Scattering in Multilayered Media." *Geophysics*, vol. 47, pp. 203-221, 1982.
- [MOR96]: Mori, K., Kawashima, N., Yoshioka, T., & Ueno, Y. "Prediction of Spalling on a Ball Bearing by Applying the Discrete Wavelet Transform to Vibration Signals." *Wear*, vol. 195, pp. 162-168, 1996.
- [NIU20]: Ge, J., Niu, T., Xu, D., Yin, G., & Wang, Y. "A rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD-WSST signal reconstruction and multi-scale entropy." *Entropy*, P. 290, 2020.
- [ORH06]: Orhan, S., Aktürk, N., & Çelik, V. "Vibration monitoring for defect diagnosis of rolling element bearings as a predictive maintenance tool: Comprehensive case studies." *NDT & E International*, vol. 39, pp. 293-298, 2006.
- [PAR13]: Parekh, R. "AC induction motor fundamentals." *Microchip Technology Inc*, (DS00887A), pp. 1-24, 2003.
- [PAT12]: Patel, V. N., Tandon, N., & Pandey, R. "Defect Detection in Deep Groove Ball Bearing in the Presence of External Vibration using Envelope Analysis and Duffing Oscillator." *Measurement*, vol. 45, pp. 960-970, 2012.
- [PAT13]: Patel, V. N., Tandon, N., & Pandey, R. K. "Vibration Studies of Dynamically Loaded Deep Groove Ball Bearings in the presence of Local Defects on Races." *Procedia Engineering*, vol. 64, pp. 182-1591, 2013.
- [PAT14]: Patel, V. N., Tandon, N., & Pandey, R. K. "Experimental Study for Vibration Behaviors of Locally Defective Deep Groove Ball Bearings under Dynamic Radial Load." *Advances in Acoustics and Vibration*, 2014.
- [PEI21]: Pei, Y., Wei, M., Chen, K., Chen, X., & Li, S. "A Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on CEEMDAN and KFCM." In *2021 Global Reliability and Prognostics and Health Management*, pp. 1-6, 2021.

- [PEN11]: Pennacchi, P., et al. "Effectiveness of med for fault diagnosis in roller bearings." *Vibration Problems ICOVP 2011*, Springer, pp. 637-642, 2011.
- [POU21]: Poulouse, J., Prasad SR, V., & Sadique, A. "Ball Bearings Fault Detection with Machine Learning of Vibration Signals." In *Proceedings of the International Conference on Aerospace & Mechanical Engineering*, 2021.
- [PRA02]: Prabhakar, S., Mohanty, A. R., & Sekhar, A. S. "Application of Discrete Wavelet Transform for Detection of Ball Bearing Race Faults." *Tribology International*, vol. 35, pp. 793-800, 2002.
- [PRE18]: Presas, A., Luo, Y., Wang, Z., Valentin, D., & Egusquiza, M. "A review of PZT patches applications in submerged systems." *Sensors*, vol. 18, pp. 2251, 2018.
- [QIA94]: Qian, S., & Chen, D. "Decomposition of the Wigner-Ville distribution and time-frequency distribution series." *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, pp. 2836-2842, IEEE 1994.
- [QIN13]: Qin, B., Luo, Q., Zhang, J., Li, Z., & Qin, Y. "Fault Frequency Identification of Rolling Bearing Using Reinforced Ensemble Local Mean Decomposition." *Journal of Control Science and Engineering*, 2021.
- [RAN11]: Randall, R. B. "Vibration-Based Condition Monitoring." A John Wiley and Sons Ltd Publication, 2011.
- [RIC11]: Ricci, R., & Pennacchi, P. "Diagnostics of Gear Faults Based on EMD and Automatic Selection of Intrinsic Mode Functions." *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, pp. 821-838, 2011.
- [RIL08]: Rilling, G., and Flandrin, P. "One or Two Frequencies? The Empirical Mode Decomposition Answers." *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, pp. 85-95, 2008.
- [RYA19]: Ryan, M. "Decomposing Signal Using Empirical Mode Decomposition - Algorithm Explanation for Dummy." Medium, 2019.
- [SAA19]: Saad, Nordin, et al. "Condition Monitoring and Faults Diagnosis of Induction Motors: Electrical Signature Analysis." CRC Press/Taylor & Francis Group, 2019.
- [SAT98]: Satish, L. "Short-Time Fourier and Wavelet Transforms for Fault Detection in Power Transformers during Impulse Tests." *Proceedings-Science, Measurement and Technology*, vol. 145, pp. 77-84, 1998.
- [SAU17]: Saufi, M. S. R. M., Ahmad, Z. A., Lim, M. H., & Leong, M. S. "A review on signal processing techniques for bearing diagnostics." *International Journal of Mechanical Engineering and Technology*, vol. 8, pp. 327-337, 2017.
- [SEG12]: Segla, M., Wang, S., & Wang, F. "Bearing fault diagnosis with an improved high-frequency resonance technique." *IEEE 10th International Conference on Industrial Informatics, IEEE*, pp. 580-585, 2012.
- [SHA18]: Shabana, A. A. "Nonlinear Vibration Analysis of Mechanical and Structural Systems." Springer, 2018.
- [SHA19]: Shah, D. S., Patel, V. N., & Darji, P. H. "Experimental Vibration Studies of Deep Groove Ball Bearings Having Damaged Surfaces." *Journal of The Institution of Engineers (India): Series C*, vol. 100, pp. 919-935, 2019.
- [SHE19]: Xu, B., Sheng, Y., Li, P., Cheng, Q., & Wu, J. "Causes and classification of EMD mode mixing." *Vibroengineering Procedia*, vol. 22, pp. 158-164, 2019.

- [SID05]: Siddique, A., et al. "A review of stator fault monitoring techniques of induction motors." *Transactions on Energy Conversion*, vol. 20, pp. 106-114, IEEE 2005.
- [SIN03]: Singh, G. K., & Al Kazzaz, S. A. S. "Induction Machine Drive Condition Monitoring and Diagnostic Research." *Electric Power Systems Research*, vol. 64, no. 2, pp. 145-158, 2003.
- [SIN19]: Singh, P., and S. P. Harsha. "Statistical and Frequency Analysis of Vibrations Signals of Roller Bearings Using Empirical Mode Decomposition." *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part K: Journal of Multi-Body Dynamics*, vol. 233, pp. 183-197, 2019.
- [SKF14]: SKF Group. "Bearing Damage and Failure Analysis." SKF, 2014.
- [SUN21]: Sun, Y., Yu, J. "Fault detection of rolling bearing using sparse representation-based adjacent signal difference." *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1-16, 2021.
- [TAN03]: Tandon, N., & Kumar, K. S. "Detection of Defects at Different Locations in Ball Bearings by Vibration and Shock Pulse Monitoring." *Noise & Vibration Worldwide*, 2003.
- [TAN94]: Tandon, N. "A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings." *Measurement*, vol. 12, pp. 285-289, 1994.
- [TAN99]: Tandon, N., & Choudhury, A. "A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings." *Tribology International*, vol. 32, pp. 469-480, 1999.
- [TAY80]: Taylor, J. I. "Identification of Bearing Defects by Spectral Analysis." *Journal of Mechanical Design*, vol. 102, pp. 199-204, 1980.
- [TOM21]: Toma, R. N., et al. "Bearing fault classification using ensemble empirical mode decomposition and convolutional neural network." *Electronics*, vol. 10, pp. 1248, 2021.
- [UTP11]: Utpat, A., Ingle, R. B., & Nandgaonkar, M. R. "Response of Various Vibration Parameters to the Condition Monitoring of Ball Bearing Used in Centrifugal Pumps." *Noise & Vibration Worldwide*, vol. 42, pp. 34-40, 2011.
- [VET08]: Vetterli, M., and Kovacevic, J. "Introduction to Time-Frequency Analysis." In *Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, edited by Leon Cohen, 2nd ed., Chapter 5, pp. 93-111, 2008.
- [VIC05]: Vicente, P., Rodriguez, J., Negrea, M., Arkkio. "General scheme for induction motor condition monitoring." In *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED '05, the 5th IEEE International Symposium*, pp. 1-6. IEEE 2005.
- [VOR02]: Vorobyov, S. A., and Gershman, A. B. "Instantaneous Frequency Estimation: A Comprehensive Study." *Transactions on Signal Processing*, vol. 50, pp. 756-769, IEEE 2002.
- [WA18]: Wang, N., & Liu, X. "Bearing fault diagnosis method based on hilbert envelope demodulation analysis." *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 436, pp. 012009, 2018.
- [WAN02]: Wang, H. "A survey of maintenance policies of deteriorating systems." *European Journal of Operational Research*, vol. 139, pp. 469-489, 2002.

- [WAN07]: Wang, Y., Lynch, J. P., & Law, K. H. "A wireless structural health monitoring system with multithreaded sensing devices: design and validation." *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 3, pp. 103-120, 2007.
- [WAN14]: Wang, H., Chen, J., & Dong, G. "Feature Extraction of Rolling Bearing's Early Weak Fault Based on EEMD and Tunable Q-Factor Wavelet Transform." *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 48, pp. 103-119, 2014.
- [WAN18]: Wang, H., Zheng, H., Liu, Y., & Zhang, Y. "A novel method for bearing fault diagnosis using minimum entropy deconvolution and envelope spectrum analysis." *Measurement*, vol. 124, pp. 1-13, 2018.
- [WAN19]: Wang, Y., & Liu, H. "Centrifugal pump fault diagnosis based on MEEMD-PE Time-frequency information entropy and Random forest." *CAA Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS)*, Xiamen, pp. 932-937, 2019.
- [WAN21]: Wang, T., Zhu, T., Zhu, L., & He, P. "A Fault Diagnosis Method Based on EEMD and Statistical Distance Analysis." *Coatings*, pp. 1459, 2021.
- [WAN22]: Wang, L., Li, X., Xu, D., Ai, S., Chen, C., Xu, D., & Wang, C. "Fault diagnosis of rotating equipment bearing based on EEMD and improved sparse representation algorithm." *Processes*, vol. 10, no. 9, pp. 1734, 2022.
- [WEI11]: Wei, D., and L. Quan. "A New Ball Bearing Fault Diagnosis Method Based on EMD and SVM." *Advanced Electrical and Electronics Engineering*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 423-428, 2011.
- [WEI15]: Wei, J., Wang, D., and Cao, H. "Nonlinear Time Series Analysis of Bearing Vibration Signals for Machine Condition Monitoring." *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, 2015.
- [WIG78]: Wiggins, R. A. "Minimum entropy deconvolution." *Geophysical Research Letters*, vol. 16, no. 1-2, pp. 21-35, 1978.
- [WU04]: Wu, S., and T.W.S. Chow. "Induction machine fault detection using SOM-based RBF neural networks." *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, no. 1, pp. 183-194, 2004.
- [WU19]: Li, H., Liu, T., Wu, X., & Chen, Q. "Application of EEMD and improved frequency band entropy in bearing fault feature extraction." *ISA transactions*, pp. 170-185, 2019.
- [YAN03]: Yang, H., Mathew, J., and Ma, L. "Vibration feature extraction techniques for fault diagnosis of rotating machinery: a literature survey." *Asia-Pacific Vibration Conference*, pp. 801-807, 2003.
- [YAN07]: Yang, Y., 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.
- [YAN08]: Yan, R., and R. X. Gao. "Rotary Machine Health Diagnosis Based on Empirical Mode Decomposition." *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 130, 2008.
- [YAN18]: Yang, F., Kou, Z., Wu, J., & Li, T. "Application of Mutual Information-Sample Entropy Based Med-ICEEMDAN De-Noising Scheme for Weak Fault Diagnosis of Hoist Bearing." *Entropy*, vol. 20, pp. 667, 2018.

- [YAN21]: Xu, Y., et al. "Diagnosis of Weak Fault of Rolling Bearing Based on EEMD and Envelope Spectrum Analysis." 3rd International Symposium on Robotics & Intelligent Manufacturing Technology (ISRIMT), pp. 419-422, IEEE 2021.
- [YAN22]: Yang, S., Yang, P., Yu, H., Bai, J., Feng, W., Su, Y., & Si, Y. "A 2DCNN-RF Model for Offshore Wind Turbine High-Speed Bearing-Fault Diagnosis under Noisy Environment." *Energies*, vol. 15, p. 3340, 2022.
- [YEN00]: Yen, G. G., & Lin, K.-C. "Wavelet Packet Feature Extraction for Vibration Monitoring." *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, pp. 650-667, 2000.
- [YIN22]: Yin, C., Wang, Y., Ma, G., Wang, Y., Sun, Y., & He, Y. "Weak fault feature extraction of rolling bearings based on improved ensemble noise-reconstructed EMD and adaptive threshold denoising." *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 171, p. 108834, 2022.
- [YUN10]: Yunlong, Y., & Zhenxiang, Z. "Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on the Wavelet Analysis." In *Proceedings of the 2nd international Asia conference on Informatics in Control, Automation and Robotics - Vol. - 1*, Wuhan, China, pp. 257-260, 2010.
- [ZHA13]: Zhao, H., Min, F., & Zhu, W. "Test-Cost-Sensitive Attribute Reduction of Data with Normal Distribution Measurement Errors." *Mathematical Problems in Engineering*, 2013.
- [ZHA15]: Zhang, X., Kang, J., Xiao, L., Zhao, J., & Teng, H. "A new improved kurtogram and its application to bearing fault diagnosis." *Shock and Vibration*, 2015.
- [ZHA16]: Zhao, Huimin, et al. "A new feature extraction method based on EEMD and multi-scale fuzzy entropy for motor bearing." *Entropy*, vol. 19, pp. 14, 2016.
- [ZHA19]: Zhang, X., et al. "Fault diagnosis of rolling bearing based on kurtosis criterion VMD and modulo square threshold." *The Journal of Engineering*, vol. 2019, no. 23, pp. 8685-8690, 2019.
- [ZHA21]: Zhang, Xiong, et al. "Teager energy spectral kurtosis of wavelet packet transform and its application in locating the sound source of fault bearing of belt conveyor." *Measurement*, vol. 173, pp. 108367, 2021.
- [ZHA22]: Zhao, Y., Fan, Y., Li, H., & Gao, X. "Rolling bearing composite fault diagnosis method based on EEMD fusion feature." *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 36, no. 9, pp. 4563-4570, 2022.
- [ZHA23]: Zhao, L., Chi, X., Li, P., & Ding, J. "Incipient Fault Feature Enhancement of Rolling Bearings Based on CEEMDAN and MCKD." *Applied Sciences*, p. 5688, 2023.
- [ZHO23]: Zhou, F., Wang, Y., Jiang, S., & Hao, T. "Research on an early warning method for bearing health diagnosis based on EEMD-PCA-ANFIS." *Electrical Engineering*, 2023, pp. 1-15, 2023.
- [ZHE19]: Zhen, D., Guo, J., Xu, Y., Zhang, H., & Gu, F. "A novel fault detection method for rolling bearings based on non-stationary vibration signature analysis." *Sensors*, pp. 3994, 2019.
- [ZHE21]: Li, Z., et al. "Rolling Element Bearing Fault Diagnosis Based on EEMD and Index of Envelope Spectrum Sparse Ratio." 2021 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), pp. 338-341, IEEE 2021.

- [ZHI16]: Li, Z., & Shi, B. “Research of Fault Diagnosis Based on Sensitive Intrinsic Mode Function Selection of EEMD and Adaptive Stochastic Resonance.” *Shock and Vibration*, vol. 2016, pp. 1-12, 2016.
- [ZHO22]: Zhou, C., Xing, L., Jia, Y., Wan, S., & Zhou, Z. “A FCEEMD Energy Kurtosis Mean Filtering-Based Fault Feature Extraction Method.” *Coatings*, vol. 12, p. 1337, 2022.
- [ZHOU22]: Zhou, W., Feng, Z., Xu, Y. F., Wang, X., & Lv, H. “Empirical Fourier decomposition: An accurate signal decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis.” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 163, pp. 108155, 2022.
- [ZOL17]: Zolfaghari, S., Noor, S.B.M., Rezazadeh Mehrjou, M., Marhaban, M.H., and Mariun, N. “Broken rotor bar fault detection and classification using wavelet packet signature analysis based on Fourier transform and multi-layer perceptron neural network.” *Applied Sciences*, vol. 8, pp. 25, 2017.
- [ZOU20]: Zou, P., Hou, B., Lei, J., & Zhang, Z. “Bearing fault diagnosis method based on EEMD and LSTM.” *International Journal of Computers Communications & Control*, 2020.

