N° d'ordre : …….

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Yahia Farès de Médéa

Faculté de Technologie

Département de Génie Électrique



THÈSE

En vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Spécialité: Génie électrique

Présenté par:

REBIAI Mohamed

THÈME:

Contribution au diagnostic des défauts des roulements par l'analyse vibratoire, basé sur la méthode de décomposition de Fourier et l'opérateur énergétique de Teager.

Soutenue publiquement le : 18/02/2023

Devant le jury composé de :

M. BOUHEDDA Mounir	Prof. Université de Médéa	Président
M. OULD ZMIRLI Mohamed	Prof. Université de Médéa	Directeur de Thèse
M. HOUASSINE Hamza	Prof. Université de Bouira	Examinateur
M. HOCINE Abdelfettah	MCA.Université de Khemis Milian	Examinateur

Thèse préparée au sein du Laboratoire des Systèmes Électroniques Avancés (LSEA)

de l'Université de Médéa, ALGÉRIE

Remerciements

Je tiens à remercier mon directeur de thèse le professeur Ould zmirli Mohamed pour sa supervision et ses précieux conseils. De plus, je le remercie de m'avoir motivé à me concentrer sur la publication de mon travail. De plus, je tiens à remercier le Dr Billel Bengherbia pour sa collaboration fructueuse, ses discussions utiles et ses précieuses suggestions.

Mes remerciements s'adressent aussi à tous les membres du laboratoire LSEA et en particulier à Maazouz Mohamed, Lachenani Sidahmed, Hamza Khedhar, Abdelmoughni Toubal, Elbahi Toubal, Hamza Hantabli, Amine Bailiche, Karim Boudjebour, Sofiane Tchoketch Kebir, Mohamed Guedmani, Youcef Tami, Mimen Bahkti, Billel Essaid et Yassine Toumi. Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont soutenu et aidé à réaliser ce travail.

Enfin, je voudrais exprimer mes remerciements à messieurs Mounir Bouhadda, Professeur à l'université de Médéa, et HOUASSINE Hamza, Professeur à l'université de Bouira, et HOCINE Abdelfettah, Maître de conférences à l'Université Djilali Bounaama de Khemis Miliana, pour avoir accepté l'évaluation de mon travail.

Résumé

Actuellement, le contrôle et le diagnostic sont importants dans la plupart des systèmes de production. Le diagnostic de panne à l'aide d'un signal vibratoire est considéré comme un élément essentiel de la surveillance des équipements mécaniques. Ainsi, les vibrations sont mesurées régulièrement dans les machines tournantes modernes et sont constamment surveillées et analysées dans de nombreux systèmes industriels importants, en tenant compte d'autres paramètres, notamment les mesures de températures et d'acoustiques.

En raison de l'importance des roulements dans les machines tournantes, il y a eu un beaucoup d'intérêt dans le développement de procédés pour la surveillance des roulements au cours des dernières décennies. L'objectif de ces procédés est de déterminer de manière précoce et automatique l'apparition d'un défaut dans les roulements afin d'éviter les pannes de machines pouvant entraîner des arrêts de fonctionnement, éventuellement des incidents de sécurité, des pertes de production et des coûts de réparation élevés. Les méthodes basées sur les vibrations sont couramment utilisées et sont devenues des techniques bien acceptées pour de nombreux services de maintenance conditionnelle.

En conséquence, cette thèse présente une méthode nouvelle et éprouvée pour surveiller l'état vibratoire des roulements. Cette approche combine une méthode récente appelée méthode d'analyse de Fourier (FDM) avec la méthode de l'opérateur énergétique de Teager (TEO) pour la détection d'enveloppe et l'augmentation d'amplitude des fréquences caractéristiques des défauts. Ensuite, l'application et la validation de l'approche proposée, nommée FDM améliorée (EFDM), dans le domaine du diagnostic des défauts de roulement, où la EFDM montre de bien meilleurs résultats que les méthodes courantes similaires, telles que la méthode de décomposition en mode variationnelle (VMD) et la méthode de décomposition en mode empirique (EMD).

En effet, le premier avantage du FDM vient du fait qu'il a une base mathématique solide, contrairement à l'EMD qui est empirique, et d'autre part, la FDM ne nécessite pas de paramètres prédéfinis, contrairement à la VMD. Malgré ces caractéristiques intéressantes du FDM, ses utilisations sont limitées dans le domaine du diagnostic des roulements, contrairement à l'EMD et à la VMD. Pour améliorer l'efficacité de la méthode proposée, l'approche FDM a d'abord été testée et comparée à l'EMD et au VMD en utilisant la métrique du taux de fréquence caractéristique de défaut (FCFR). Dans ce cas, les résultats obtenus du diagnostic des défauts de roulement montrent que l'EMD et la VMD sont supérieurs par rapport FDM. Cependant, après les améliorations proposées sur FDM comme deuxième cas, les résultats avec la méthode Enhanced FDM (EFDM) sont devenus bien meilleurs que les autres méthodes. A titre d'exemple, les valeurs FCFR des défauts dans la bague intérieure et la bague extérieure du roulement, obtenues par l'approche EMD sont respectivement de 51% et 31% de la valeur obtenue par l'approche proposée.

Mots clés: Analyse vibratoire, Machines tournantes, Diagnostic de défaut de roulement, Extraction de caractéristiques, Méthode de décomposition de Fourier, Opérateur énergétique de Teager, Taux de fréquence caractéristique de défaut.

مُلخص

حاليًا ، يُعد التحكم والتشخيص مُهمين في معظم أنظمة الإنتاج. يُعتَبَرُ تشخيص الأعطال باستخدام إشارة الاهتزاز جزءًا أساسيًا من مراقبة المعدات الميكانيكية. وبالتالي ، يتم قياس الاهتزازات بانتظام في الآلات الدوارة الحديثة ويتم مُراقبتها وتحليلها باستمرار في العديد من الأنظمة الصناعية المُهمة ، مع مراعاة الْمُعَلَمَات الأخرى ، بما في ذلك درجات الحرارة والقياسات الصوتية.

نظرًا لأهمية المَحَامِل في الآلات الدوارة ، فقد كان هناك قدر كبير من الاهتمام بتطوير طرق لِمُراقبة المَحَامِل على مدى العقود القليلة الماضية. الهدف من هذه العمليات هو تحديد ظهور عيب في المَحَامِل بطريقة مبكرة وتلقائية من أجل تجنب أعطال الآلات التي يمكن أن تؤدي إلى توقف التشغيل، وربما حوادث السلامة ، مما قد يؤدي لخسائر الإنتاج وبالتالي تكاليف الإصلاح المرتفعة. تُستخدم الأساليب القائمة على الاهتزاز بشكل شائع وأصبحت تقنيات مقبولة جدًا للعديد من أقسام مراقبة الحالة.

وبالتالي ، نُقَدِمُ في هذه الأُطروحة طريقة جديدة لمراقبة حالة اهتزاز المَحَامِل المتدحرجة. يجمع هذا النهج بين طريقة حديثة تسمى طريقة تحليل فورييه (FDM) وطريقة عامل الطاقة تيجر (TEO) لاكتشاف غلاف الإشارة الإهتزازية وتعزيز اتساع الترددات المُميزة للعيب. بعد ذلك ، نَتَأكد من خلال التطبيق والتحقق من صحة النهج المقترح في مجال تشخيص عُيوب المَحَامِل، حيث يُظهر هذا النهج المقترح و الذي أطلقنا عليه إسم FDM المُحَسَن (EFDM) نتائج أفضل بكثير من الطرق الشائعة المُمَاثِلة ، مثل طريقة التحلل المُتغير (VMD).) والطريقة التحليلية التجريبية (EMD)).

في الواقع، تأتي المِيزة الأولى لـ FDM من حقيقة أن لها أساسًا رياضيًا متينًا، على عكس EMD التجريبي البحت، وثانيًا، لا تتطلب FDM مُعَلَمَات محددة مسبقًا، على عكس VMD. على الرغم من هذه الميزات الجذابة لـ FDM، فإن استخداماته محدودة جدا في مجال تشخيص المَحَامِل، على عكس EMD و VMD. لتحسين كفاءة الطريقة المقترحة، تم اختبار نهج FDM أولاً ومقارنته بـ EMD و VMD باستخدام مقياس معدل تردد العيب المُميز (FCFR). في هذه الحالة ، تظهر النتائج التي تم الحصول عليها من تشخيص عُيوب المَحَامِل أن EMD و VMD يتفوقان على FDM. لكن، بعد التحسينات المُقترحة على FDM كحالة ثانية ، أصبحت النتائج باستخدام طريقة FDM المحسّنة (EFDM) أفضل بكثير من الطرق الأخرى. على سبيل المثال، قيم FCFR لعيوب في الحلقة الداخلية والحلقة الخارجية للمحمل ، التي تم الحصول عليها بواسطة نهج EMD هي على التوالي 51٪ و 31٪ من القيمة التي تم الحصول عليها من خلال النهج المُقترح.

الكلمات المفتاحية : تحليل الاهتزاز ، الآلات الدوارة ، تشخيص عُيوب المَحَامِل ، استخلاص الميزة ، طريقة تحلل فورييه ، عامل طاقة تيجر ، معدل تردد العيوب المميز.

Abstract

Currently, control and diagnostics are essential in most production systems. Diagnosing faults using a vibration signal is crucial in mechanical equipment monitoring. Thus, vibrations are measured regularly in modern rotating machines and continually monitored and analyzed in many industrial systems, considering other parameters, including temperature and acoustic measurements.

Due to the importance of bearings in rotating machinery, there has been a great deal of interest in developing methods for bearing monitoring over the past few decades. The objective of these processes is to determine in an early and automatic way the appearance of a defect in the bearings to avoid machine breakdowns which can lead to operational stoppages, possibly safety incidents, production losses, and high repair costs. Vibration-based methods are commonly used and have become well-accepted techniques for many condition monitoring departments.

Accordingly, this thesis presents a new and proven method to monitor the vibration state of bearings. This approach combines a recent method called Fourier Decomposition Method (FDM) with Teager Energy Operator (TEO) method for envelope detection and amplitude enhancement of fault characteristic frequencies. Then, the application and validation of the proposed approach named enhanced FDM (EFDM), in the field of bearing fault diagnosis, where EFDM shows much better results than similar usual methods, such as the method of variational mode decomposition (VMD) and empirical mode decomposition (EMD).

Indeed, the first advantage of FDM comes from the fact that it has a solid mathematical basis, unlike (EMD) which is empirical. And secondly, FDM does not require predefined parameters, unlike VMD. Despite these attractive features of FDM, its uses are narrow in the bearing diagnostics field, unlike EMD and VMD. The FDM approach was first tested and compared to EMD and VMD using the Fault Characteristic Frequency Rate (FCFR) metric. In this case, the results obtained from bearing fault diagnosis show that EMD and VMD are superior to FDM. However, after the proposed improvements on FDM in the second case, the results with the Enhanced FDM (EFDM) method became much better than the other methods. For example, the FCFR values for defects in the inner and outer rings of the bearing obtained by the EMD approach are 51% and 31%, respectively, of the values obtained by the proposed approach.

Keywords: Vibration Analysis, Rotating Machines, Bearing Fault Diagnosis, Features Extraction, Fourier Decomposition Method, Teager Energy Operator, Fault Characteristic Frequency Rate.

Table des matières

Table des matières V

Liste des tableaux IX

Liste des figures X

Chapitre 1: Introduction générale 1

1.1. Contexte de l'étude 1
1.2. Objectifs de la thèse 3
1.3. Contributions de la thèse 4
1.4. Structure de la thèse 4
1.5. Liste des publications 5

Chapitre 2 :Traitement du signal pour l'analyse vibratoire 6

2.1 Introduction 6
2.2. Techniques de maintenance 6
2.3 Méthodes de maintenance conditionnelle (prédictive) 7
2.3.1 Analyse du lubrifiant 8
2.3.2 Analyse thermique 8
2.3.3 Analyse vibratoire 8
2.4. Analyse vibratoire pour la maintenance des machines tournantes 9
2.4.1 Notions de vibration 10
2.4.1.1 Définition de vibration 10
2.4.1.2 Caractéristiques d'une vibration 11
2.4.2 Sources des signaux de vibration et principaux défauts des machines tournantes 13
2.4.2.1 Vibration simple (défaut de déséquilibre « Balourd pur ») 13
2.4.2.2 vibration périodique complexe (défaut de désalignement) 14
2.4.2.3 Vibration périodique de type impulsionnel (défaut de dent cassée dans les engrenages) 15
2.4.2.4 Vibration modulée (défaut d'excentricité dans les engrenages) 16
2.4.2.5 Vibration aléatoire (défaut de lubrification sur un roulement) 17
2.4.3 Etude des vibrations 18
2.4.3.1 Analyse du domaine temporel 18
2.4.3.1.1 Variance et Écart-type 18
2.4.3.1.2 Crest Factor (CF) 19
2.4.3.1.3 Kurtosis (Ku) 19
2.4.3.1.4 Skewness 19
2.4.3.2 Analyse dans le domaine fréquentiel 20
2.4.3.2.1 Série de Fourier (FS) 21
2.4.3.2.2 Série de Fourier à temps discret (DTFS) 21
2.4.3.2.3 Transformée de Fourier continue (FT) 21
2.4.3.2.4 Transformée de Fourier à temps discret (DTFT) 22
2.4.3.2.5 Transformée de Fourier discrète (DFT) 22
2.4.3.2.6 Transformée de Fourier rapide (FFT) 22
2.4.3.3 Analyse dans le domaine temps-fréquence 23
2.4.3.3.1 Transformée de Fourier à court terme (STFT) 23
2.4.3.3.2 Transformée en ondelettes (WT) 23
2.4.3.3.3 Distribution Wigner-Ville (WVD) 24
2.5. Diagnostic des défauts de roulement 26
2.5.1 Composition des roulements 27
2.5.2 Défauts possibles sur les roulements à billes et leur modèle de vibration 28

2.5.3 Signature vibratoire de défauts de roulement 29
2.6 Conclusion 30

Chapitre 3: Méthodes de décomposition adaptative pour l'analyse de signaux multi-composants et l'opérateur Energétique TEO 31

3.1 Introduction 31
3.2 Notation de base et définitions 31
3.2.1 Signaux modulés AM, FM et AM-FM 31
3.2.1.1 Signal modulé en amplitude AM 32
3.2.1.2 Signal modulé en fréquence FM 32
3.2.1.3 Signal modulé en amplitude et en fréquence AM-FM 32
3.2.2 Signal multi-composants 33
3.2.3 Signal analytique (AS) et transformée de Hilbert (HT) 33
3.3 Opérateur d'énergie Teager(TEO) 34
3.3.1 Définition mathématique du TEO 34
3.3.2 Propriétés du TEO 35
3.3.3 Effet de l'application du TEO sur les signaux AM et FM 36
3.3.4 Estimation à l'aide de TEO discrète 37
3.4 Méthodes de décomposition 38
3.4.1 Décomposition en mode empirique (EMD) 38
3.4.1.1 Principe de l'EMD 38
3.4.1.2 Présentation de l'algorithme EMD 40
3.4.1.3 Exemples de la décomposition par EMD 40
3.4.2 Décomposition en mode variationnelle (VMD) 42
3.4.2.1 Principe de VMD 42
3.4.2.2 Présentation de l'algorithme VMD 43
3.4.2.3 Exemples de la décomposition par VMD 44
3.4.3 Méthode de décomposition de Fourier (FDM) 45
3.4.3.1 Principe de FDM 45
3.4.3.2. Présentation de l'algorithme FDM 47
3.4.3.3 Exemple de la décomposition par FDM 48
3.5 Comparaison des méthodes de décomposition 49
3.6 Conclusion 50

Chapitre 4 : Description des données de validation 52

4.1 Introduction 52
4.2 Le premier ensemble de données sur les vibrations des roulements 52
4.3 Le deuxième ensemble de données sur les vibrations des roulements 53
4.3.1 Bases des données des roulements (open-source) 54
4.3.1.1 Base de données (DIRG Dataset) 54
4.3.1.2 Base de données (IMS Dataset) 54
4.3.1.3 Base de données (MFPT Dataset) 55
4.3.1.4 Base de données (FEMTO Dataset ou PRONOSTIA) 55
4.3.1.5 Base des données Paderborn (Paderborn University Dataset) 56
4.3.2 Base des données CWRU (Case Western Reserve University data) 57
4.3.2.1 Description des données CWRU 57
4.3.2.2 Premier sous-ensemble de données (DATA1) 59
4.3.2.3 Deuxième sous-ensemble de données(DATA2) 60
4.3.2.4 Troisième sous-ensembles de données (DATA3) 62

4.4 Interface graphique 64
4.4.1 Page principale de l'application 65
4.4.2 Sous-Interface pour créer un signal de vibration du roulement simulé 65
4.4.3 Interface pour afficher un signal de vibration du roulement mesuré 65
4.4.4 Interface pour calculer les fréquences caractéristiques 66

4.4.5 Interface pour le diagnostic des défauts par détection d'enveloppe DE 67
4.5 Conclusion 70
Chapitre 5: Une approche pour améliorer la méthode de décomposition de Fourier pour le diagnostic des défauts de roulement 71
5.1 Introduction 71
5.2 Rapport de fréquence caractéristique de défaut (FCFR) 71
5.3 Processus de la méthode proposée EFDM 72
5.4 Validation de la méthode proposée à l'aide de signaux de défaut simulés et expérimentaux 73
5.4.1 Signaux de défaut simulés analysés par EFDM 73
5.4.1.1 signal de simulation avec défaut de bague intérieure $simIR$ 73
5.4.1.2 signal de simulation avec défauts de bague extérieure $simOR$ 77
5.4.1.3 Etudes comparatives de l'influence du bruit sur EFDM 81
5.4.2 Signaux de défaut de roulement réels analysés par EFDM 82
5.4.2.1 Analyse des défauts de la bague intérieure des roulements DATA1 82
5.4.2.2 Analyse des défauts de la bague extérieure des roulements DATA2 86
5.4.2.3 Signaux de vibration de roulement sans défaut DATA0 92
5.4.2.4 Extraction basée sur FCFR et EFDM 92
5.5 Conclusion 93
Chapitre 6: Conclusion générale 72
6.1 Conclusions et Contributions 72
6.2 Futurs travaux de recherche 72
Bibliographie 96

Liste des abréviations

AFIBF	Analytical Fourier intrinsic band function	Fonction de bande intrinsèque de Fourier analytique
AM	Amplitude modulation	Modulation d'amplitude
AS	Analytic signal	Signal analytique
BIMF	Band-limited intrinsic modal function	Fonction modale intrinsèque à bande limitée
BPFI	Ball-pass frequency at inner ring	Fréquence de passage des billes sur la bague intérieure
BPFO	Ball-pass frequency at outer ring	Fréquence de passage des billes sur la bague extérieure
BSF	Ball-spin frequency	Fréquence de rotation de la balle
CF	Crest Factor	Facteur de crête
CWRU	Case Western Reserve University	Université Case Western Reserve
DFT	Discrete Fourier transform	Transformée de Fourier discrète
DTFS	Discrete Time Fourier Series	Série de Fourier à temps discret
EFDM	Enhanced Fourier decomposition method	Méthode de décomposition de Fourier améliorée
EMD	Empirical mode decomposition	Décomposition en mode empirique
FCFR	Fault characteristic frequency ratio	Rapport de fréquence caractéristique de défaut
FDM	Fourier decomposition method	Méthode de décomposition de Fourier
FFT	Fast Fourier transform	Transformée de Fourier rapide
FM	Frequency modulation	Modulation de fréquence
FS	Fourier serie	Série de Fourier
FT	Fourier Transform	Transformé de Fourier
FTF	Fundamental train frequency	Fréquence de la cage du roulement
HT	Hilbert Transform	Transformée de Hilbert
HTL-FS	High to low frequency scanning	Balayage haute à basse fréquence
IA	Instantaneous amplitude	Amplitude instantanée
IF	Instantaneous frequency	Frequence instantané
IMF	Intrinsic mode function	Fonction de mode intrinsèque
IP	Instantaneous phase	Phase instantanée
LTH-FS	Low to High frequency scanning	Balayage basse à haute fréquence
RMS	Root Mean Square	Valeur quadratique moyenne
RPM	Revolution per minute	Rotation par minute
SP	Sifting Process	Processus de tamisage
STFT	Short time Fourier transform	Transformée de Fourier à court terme
SNR	Signal to noise ratio	Rapport signal sur bruit
TEO	Teager Energy Operator	Opérateur d'énergie Teager
TEO	Teager Energy Operator	Opérateur d'énergie Teager
VMD	Variational mode decomposition	Décomposition en mode variationnelle
WT	Wavelet transform	Transformée en ondelettes
WVD	Wigner-Ville Distribution	Distribution Wigner-Ville
WT	Wavelet transform	Transformée en ondelettes

Liste des tableaux

Tableau 2.1 Comparaison de différents paramètres estimés pour les cinq signaux, sinusoïdal, complexe, impulsif, modulé et aléatoire. 20

Tableau 2.2 Relation entre les propriétés de temps et de fréquence du signal et la représentation de Fourier appropriée. 20

Tableau 3.1 Comparaison de la transformé de Fourier, les ondelettes, l'EMD, la VMD et la FDM dans l'analyse des données. 50

Tableau 3.2 Résultats des RMSE des signaux x1t et x2t . 50

Tableau 4.1 Paramétrage des signaux de simulation, sim0R signal vibratoire avec un défaut sur la bague extérieure et simIR signal vibratoire avec un défaut sur la bague intérieure. 52

Tableau 4.2 Comparaison des bases de données populaires sur les défauts de roulement. 56

Tableau 4.3 Paramètres de fonctionnement de la base de données Paderborn [66]. 57

Tableau 4.4 Informations sur les roulements [64]. 59

Tableau 4.5 Signaux de vibration des roulements avec défauts de la bague intérieure de la CWRU (DATA1) 59

Tableau 4.6 signaux de vibration des roulements avec défauts de la bague extérieure de la CWRU (DATA2) 61

Tableau 4.7 Signaux de vibration des roulements avec défauts de bille de la base de données CWRU (DATA3). 62

Tableau 4.8 Signaux de vibration de roulement sans défaut de la base de données CWRU (DATA0). 64

Tableau 5. 1 FCFRfi des résultats de décomposition par EFDM du signal de simulation simIR 74

Tableau 5.2 FCFRfo des résultats de décomposition par EFDM du signal de simulation simIR 79

Tableau 5.3 Le plus grand FCFRi et FCFRo des résultats de décomposition par différentes méthodes des signaux de simulation simIR et simOR 81

Tableau 5.4 Variation de l'indice d'évaluation FCFRfi en fonction du bruit, pour différentes méthodes. 81

Tableau 5.5 FCFRfi des spectres d'enveloppe de toutes les composantes effectives des signaux DATA1 (de S1IR à S12IR) obtenus par différentes méthodes 86

Tableau 5.6 FCFRfo de toutes les composantes effectives des signaux DATA2 (S1OR à S12OR) obtenus par différentes méthodes 90

Tableau 5.7 Le plus grand FCFRfi et FCFRfo des résultats de décomposition par différentes méthodes des signaux, S1OR et S1IR 91

Tableau 5.8 FCFRfo et FCFRfide toutes les composantes effectives des signaux DATA0 (S1FL à S4FL), obtenues par différentes méthodes 92

Liste des figures

Figure 2.1 Différentes formes de maintenance 7

Figure 2.2 Principales techniques de la maintenance conditionnelle 9

Figure 2.3 Différentes étapes de l'analyse vibratoire 9

Figure 2.4 Schéma d'un accéléromètre piézoélectrique typique [2] 10

Figure 2.5 Système masse ressort 10

Figure 2.6 Représentations du mouvement du système masse-ressort, (a) le déplacement xt (b) la vitesse vt, (c) l'accélération at 11

Figure 2.7 Nature d'une vibration dans le domaine temporel: (a) sinusoïdale, (b) vibration périodique (complexe), (c) vibration aléatoire, (d) transitoire (impulsive), (e) modulé en amplitude. 13

Figure 2.8 défauts de déséquilibre, (a) déséquilibre statique, (b) déséquilibre dynamique 14

Figure 2.9 Vibration harmonique générée par un balourd, (a) signal temporel, (b) son spectre 14

Figure 2.10 défauts d'alignement d'arbres, (a) Désalignement radial, (b) Désalignement angulaire 15

Figure 2.11 Vibration périodique générée par un défaut désalignement, (a) signal temporel, (b) son spectre. 15

Figure 2.12 Défauts dans les engrenages, (a) défaut d'excentricité (b) dent cassée 16

Figure 2.13 Vibration périodique de type impulsionnel générée par une dent cassée, (a) signal temporel (b) son spectre. 16

Figure 2.14 Vibration à modulation d'amplitude générée par défaut d'excentricité d'arbre, (a) signal temporel, (b) son spectre. 17

Figure 2.15 Vibration à modulation de fréquence généré e par défaut d'une barre cassée sur un moteur, (a) signal temporel, (b) son spectre 17

Figure 2.16 Vibration aléatoire (signal aléatoire à distribution Gaussienne), (a) Signal temporel, (b) Son spectre 18

Figure 2.17 (a) Le signal y(t), (b) le signal x(t), (c) la FFT du y(t), (d) la FFT du x(t), (e) la STFT du y(t), (f) la STFT du x(t) 25

Figure 2.18 la STFT du yt avec largeur de fenêtre, (a) $a = 0.01$, (b) a=0.001 , (c) a=0.0001 et (d) la WT du yt 26

Figure 2.19 Possibilité d'apparition d'un défaut sur le moteur à induction 27

Figure 2.20 Un schéma simple d'un roulement à billes 28

Figure 2.21 Géométrie et défauts possibles d'un roulement. 29

Figure 2.22 Formes des signaux de vibration du roulement, (a) défaut de bague extérieure, (b) défaut de bague intérieure, (c) défaut de bille 30

Figure 3.1 Représentation temporelle des signaux de modulation : (a) signal de modulation AM, (b) signal de modulation FM, (c) signal de modulation AM-FM 33

Figure 3.2 Extraire les caractéristiques locales (at, ϕt et ft) d'un signal à l'aide de HT 34

Figure 3.3 Estimation de l'enveloppe et de la fréquence instantanée des signaux à l'aide de TEO 35

Figure 3.4 Application du TEO sur un signal AM, où le signal en bande de base est une sinusoïde, (a) un signal AM, (b) son énergie Teager 36

Figure 3.5 Application du TEO sur un signal FM, où le signal en bande de base est une sinusoïde. (a) un signal FM, (b) son énergie Teager 37

Figure 3.6 Application du TEO sur un signal AM-FM, v(a) un signal modulé « AM-FM », (b) son énergie Teager 38

Figure 3.7 Enveloppe supérieure emaxt et inférieure emint de xt obtenues par interpolation des maxima (points rouges)et minima locaux(points bleus) 39

Figure 3.8 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par EMD 40

Figure 3.9 Résultat de décomposition par l'EMD du 1ier signal-test , (a) le signal synthétique x1t, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir) 41

Figure 3.10 Résultat de décomposition par l'EMD du 2ème signal-test , (a) le signal synthétique x2t, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir) 41

Figure 3.11 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par VMD 43

Figure 3.12 Résultat de décomposition par VMD du 1ier signal-test , (a) le signal synthétique x1t, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, rouge) 44

Figure 3.13 Résultat de décomposition par VMD du 2ème signal-test , (a) le signal synthétique x2t, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir) 44

Figure 3.14 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par FDM (LTH-FS) pour obtenir les AFIBF47

Figure 3.15 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par FDM (HTL-FS) pour obtenir les AFIBF 48

Figure 3.16 Résultat de décomposition par la FDM (HTL-FS) du 1ier signal-test , (a) le signal synthétique x1t, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir) 49

Figure 3.17 Résultat de décomposition par FDM (HTL-FS) du 2ème signal-test , (a) le signal synthétique x2t, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir) 49

Figure 4.1 Signal synthétique avec défaut de bague extérieure, sim0R(t) (a) Forme d'onde dans le domaine temporel du signal de vibration du roulement sim0R(t) sans bruit (b) Le sim0R(t) avec bruit (SNR= -10 dB), (c) Le spectre de Le simOR(t) en appliquant FFT 53

Figure 4.2 Signal synthétique avec défaut de bague extérieure, simIR(t) (a) Forme d'onde dans le domaine temporel du signal de vibration du roulement simIR(t) sans bruit (b) Le simIR(t) avec bruit (SNR= -12 dB), (c) Le spectre de simIR(t) obtenu en appliquant FFT 53

Figure 4.3 Configuration expérimentale de la base de données DIRG[67] 54

Figure 4.4 Configuration expérimentale de la base de données IMS,(a) Banc d'essai de roulement (b) défaut de la bague intérieure du roulement , (c) défaut de l'élément de roulement (d) défaut de la bague extérieure[x12] 55

Figure 4.5 Configuration expérimentale de la base de données FEMTO[69] 56

Figure 4.6 Banc d'essai modulaire « Paderborn »**,** ses composants de base de gauche à droite sont : moteur électrique, arbre de mesure, module d'essai de roulement, volant d'inertie, moteur de charge[66] 57

Figure 4.7 Banc d'essai CWRU pour le diagnostic des défauts de roulements, (a) Image d'expérience [64], (b) diagramme schématique 58

Figure 4.8 Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA1 répertorié dans le Tableau 4.5 60

Figure 4.9 Représentation spectrale des signaux de DATA1 répertorié dans le Tableau 4.5, obtenues en appliquant FFT 60

Figure 4.10 Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA2 répertorié dans le Tableau 4.6 61

Figure 4.11 Représentation spectrale des signaux de DATA2 répertorié dans le Tableau 4.6, obtenues en appliquant FFT 62

Figure 4.12 Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA3 répertorié dans le tableau 4.7 _____ 63

Figure 4.13 Représentation spectrale des signaux de DATA3 répertorié dans le Tableau 4.7, obtenues en appliquant FFT _____ 63

Figure 4.14(a) Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA0 répertorié dans le tableau 4.8 et leurs, (b) représentation spectrale des signaux de DATA0 _____ 64

Figure 4.15 Capture d'écran de la page principale de l'application « BearTools » _____ 65

Figure 4.16 Capture d'écran de la fenêtre « création de signaux simulés de vibration de roulement » _____ 66

Figure 4.17 Capture d'écran de la fenêtre « Signal mesuré» _____ 67

Figure 4.18 Capture d'écran de la fenêtre de calcul des fréquences caractéristiques des roulements _____ 67

Figure 4.19 Capture d'écran de la fenêtre « diagnostic de défaut par détection d'enveloppe » _____ 68

Figure 4.20 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague extérieur : (a) sa représentation dans le domaine temporel, (b) son enveloppe obtenue par HT, (c) son enveloppe obtenue par opérateur énergétique 68

Figure 4.21 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague extérieure : (a) sa représentation dans le domaine fréquentiel, (b) le spectre de son enveloppe obtenu par HT, (c) le spectre de son enveloppe obtenu par opérateur énergétique _____ 69

Figure 4.22 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague intérieure : (a) sa représentation dans le domaine temporel, (b) son enveloppe obtenue par HT, (c) son enveloppe obtenue par opérateur énergétique 69

Figure 4.23 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague intérieure : (a) sa représentation dans le domaine fréquentiel, (b) le spectre de son enveloppe obtenu par HT, (c) le spectre de son enveloppe obtenu par opérateur énergétique _____ 69

Figure 5.1 L'organigramme de l'algorithme de diagnostic des défauts du roulement, basée sur EFDM _____ 73

Figure 5.2 Le signal de simulation simIR: (a) forme d'onde du domaine temporel simIR sans bruit (b) signal bruité (c) spectre d'enveloppe du signal de simulation _____ 74

Figure 5.3 Résultats du signal de simulation simIR décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF _____ 75

Figure 5.4 Spectres de la vingt septième composante obtenue par EFDM du signal de simulation simIR (a) Spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe _____ 75

Figure 5.5 Résultats du signal de simulation simIR décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF _____ 76

Figure 5.6 Résultats du signal de simulation simIR décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de chaque BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF _____ 76

Figure 5.7 Résultats du signal de simulation simIR décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF _____ 76

Figure 5.8 Le signal de simulation simOR: (a) forme d'onde du domaine temporel simOR sans bruit (b) signal bruité (c) spectre d'enveloppe du signal de simulation _____ 77

Figure 5.9 Résultats du signal de simulation simOR décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de chaque FIBF, (b) spectre d'enveloppe de chaque FIBF _____ 78

Figure 5.10 Spectres de la vingt deuxième composante obtenue par EFDM du signal de simulation simOR (a) Spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe _____ 78

Figure 5.11 Résultats du signal de simulation simOR décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF _____ 79

Figure 5.12 Résultats du signal de simulation simIR décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF _____ 79

Figure 5.13 Résultats du signal de simulation simIR décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certain FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF _____ 79

Figure 5.14 Les amplitudes des premières harmoniques des spectres d'enveloppe obtenus par la méthode proposée EFDM et les méthodes existantes EMD, VMD et FDM, (a) du signal de simulation simIR, (b) du signal de simulation simOR 80

Figure 5.15FCFRfi et FCFRfo des spectre d'enveloppe obtenus après la décomposition de signaux de simulation simIR et simOR 81

Figure 5.16 Comparaison de variation de FCFRfi en fonction de SNR pour différentes approches (défaut de bague intérieure simulé simIR) 82

Figure 5.17 Le signal S1IR avec défaut de la bague intérieure (a) Forme d'onde dans le domaine temporel, (b) Forme d'onde dans le domaine fréquentiel, (c) une vue agrandie de la région basse fréquence 83

Figure 5.18 Résultats du signal S1IR décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF 83

Figure 5.19 Spectres du soixante cinquième composante (FIBF 65) obtenues par EFDM du signal S1IR, (a) spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe 84

Figure 5.20 Résultats du signal S1IR décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF 84

Figure 5.21 Résultats du signal S1IR décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF 85

Figure 5.22 Résultats du signal S1IR décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF 85

Figure 5.23FCFRfi de toutes les composantes effectives des signaux DATA1 (de S1IR à S12IR) obtenus par différentes méthodes 86

Figure 5.24 Le signal S1OR avec défaut de bague extérieure (a) Forme d'onde dans le domaine temporel, (b) Forme d'onde dans le domaine fréquentiel, (c) vue agrandie de la région basse fréquence 87

Figure 5.25 Résultats du signal S1OR décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF 88

Figure 5.26 Spectres de la deuxième composante (FIBF 2) obtenus par EFDM du signal S1OR (a) Spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe 88

Figure 5.27 Résultats du signal S1OR décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF 89

Figure 5.28 Résultats du signal S1OR décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF 89

Figure 5.29 Résultats du signal S1OR décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF 90

Figure 5.30FCFRfo des spectre d'enveloppe obtenus après la décomposition de douze signaux de vibration DATA2 (S1OR à S12OR) par différentes méthodes 90

Figure 5.31 Comparaison du spectre d'enveloppe obtenu en appliquant EMD, VMD, FDM et EFDM, (a) l'amplitude de 1ere harmonique du spectre d'enveloppe de la composante effective de S1IR, (b) l'amplitude de 1ere harmonique du spectre d'enveloppe de la composante effective de S1OR 91

Figure 5.32FCFRfi et FCFRfo des spectre d'enveloppe obtenus après la décomposition de signaux S1IR et S1OR par différents méthodes. 91

Figure 5.33 Résultats de regroupement de DATA0, DATA1 et DATA 2, avec un diamètre de défaut: (a) 0,18[mm], (b) 0,36[mm], (c) 0,53 [mm], (d) trois cas précédents 93

CHAPITRE 1

Introduction Générale

Chapitre 1: Introduction générale

1.1. Contexte de l'étude

Les usines nationales aux États-Unis ont dépensé plus de 1,2 billion de dollars pour entretenir des systèmes d'usine en l'an 2000 [1]. Maintenant, il est certain que ce nombre a doublé compte tenu de l'expansion industrielle quantitative et qualitative. Mais le fait le plus surprenant est que 35% à 50% de ces dépenses sont gaspillées par une maintenance inefficace [1]. Cette tendance est similaire dans de nombreux autres pays. Par conséquent, davantage de recherche et de développement sont nécessaires pour améliorer les programmes de maintenance existants et les rendre plus efficaces.

Les méthodes de maintenance actuelles ont évolué de la maintenance corrective, à la maintenance préventive, puis à la maintenance prédictive gérée par des experts, et récemment vers une vision future des systèmes intelligents de maintenance prédictive. La maintenance en cas de panne est la première forme de maintenance, où aucune action n'est effectuée pour entretenir l'équipement jusqu'à ce qu'il tombe en panne et nécessite par conséquent un remplacement ou une réparation. Pour éviter les pannes catastrophiques et les arrêts d'urgence, la maintenance préventive a été introduite dans les années cinquante. Un plan de maintenance préventive typique comprend la définition d'intervalles périodiques pour les inspections et la maintenance de la machine, quel que soit l'état de santé de la machine. Cependant, la sélection d'un intervalle de maintenance idéale est une tâche difficile dans de nombreuses situations. Le court intervalle peut entraîner une maintenance trop fréquente, et cela peut être un gaspillage de ressources et aussi de temps de production. D'autre part, un intervalle trop long peut provoquer plus de pannes que souhaité en raison d'une panne précoce. Par conséquent, une stratégie de maintenance plus convenable consisterait à la maintenance prédictive, ou l'intervalle de maintenance est déterminé en surveillant l'état réel des machines. En conséquence, une éventuelle panne est prédite et la maintenance est effectuée en temps opportun.

La procédure dans ce type de maintenance consiste à extraire des paramètres choisis à partir des caractéristiques relatives de l'état de fonctionnement de l'équipement, et à suivre l'évolution des indicateurs de défaillance dans le temps pour prédire le remplacement ou la réparation de l'équipement. Selon une étude, 99 % des pannes mécaniques sont précédées de signes visibles (indicateurs) [2]. Également, les trois indicateurs principaux, qui représentant 88%, pouvant décrire l'état interne des machines sont obtenus par : analyse du lubrifiant, analyse thermique ou analyse vibratoire [3]. Mais, la maintenance prédictive est devenue synonyme de surveillance des vibrations des machines tournantes.

L'un des types de machines les plus typiques est les machines tournantes, et cette thèse se concentre sur l'utilisation de l'analyse des vibrations pour diagnostiquer les machines tournantes. Les moteurs électriques, les turbines, les éoliennes, les pompes et les compresseurs sont des exemples de dispositifs rotatifs qui jouent un rôle vital dans une variété d'industries. Par conséquent, la surveillance de l'état des machines tournantes est un domaine qui nécessite des recherches supplémentaires [1]. De plus, les principaux éléments utilisés pour supporter les charges et maintenir les jeux entre les composants rotatifs et fixes des machines tournantes sont les roulements. Certaines des tâches de roulement comprennent le positionnement, la direction, l'élimination des vibrations et l'atténuation du bruit. Cependant, le roulement est aussi l'une des causes les plus courantes de défaillance mécanique. Une étude statistique menée par Albrecht P.F et al. [4] ont établi qu'une partie importante des défaillances des moteurs est liée aux roulements. De nombreuses raisons peuvent être à l'origine des défaillances des roulements, telles qu'une mauvaise lubrification, une surcharge et la fatigue, etc. Les défauts des bagues externes et internes sont les défaillances les plus courantes du roulement à éléments roulants. Selon une étude statistique, d'autres défauts tels que les défauts de la balle et de la cage ne représentent que 10 % de l'ensemble des défauts de roulement [5]. En conséquence, nous avons concentré nos travaux sur les défauts les plus courants, puisque la détection précoce des fissures dans les bagues est essentielle pour la prévention. Habituellement, les signaux de vibration sont acquis à partir d'accéléromètres montés sur la surface extérieure d'une machine tournante, et près d'un roulement. Les signaux comprennent les vibrations des engrenages, des arbres, des roulements et d'autres pièces. Ainsi, les signaux sont toujours complexes à multi-composants et il est difficile de diagnostiquer un roulement directement à partir de tels signaux de vibration.

Pour analyser les signaux vibratoires et extraire les défauts de roulement, de nombreuses méthodes de traitement du signal ont été utilisées. Elles peuvent être classées en trois catégories: les techniques du domaine temporel, les techniques du domaine fréquentiel et les techniques du domaine temps-fréquence. La représentation temporelle du signal vibratoire est indistincte et par conséquent, en extraire des informations utiles n'est pas efficace. Par conséquent, ces techniques temporelles ne peuvent indiquer que la présence d'un défaut et non son emplacement. En revanche, les techniques fréquentielles peuvent identifier la présence et l'emplacement de défauts dans le roulement, comme la transformée de Fourier rapide (FFT). L'application de la FFT aux signaux vibratoires avec des défauts dans les éléments du roulement génère des pics dans la haute-fréquence du spectre et le diagnostic des défauts devient possible. Cependant, les techniques fréquentielles ne sont pas adaptées à l'analyse des signaux non stationnaires [6]. Étant donné que la plupart des signaux physiques, y compris les signaux de vibration, sont des données non stationnaires, il est préférable d'utiliser des méthodes temps-fréquence pour ce type de signal [7]. La méthode de base du temps-fréquence est la transformée de Fourier à courte terme (STFT). Mais le principal inconvénient de STFT est l'impossibilité d'obtenir simultanément une précision temporelle et fréquentielle du fait de sa fenêtre à largeur fixe. Le remède à cet inconvénient réside dans la théorie des ondelettes et ses générations.

Malheureusement, cette méthode n'est pas idéale, notamment pour les signaux fournis par des systèmes non linéaires.

La plupart des inconvénients des déférentes méthodes mentionnés ci-dessus ont été éliminés grâce à une méthode innovante, appelée décomposition en mode empirique (EMD). Cette méthode peut être appliquée à toutes les formes de signaux : non stationnaires, non linéaires et multi-composantes. Plusieurs articles de recherche ont été publiés dans le domaine du diagnostic des défauts des machines tournantes à l'aide de la méthode EMD et de ses variantes (EEMD, MEMD et autres) [8]. Malgré le grand succès et l'utilisation généralisée de l'EMD dans l'analyse de données non stationnaires, tous les algorithmes EMD sont basés sur un processus empirique (c'est-à-dire qu'il n'y a pas de base théorique), en plus du problème de « end effect » [7]. Les limites de l'EMD ont ouvert la voie à une nouvelle méthode appelée méthode de décomposition de fréquence (FDM) [9] Cette méthode présente tous-les avantages du système EMD populaire, mais possède également une théorie mathématique complète. Cependant, malgré cette performance remarquable du FDM sur l'EMD [9], ils existent très peu ou presque pas de publications qui adoptent la méthode FDM, notamment dans le domaine du diagnostic des défauts de roulements.

1.2. Objectifs de la thèse

Sur la base des défis précités, les objectifs de la thèse sont :

(1) Proposition d'une approche efficace et facile à utiliser comme un nouvel ajout aux méthodes de surveillance de l'état pour la maintenance prédictive dans l'industrie et plus particulièrement les machines tournantes. Les équipements cibles sont les bagues intérieure et extérieure des roulements à billes, la méthode dont dépend l'approche est l'analyse vibratoire et traitement du signal.

(2) Cette approche est une amélioration à une méthode récente, de traitement du signal, appelée la méthode de décomposition de Fourier (FDM). La FDM est une méthode de décomposition adaptative du signal, basée sur la théorie de Fourier bien établie, qui utilisée dans cette approche pour décomposer le signal vibratoire en signaux simples mono-composants. En combinant la FDM avec l'opérateur énergétique de Teager (TEO) qui est utilisé dans cette approche deux fois, la première fois pour la détection d'enveloppe et la seconde fois pour augmenter l'amplitude des fréquences caractéristiques des défauts.

(3) Parmi tous les bases de données de la littérature, nous avons choisi d'utiliser de la base de données de l'université Case Western Reserve (CWRU) comme référence pour vérifier l'algorithme de diagnostic proposé, car CWRU est la plus utilisée pour valider les algorithmes de la classification et du diagnostic de défauts des roulements de machines tournantes.

(4) Aussi, la méthode proposée est validée par une étude comparative avec des méthodes similaires et largement utilisées pour le diagnostic des défauts de roulement, suivantes: décomposition de mode empirique (EMD) et la décomposition de mode variationnelle (VMD).

1.3. Contributions de la thèse

En basant sur les objectifs de la thèse, les contributions de la thèse sont les suivants :

(1) Développement de nouvelle approche appelée EFDM qui est efficace au diagnostic des défauts de roulement. Les avantages de EFDM proviennent du fait qu'il est applicable à toutes sortes des signaux non stationnaires, multi-composants et non linéaires, et qu'il possède également une base mathématique solide et ne nécessite pas de paramètres prédéfinis.

(2) Développement d'une approche fiable d'extraction de caractéristiques de défauts des bagues extérieure et intérieure des roulements, basée sur la EFDM et le rapport de fréquence caractéristique de défaut ($FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$).

(3) Développement d'une nouvelle application appelée « Beartools » crée pour présenter les données utilisées (simulées et mesurées) dans cette thèse sous une forme simple et conviviale.

1.4. Structure de la thèse

Cette thèse est organisée comme suit. Le premier chapitre débute par une brève présentation du contexte de l'étude, centrée sur le diagnostic des défauts des machines tournantes par analyse vibratoire. Les objectifs, les contributions et l'organisation de cette recherche ont également été discutés.

Le chapitre 2, fournit une description des techniques et des méthodes utilisées en maintenance, tandis que la majeure partie du chapitre est consacrée uniquement aux méthodes basées sur l'analyse vibratoire et à la présentation d'une description détaillée des roulements, leurs propriétés et leurs fréquences caractéristiques.

Dans le chapitre 3, quelques méthodes de décomposition du signal sont présentées. La 1ère méthode est la décomposition en mode empirique (EMD), la 2ème méthode est la décomposition en mode variationnelle (VMD) et la 3ème méthode, à laquelle nous porterons plus d'attention, car c'est la base de notre approche proposé dans cette thèse pour le diagnostic des défauts de roulement. Cette méthode est appelée méthode de décomposition de Fourier (FDM). Ce chapitre présente aussi l'opérateur d'énergie de Teager TEO, ses propriétés et ses applications dans la détection d'enveloppe.

Le chapitre 4 présente description des données de validation (données simulées et expérimentales) utilisées dans cette thèse.

Le chapitre 5 présente une description et une validation de l'approche proposée (EFDM). L'efficacité de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts est validée par des résultats de simulation et l'analyse de signaux expérimentaux, et des études comparatives avec les méthodes EMD, VMD et FDM.

Dans le chapitre 6, des conclusions et quelques suggestions pour étendre le travail contenu dans cette thèse sont présentées

1.5. Liste des publications

Cette thèse a fait l'objet de divers travaux écrits :

Articles de revue acceptés

Rebiai, M., Ould Zmirli, M., Bengherbia, B. *et al.* Faults Diagnosis of Rolling-Element Bearings Based on Fourier Decomposition Method and Teager Energy Operator. *Arab J Sci Eng* (2022). https://doi.org/10.1007/s13369-022-07401-4

Mohamed Rebiai, Billel Bengherbia, Mohamed Ould Zmirli, Sid ahmed Lachenani, An Approach to Improve Fourier Decomposition Method for Bearing Fault Diagnosis, Journal of Failure Analysis and Prevention (2022)

Articles de revue soumis

Mohamed Rebiai, Billel Bengherbia, Mohamed Ould Zmirli, Sid ahmed Lachenani, Vibration analysis education: Conception of a graphical user interface for rotating machine faults simulation, Computer Applications in Engineering Education.

Articles de conférences

M. Rebiai, B. Bengherbia, M. O. Zmirli and S. Lachenani, "An Interactive Educational Tool for Studying the Diagnosis of Bearing Faults Using Vibration Analysis," 2022 2nd International Conference on Advanced Electrical Engineering (ICAEE), 2022, pp. 1-6, Doi: 10.1109/ICAEE53772.2022.9962076

Mohamed Rebiai, Mohamed Ould Zmirli, Nonlinear and non-stationary vibration signal analysis based on the Fourier Decomposition Method, 3rd International Conference on Sustainable Science and Technology (ICSuSaT-2020), 25-27 September 2020, ISTANBUL-TURKEY.

CHAPITRE 2

Traitement du signal pour l’analyse vibratoire

Chapitre 2: Traitement du signal pour l'analyse vibratoire

2.1 Introduction

Ce chapitre comprend une description des techniques et méthodes utilisées en maintenance, alors qu'une partie majeure du chapitre est consacrée uniquement aux méthodes basées sur l'analyse vibratoire, qui sont les plus importantes. Pour commencer, la Section 2.2 présente les techniques de maintenance les plus courantes, qui sont: correctives, préventives ou prédictives. La section 2.3 présente uniquement les méthodes de maintenance conditionnelle (prédictive), telles que l'analyse des lubrifiants, analyse thermique et l'analyse de vibrations. La section 2.4 traite de l'analyse des vibrations pour la maintenance des machines tournantes, des différents types de mesure des vibrations utilisées dans la surveillance et des transducteurs utilisés pour fournir les signaux de vibration correspondants. Cette section présente également certains défauts produits dans les machines tournantes, les différentes formes de signaux vibratoires générés par ces défauts et les bases du traitement du signal utilisé dans l'analyse des vibrations. La section 2.5 présente le diagnostic des défauts de roulement et est consacrée à la description détaillée des roulements, leurs propriétés et leurs fréquences caractéristiques. Elle décrit également les signatures vibratoires de défauts de roulement. La Section 2.6 résume le chapitre.

2.2. Techniques de maintenance

Comme le montre la Figure 2.1, les stratégies de maintenance les plus courantes sont: corrective, préventive ou prédictive. Chaque stratégie à un design typique et répond à un besoin spécifique. La méthode corrective ou curative est la méthode traditionnelle par laquelle les machines fonctionnent jusqu'à leur panne, et l'intervention se fait sur l'équipement défectueux après l'apparition du défaut et après l'arrêt complet des machines, ce qui entraîne l'interruption imprévisible du service ou de la production pour une durée indéterminée. Dans ce cas, le coût de réparation peut être élevé selon la spécificité et de la gravité du défaut. Cependant, cette méthode ne nécessite aucun investissement dans la surveillance continue de l'état des équipements [10].

La méthode préventive est basée sur le temps, de sorte que la maintenance s'effectue à intervalles réguliers plus courts que les temps de panne prévus. L'avantage de cette méthode est que les opérations de maintenance sont planifiées, ce qui réduit les pannes catastrophiques. L'inconvénient de cette méthode est trop d'entretien, ce qui entraîne souvent le changement d'équipements, de pièces et d'huiles encore utilisables. Cependant, un petit nombre de pannes imprévues peuvent encore se produire.

La méthode prédictive, appelée également maintenance conditionnelle car une panne éventuelle est prévue grâce à une surveillance périodique de l'état des machines et la maintenance est effectuée au moment idéal. La procédure de ce type de maintenance consiste à surveiller des indicateurs (paramètres) choisis parmi les caractéristiques relatives de l'état de fonctionnement de l'équipement d'une machine. Par conséquent, le suivi de l'évolution des indicateurs de défaillance dans le temps permet de prévoir l'intervention de remplacement ou de réparation de l'équipement concerné. La maintenance prédictive surpasse les maintenances préventives et correctives [13]. Entre autres avantages, la maintenance prédictive améliore la disponibilité des machines et réduit les coûts de maintenance. Néanmoins, cette méthode nécessite des techniques fiables de surveillance de l'état des équipements, qui sont non seulement capables de déterminer l'état actuel, mais aussi de donner des prédictions sur la durée de vie utile restante [10]. C'est pourquoi les travaux de cette thèse sont destinés à la maintenance prédictive, en complément des méthodes existantes.

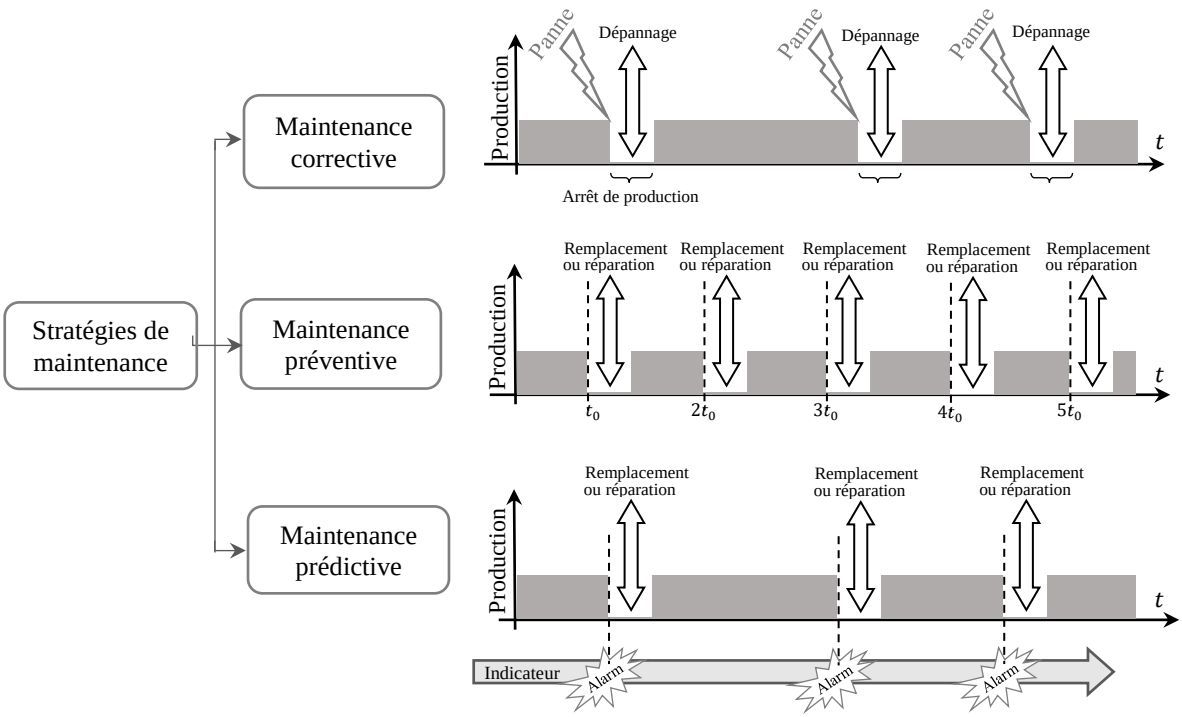


Figure 2.1 Différentes formes de maintenance

2.3 Méthodes de maintenance conditionnelle (prédictive)

Comme déjà mentionné, la maintenance prédictive repose sur le principe de la surveillance de l'état actuel pour prédire l'état futur des machines lors de leur fonctionnement. Cela signifie donc que des informations doivent être obtenues de l'extérieur sur les effets internes pendant le fonctionnement des machines. Cette méthode de maintenance peut s'appliquer dans divers domaines des machines tournantes, y compris les éoliennes, le pétrole, le gaz, l'aérospatiale, l'automobile, la marine et les locomotives [15]. La Figure 2.2 montre les trois principales techniques (représentant 88 % [3]) pour obtenir des informations sur les conditions internes. Ces techniques sont les suivantes :

2.3.1 Analyse du lubrifiant

L'analyse des lubrifiants est une technique essentielle de surveillance conditionnelle en raison des informations suffisantes générées par les tests de lubrifiants qui reflètent l'état de la machine. Le lubrifiant porte des informations de l'intérieur vers l'extérieur des machines en fonctionnement sous forme de particules d'usure, de contaminants chimiques, etc. La surveillance de l'état de lubrifiant est non seulement utilisée comme un système d'alerte dans les machines, mais aussi, pour le diagnostic et le pronostic de défaut [11]. Son utilisation se limite principalement aux systèmes de lubrification à circulation d'huile, bien que certaines analyses puissent être effectuées sur les graisses lubrifiantes [10].

2.3.2 Analyse thermique

Des machines défectueuses, des connexions électriques corrodées, des composants matériels endommagés, etc. peuvent provoquer une répartition anormale de la température [12]. Par conséquent, la surveillance de la température des machines est une méthode de maintenance prédictive efficace. Divers systèmes de mesure de température, tels que les thermocouples et les capteurs de température à résistance, sont généralement du type à contact et ne fournissent pas d'image de l'objet étudié. La thermographie infrarouge est un système qui mesure la température à distance et fournit une image thermique de l'ensemble du composant ou de la machine. En général, les défauts associés à une répartition anormale de la température peuvent être détectés facilement par thermographie infrarouge à l'avance, ce qui permet une maintenance avant panne.

2.3.3 Analyse vibratoire

Toute machine en mouvement produit des vibrations ou des signatures qui reflètent l'état de son fonctionnement, même dans des conditions normales. Beaucoup de ces vibrations sont directement liées aux actes périodique dans le fonctionnement de la machine, comme la rotation des arbres, des engrenages, des roulements, etc. L'évolution des défauts modifie cette signature de telle manière qu'elle peut être liée au défaut. Par conséquent, l'analyse vibratoire est un outil efficace pour la maintenance prédictive. La maintenance prédictive est devenue synonyme de surveillance des vibrations des machines tournantes pour détecter les problèmes et prévenir les pannes catastrophiques. Cependant, l'analyse des vibrations ne fournit pas les données nécessaires pour analyser l'équipement électrique, les zones de perte de chaleur, l'état de l'huile de lubrification ou d'autres paramètres généralement évalués dans un programme de gestion de la maintenance. Par conséquent, un programme de maintenance prédictive totale doit inclure plusieurs techniques, chacune conçue pour fournir des informations spécifiques sur l'état de l'équipement.

Les autres méthodes de la maintenance conditionnelle, telles que l'analyse acoustique, l'inspection par ultrasons, l'inspection visuelle, comptabilisent 12% [3].

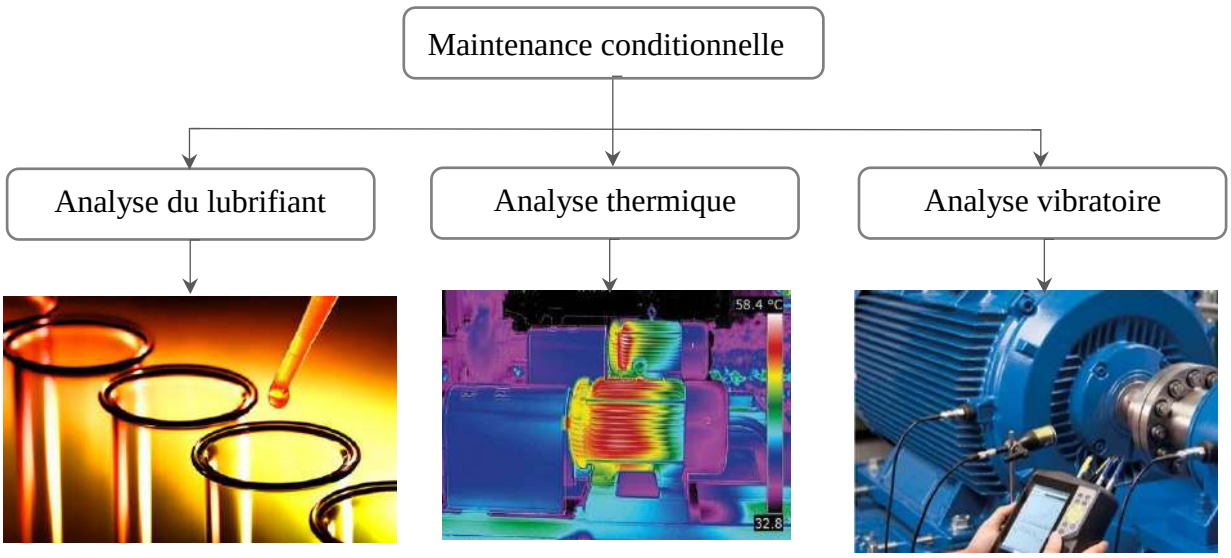


Figure 2.2 Principales techniques de la maintenance conditionnelle

2.4. Analyse vibratoire pour la maintenance des machines tournantes

Comme déjà mentionné, les vibrations produites par une machine en fonctionnement forment une signature vibratoire. Le moindre changement dans les vibrations de la machine est un symptôme d'anomalies dans les pièces de la machine, ce qui peut entraîner une panne de la machine. Par conséquent, l'analyse régulière de ces vibrations constitue un indicateur efficace pour le suivi des défaillances. La Figure 2.3 montre les différentes étapes de l'analyse vibratoire, du capteur à l'action finale. Les signaux vibratoires sont prélevés en continu sur une machine tournante via un capteur. Nous pouvons trouver des capteurs de déplacement, des capteurs de vitesse et des accéléromètres. Généralement, l'accéléromètre piézoélectrique est le plus utilisé. Une conception typique d'un tel accéléromètre, est illustrée à la Figure 2.4, où il est composé d'un disque piézoélectrique qui se comporte comme un ressort sur lequel est posée une masse. Le déplacement de cette masse dû à l'accélération des vibrations, exerce des contraintes sur l'élément piézoélectrique qui génère une charge électrique proportionnelle à l'accélération. De plus, l'accéléromètre piézoélectrique est un transducteur robuste, précis, linéaire et à large bande, moins coûteux, qui produit un signal proportionnel à l'accélération. Le capteur doit être installé dans des endroits aussi proches que possible de la source de vibration et dans une direction désignée (verticale, axiale et radiale) si la structure de l'appareil le permet et si ces sources de vibration sont connues [10].

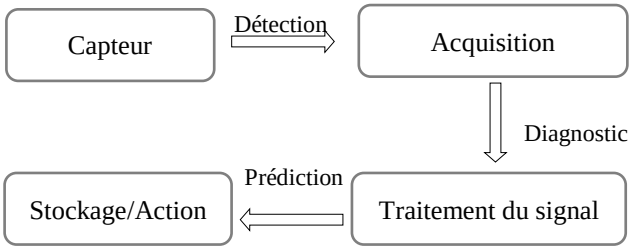


Figure 2.3 Différentes étapes de l'analyse vibratoire

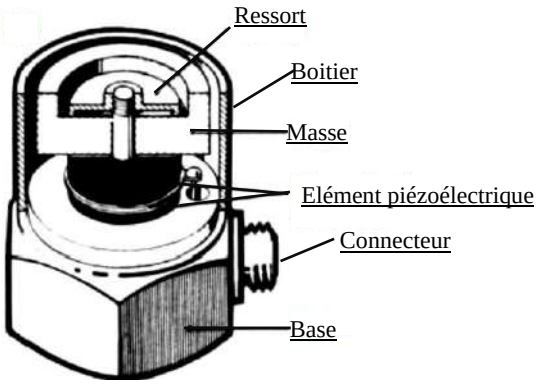


Figure 2.4 Schéma d'un accéléromètre piézoélectrique typique [2]

2.4.1 Notions de vibration

2.4.1.1 Définition de vibration

La vibration est un mouvement de va-et-vient rapide autour d'une position intermédiaire de stabilité appelée point d'équilibre. Le modèle masse-ressort, illustré à la Figure 2.5, est le point de départ pour comprendre les vibrations mécaniques [13]. De plus, les vibrations, comme tout mouvement, peuvent être caractérisées par l'une des trois grandeurs physiques. La première grandeur est le déplacement $x(t)$ en [m] qui représente la position de la masse varie entre les points haut et bas autour du point d'équilibre. La deuxième grandeur est la vitesse $v(t)$ en $[m/s]$ qui représente la variation du déplacement par unité de temps, cette vitesse est nulle aux points haut et bas, et maximale au point d'équilibre. La dernière grandeur est l'accélération $a(t)$ en $[m/s^2]$ qui représente la variation de la vitesse par unité de temps. Sachant que, la vitesse est définie comme la dérivée du déplacement $v(t) = dx/dt$ et l'accélération comme la dérivée seconde du déplacement $a(t) = d^2x/dt^2$ ou la dérivée de la vitesse $a(t) = dv/dt$ [16].

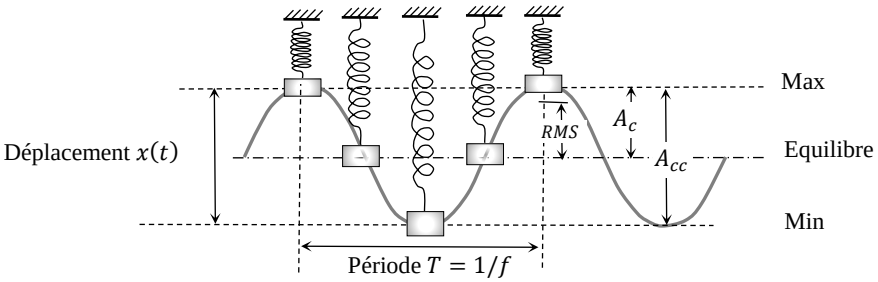


Figure 2.5 Système masse ressort

On considère un signal vibratoire harmonique c.-à-d. est composé d'une seule sinusoïde d'amplitude X_0 et de fréquence f, le déplacement de cette vibration est exprimé par $x(t) = X_0 \sin(2\pi ft)$, la vitesse de déplacement est donné par $v(t) = X_0 2\pi f \cos(2\pi ft)$, cependant l'accélération est donnée par l'expression $a(t) = -X_0 (2\pi f)^2 \sin(2\pi ft)$. On peut constater facilement de ces expressions, que les fréquences de trois grandeurs du système masse-ressort restent identiques, mais les valeurs d'amplitudes diffèrent. La Figure 2.6 montre un exemple de ces trois grandeurs physiques du mouvement vibratoire , avec $X_0 = 1$ et $f = 1[Hz]$.

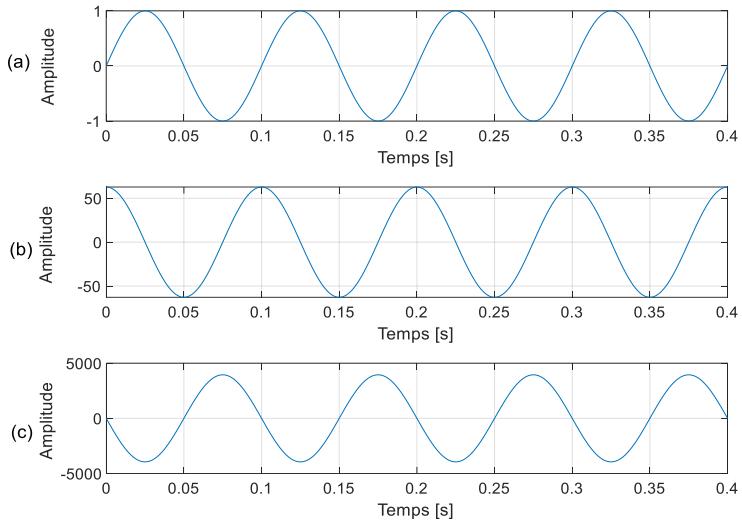


Figure 2.6 Représentations du mouvement du système masse-ressort, (a) le déplacement $x(t)$, (b) la vitesse $v(t)$, (c) l'accélération $a(t)$

2.4.1.2 Caractéristiques d'une vibration

Généralement, la fréquence, l'amplitude et la nature de vibration sont trois caractéristiques d'une vibration

a) Fréquence d'une vibration

La fréquence exprime le nombre de fois de répétition d'un phénomène pendant un temps donné. Si l'unité de temps est la seconde $[s]$, la fréquence est en hertz $[Hz]$, donc un Hertz équivaut à un cycle par seconde.

On rencontre cependant des valeurs exprimées en RPM (rotation par minute) ou CPM (cycle par minute). Ils représentent le nombre de tours par minute et décrivent la vitesse à laquelle le rotor tourne, c'est-à-dire le nombre de fois que l'arbre du rotor effectue un tour complet chaque minute. Ces mesures décrivent la vitesse d'un moteur, de turbines, d'une centrifugeuse et d'autres équipements, avec $1\,Hz = 1\,CPM/60 = 1\,RPM/60$. Une vibration qui se produire 10 fois par seconde a donc une fréquence f de 10 $[Hz]$, cependant, la durée d'un cycle (ou période T) est $T = 1/10 = 0.1[s]$. La fréquence de vibration est donc l'inverse de la période $f = 1/T$.

b) Amplitude d'une vibration

L'amplitude d'une onde vibratoire est la valeur de la distance maximale déplacée par un point sur un corps vibrant mesurée à partir de sa position d'équilibre (Figure 2.5). Par ailleurs, on peut définir les paramètres d'amplitude suivantes: L'amplitude crête A_c, elle est égale à la moitié de la longueur du trajet vibratoire, qui peut être exprimée mathématiquement par l'équation $A_c = 0.5[x_{max}(t) - x_{min}(t)]$. L'amplitude crête à crête A_{cc} aussi appelée l'amplitude double, s'exprime en fonction de l'amplitude crête comme suit $A_{cc} = 2A_c$. L'amplitude moyenne A_{moy}, est la moyenne du signal de vibration sur un intervalle T, qui peut être calculée en utilisant l'équation suivante $A_{moy} = (1/T)\int_0^T x(t)dt$, si le signal de vibration est sous forme

discrète, l'équation précédente de A_{moy} peut-être réécrite comme suit : $A_{moy} = (1/N)\sum_{n=1}^{N} x(n)$, où N est le nombre de points échantillonnés. L'amplitude efficace A_{eff} est appelée aussi RMS (Root Mean Square) qui se définit mathématiquement pour un signal quelconque $x(t)$ par la relation suivante: $RMS = \sqrt{(1/T)\int_0^T |x(t)|^2 dt}$. Si le signal de vibration est sous forme discrète, l'équation précédente de RMS peut-être réécrite comme suit : $RMS = \sqrt{(1/N)\sum_{n=1}^{N} |x(n)|^2}$, dans le cas d'une vibration sinusoïdale (Figure 2.5) l'amplitude efficace s'exprime en fonction de l'amplitude crête comme suit: $RMS = A_c/\sqrt{2}$ En plus, la valeur efficace est la mesure la plus importante de l'amplitude des vibrations parce qu'il est directement lié à l'énergie vibratoire [17].

c) Nature d'une vibration

Toute machine tournante en fonctionnement produit des vibrations. Ces vibrations peuvent être causées par des événements normaux (pièces en marche) ou des événements anormaux (défauts ou anomalies), qui sont souvent des données temporelles mesurées à partir de différents capteurs. Les signaux vibratoires produits par les machines peuvent être classés en deux groupes principaux : stationnaires et non stationnaires.

Premièrement, les signaux vibratoires sont classés comme signaux stationnaires lorsque leurs propriétés statistiques ne varient pas dans le temps. Il existe deux principaux types de signaux stationnaires : déterministes et aléatoires. Les signaux déterministes qui se produisent périodiquement ou quasi-périodiquement consistent en des caractéristiques sinusoïdales qui ne sont visibles que dans le domaine fréquentiel, comme cela sera décrit dans la sous-section 2.4.3.2.

Les signaux aléatoires ne peuvent être décrits qu'à l'aide de leurs propriétés statistiques, par exemple valeur moyenne, valeur quadratique moyenne, etc., comme cela sera décrit dans la sous-section 2.4.3.1. Deuxièment, les signaux non stationnaires ont un contenu fréquentiel qui varie avec le temps. Ce type de signaux est souvent analysé à l'aide d'une analyse dans le domaine temps-fréquence, qui sera décrite dans la sous-section 2.4.3.3 [16].

La Figure 2.7 montre quelques types de signaux vibratoires: le premier est un signal purement sinusoïdal (vibration simple), le second est périodique composé de trois signaux sinusoïdaux, et le troisième est un signal aléatoire (ni sinusoïdal ni périodique) [14]. Le quatrième est un signal transitoire périodique et le dernier est modulé en amplitude. La sous-section suivante fournit une brève description de ces types de signaux.

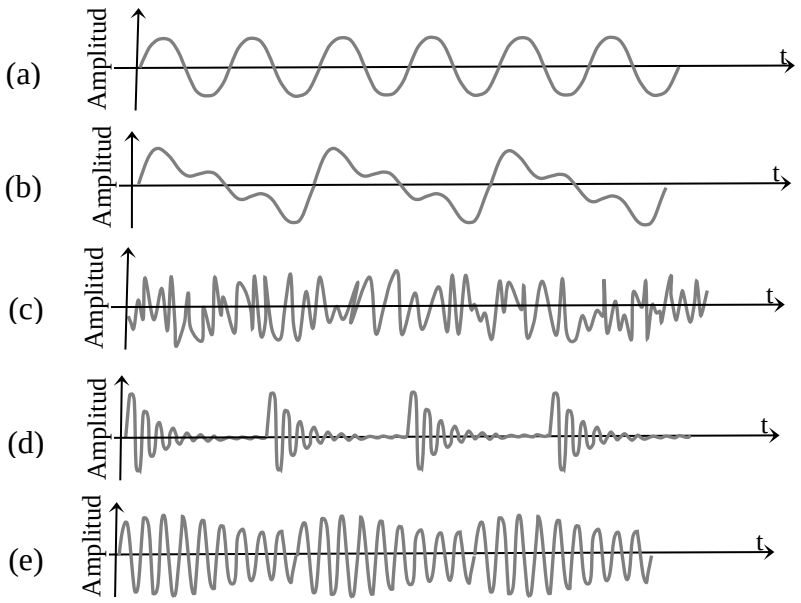


Figure 2.7 Nature d'une vibration dans le domaine temporel: (a) sinusoïdale, (b) vibration périodique (complexe), (c) vibration aléatoire, (d) transitoire (impulsive), (e) modulé en amplitude.

2.4.2 Sources des signaux de vibration et principaux défauts des machines tournantes

2.4.2.1 Vibration simple (défaut de déséquilibre « Balourd pur »)

La vibration simple (harmonique) est la forme d'onde la plus simple, l'Equation (2.1) décrit cette vibration

$$x_1(t) = a_0 \sin(2\pi f_0 t + \varphi) \tag{2.1}$$

Où a_0 est l'amplitude de vibration en $[m/s^2]$, f_0 est la fréquence en $[Hz]$ et φ est la phase.

Un tel signal peut être généré, par exemple, par un défaut de déséquilibre, et son spectre est constitué d'une seule raie. Dans la pratique, les rotors ne sont jamais absolument équilibrés en raison de défauts de fabrication tels que densité de matériau non uniforme, des tolérances de fabrication et une perte ou un gain de matériau pendant le fonctionnement. Ce déséquilibre est représenté sur la Figure 2.8a par une masse M dans le cas d'un déséquilibre statique, qui est également connu sous le nom de déséquilibre monoplan et est généralement le problème le plus facile à diagnostiquer. Ou par deux masses M_1 et M_2 dans le cas de déséquilibre dynamique (Figure 2.8b), qui est également connu sous le nom de déséquilibre à deux plans, dans ce cas, l'origine du déséquilibre n'est pas une force, mais deux forces d'amplitude égales et de sens opposés, ceux-ci se traduisent par une distinction entre l'axe d'inertie (centre de gravité) et l'axe de rotation de la pièce concernée. Par conséquent, une forte amplitude de vibration du rotor de la force centrifuge est générée par le rotor en rotation [14].

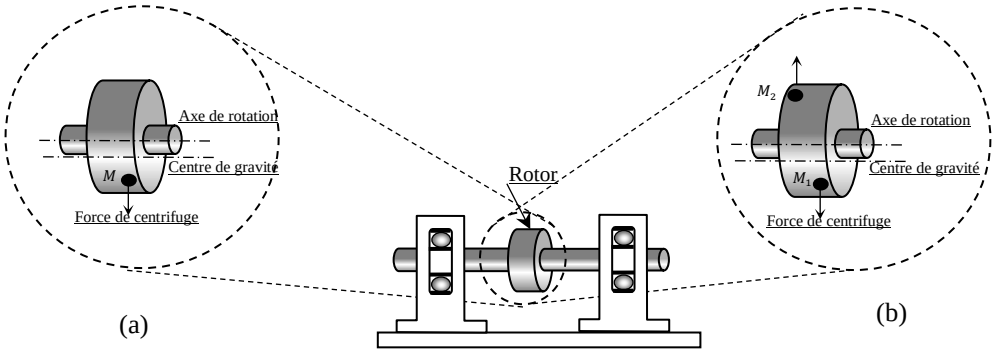


Figure 2.8 défauts de déséquilibre, (a) déséquilibre statique, (b) déséquilibre dynamique

Un exemple de vibration simple est donné sur les Figures 2.9a et 2.9b, qui représentent respectivement les formes théoriques temporelle et spectrale du défaut de déséquilibre, qui sont basées sur l'Equation (2.1) avec $a_0 = 1.5\ [m/s^2],\ f_0 = 30[Hz],\ \varphi = 0$.

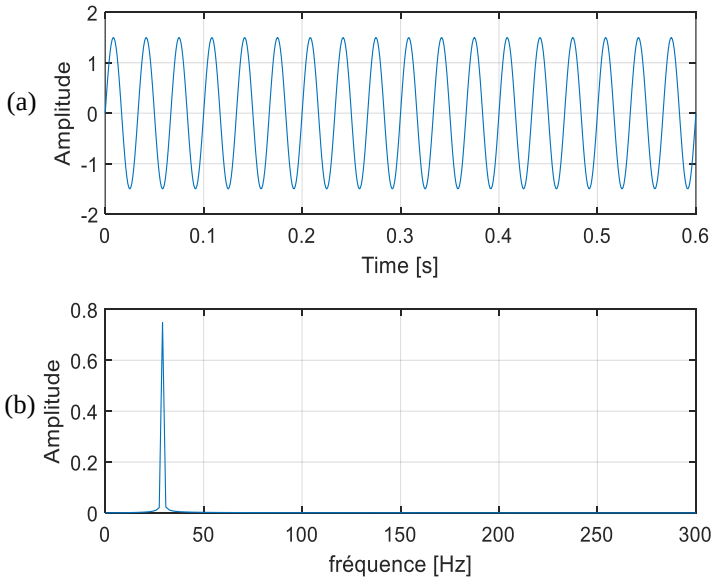


Figure 2.9 Vibration harmonique générée par un balourd, (a) signal temporel, (b) son spectre

2.4.2.2 vibration périodique complexe (défaut de désalignement)

Une Vibration complexe est la somme de plusieurs vibrations simples. En conséquence, la vibration d'une machine tournante est une vibration complexe composée d'une série de vibrations simples associées à ses composants internes en mouvement. Dans cette optique, il est clair que la forme d'onde vibratoire d'une machine n'est pas un simple signal sinusoïdal mais peut devenir très complexe.

La vibration complexe (Figure 2.11) peut être, par exemple, générée par un défaut d'alignement montré sur la Figure 2.10 [15]. La Figure 2.10a montre le défaut du désalignement radial présenté par un décalage entre les deux axes d'arbres correspondants bien que les axes restent parallèles l'un à l'autre. De plus la Figure 2.10b montre le défaut de désalignement angulaire correspond à deux lignes centrales d'arbre qui se croisent à un angle différent de zéro degré.

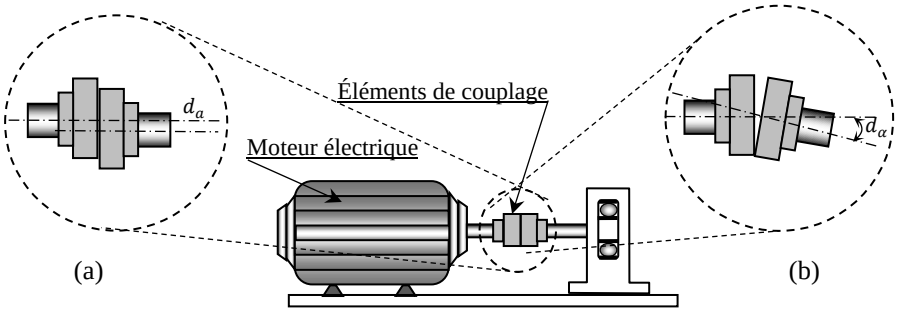


Figure 2.10 défauts d'alignement d'arbres, (a) Désalignement radial, (b) Désalignement angulaire

L'expression mathématique d'une vibration périodique complexe est exprimée par l'Equation (2.2) comme suit:

$$x_2(t) = \sum_{n=0}^{N} a_n \sin(2\pi f_n t) \tag{2.2}$$

Un exemple de vibration complexe basé sur l'Equation (2.2) avec $N = 1, a_0 = 1.5\ [m/s^2],\ f_1 = 50[Hz], a_1 = 1\ [m/s^2],\ f_0 = 30[Hz]$. Les représentations temporelles et spectrales théoriques du désalignement simulé sont données respectivement dans les Figures 2.11a et 2.11b.

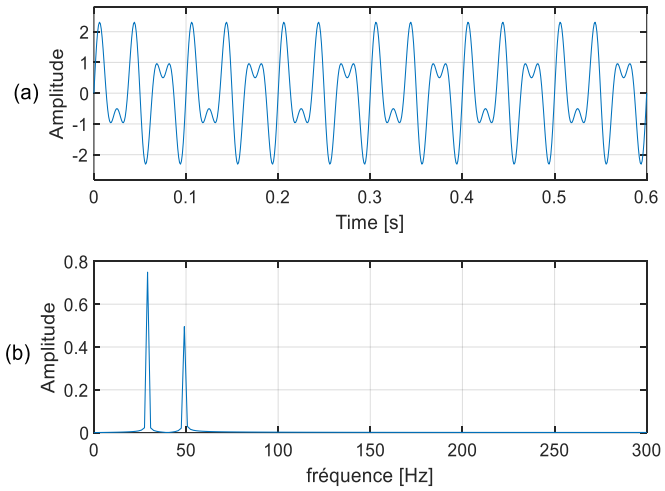


Figure 2.11 Vibration périodique générée par un défaut désalignement, (a) signal temporel, (b) son spectre.

2.4.2.3 Vibration périodique de type impulsionnel (défaut de dent cassée dans les engrenages)

L'expression mathématique d'une vibration impulsionnelle périodique est donné par [16]:

$$x_3(t) = a_0 e^{-t/\tau} \sin(2\pi f_0 t) \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT_d) \tag{2.3}$$

Où a_0 est l'amplitude, τ est le temps de relaxation, f_0 est la fréquence d'oscillations et T_d est la période de répétition des chocs.

Ce type de vibration peut être produit par évènement anormal comme l'écaillage de roulements ou un jeu excessif, un défaut sur des engrenages, etc. Un engrenage est composé de deux roues dentées imbriquées l'une dans l'autre, permettant de transférer la puissance entre deux arbres rapprochés avec un rapport de vitesses constant. Si l'une des dents est cassée (Figure 2.12b), un fort choc se produit, à chaque rotation du petit engrenage, la signature vibratoire de ce type de défaut est illustrée sur la Figure 2.13.

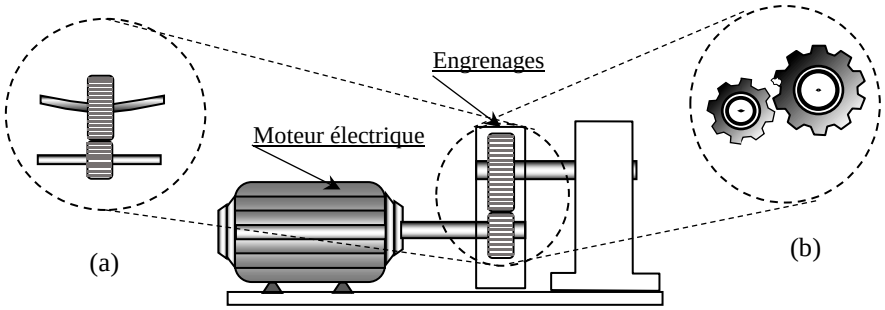


Figure 2.12 Défauts dans les engrenages, (a) défaut d'excentricité (b) dent cassée

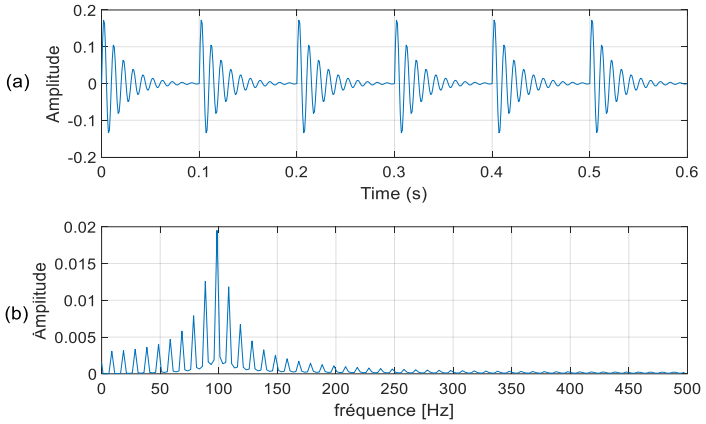


Figure 2.13 Vibration périodique de type impulsionnel générée par une dent cassée, (a) signal temporel (b) son spectre.

Ce type de signal a l'aptitude d'être atténué en raison de l'amortissement du milieu. Ce phénomène est exprimé mathématiquement par l'Equation (2.3). Le spectre d'un tel signal présente un train de raies à la fréquence de rotation comme montré sur la Figure 2.13b. Ce type de vibration est tracé en utilisant l'Equation (2.3), avec l'amplitude $a_0 = 0.1\ [m/s^2]$, le temps de relaxation $\tau = 0.02\ [s]$, *l*a fréquence d'oscillations $f_0 = 100[Hz]$ et la période de répétition des chocs $T_d = 0.1[s]$.

2.4.2.4 Vibration modulée (défaut d'excentricité dans les engrenages)

Si l'arbre d'un moteur présent un défaut d'excentricité, comme illustré sur la Figure 2.12a, cela entraine une modulation d'amplitude du signal de vibration. L'expression mathématique d'une vibration à modulation d'amplitude est donnée par [16]:

$$x_4(t) = a_0[1 + b\ sin(2\pi f_m t)]\sin(2\pi f_p t) \qquad (2.4)$$

Avec f_m est la fréquence de modulation, a_0 est l'amplitude maximale du signal, b est le taux de modulation d'amplitude ($0 \leq b \leq 1$) et f_p est la fréquence de la porteuse.

La Figure 2.14 montre la signature vibratoire théorique d'un défaut d'excentricité de l'arbre du moteur tracée à l'aide de l'Equation (2.4),), avec $a_0 = 1[m/s^2]$, $b = 0.5$, $f_m = 20\ [Hz]$, $f_p = 150\ [Hz]$. De plus, une barre cassée sur un moteur entraîne une modulation de fréquence [16]. L'expression mathématique d'une vibration modulée en fréquence est donnée par :

$$x_5(t) = A_p \cos(2\pi f_p t + \beta sin(2\pi f_m t)) \tag{2.5}$$

Où f_m est la fréquence de modulation, β est l'indice de modulation, A_p est l'amplitude de la porteuse, f_p est la fréquence de la porteuse en $[Hz]$. La Figure 2.15 montre la signature vibratoire théorique d'un défaut de barre cassée, et tracée sur la base de l'Equation (2.5), avec $A_p = 2.5[m/s^2]$, $\beta = 0.75$, $f_m = 10\ [Hz]$, $f_p = 100\ [Hz]$.

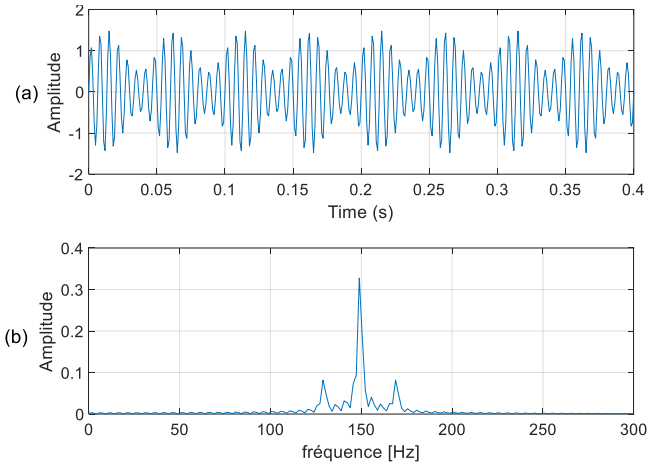


Figure 2.14 Vibration à modulation d'amplitude générée par défaut d'excentricité d'arbre, (a) signal temporel, (b) son spectre.

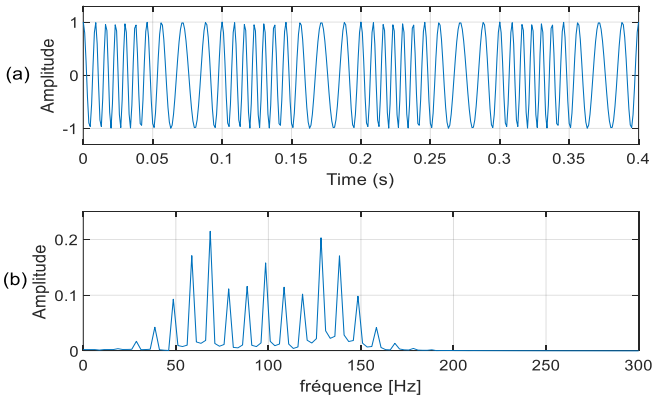


Figure 2.15 Vibration à modulation de fréquence généré e par défaut d'une barre cassée sur un moteur, (a) signal temporel, (b) son spectre

2.4.2.5 Vibration aléatoire (défaut de lubrification sur un roulement)

Un manque de lubrification d'un roulement peut par exemple produire des vibrations aléatoires du type impulsionnel (Figure 2.16). La signature vibratoire d'un tel défaut peut être

simulée par un signal aléatoire de distribution Gaussienne, à l'aide de la commande Matlab (randn).

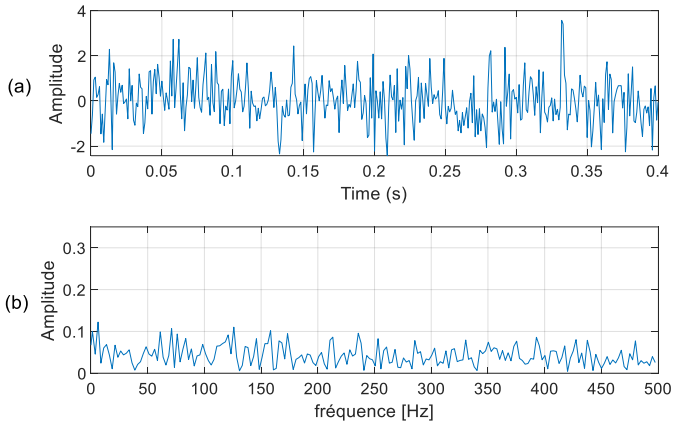


Figure 2.16 Vibration aléatoire (signal aléatoire à distribution Gaussienne), (a) Signal temporel, (b) son spectre

2.4.3 Etude des vibrations

L'analyse du domaine temporel, l'analyse du domaine fréquentiel et l'analyse du domaine temps-fréquence ont été utilisées pour l'analyse des vibrations et la surveillance de l'état des machines tournantes. L'analyse dans le domaine temporel examine des paramètres statistiques spécifiques à partir des données vibratoires, et en utilisant ces valeurs pour prédire les conditions de santé de la machine. Un moyen simple pour cette analyse consiste à mesurer la valeur RMS, la valeur de crête, la valeur de kurtosis, etc. De même, l'analyse fréquentielle transforme les données vibratoires du domaine temporel au domaine fréquentiel en utilisant les outils appropriés, tels que la série de Fourier et la transformée de Fourier, etc. Egalement l'analyse temps-fréquence assure une représentation temporelle et fréquentielle simultanément des signaux vibratoires.

2.4.3.1 Analyse du domaine temporel

L'analyse du domaine temporel est l'analyse de fonctions mathématique, de signaux physiques ou de séries de données par rapport au temps. Dans le domaine temporel, la valeur du signal ou de la fonction est connue pour tous les nombres réels dans le cas du temps continu, ou à divers instants séparés dans le cas du temps discret. Les signaux de vibration collectés à partir de machines tournantes à l'aide de transducteurs de vibration sont souvent dans le temps, de sorte que divers outils basés sur ce domaine sont utilisés pour analyse les signaux de vibration provenant des machines tournantes. En plus des outils du domaine temporel mentionnés précédemment (dans la sous-section 2.4.1.2) tels que l'amplitude crête, la valeur moyenne et la valeur efficace RMS, les outils fréquemment utilisés suivants peuvent être ajoutés:

2.4.3.1.1 Variance et Écart-type

La variance var est une mesure de la dispersion ou de la variation des valeurs d'un signal par rapport à la valeur moyenne. La variance est toujours positive ou nulle si les valeurs du signal sont toutes égales. L'expression de la variance d' un signal discret $x[n]$ est donnée par,

$$var = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left(x[n] - \overline{x[n]}\right)^2 \quad (2.6)$$

où $\overline{x[n]} = (1/N)\sum_{n=1}^{N} x[n]$ désigne la valeur moyenne d'amplitude du signal. L'écart type est égal la racine carrée de la variance $\sigma = \sqrt{var}$. Lorsqu'il y a un défaut, le pic d'amplitude augmentera et cela entraînera une augmentation de la valeur de l'écart type et entraînera plus d'écart par rapport à la moyenne. Si la moyenne est nulle $\overline{x[n]} = 0$, l'écart type est égal à la valeur RMS du signal.

2.4.3.1.2 Crest Factor (CF)

C'est un paramètre non dimensionnel pour tout signal, qui est défini comme le rapport de la valeur de crête à la valeur RMS. Le Crest Factor (CF), est calculé par

$$CF = \frac{A_c}{RMS} = \frac{x_{max}[n] - x_{min}[n]}{2\sqrt{(1/N)\sum_{n=1}^{N}|x[n]|^2}} \quad (2.7)$$

Où, $x_{max}[n], x_{min}[n]$ désignent les valeurs maximale et minimale du signal $x[n]$, N représente le nombre d'échantillons [28]. La troisième ligne du Tableau 2.1 montre les valeurs CF de certains signaux élémentaires.

2.4.3.1.3 Kurtosis (Ku)

Ce paramètre est défini en statistiques comme le moment normalisé de quatrième ordre du signal dans le domaine temporel. La définition du moment central d'ordre k pour tout signal de domaine temporel $x[n]$ est donnée par $M_k = (1/N)\sum_{n=1}^{N}(x[n] - \overline{x[n]})^k$. Le moment normalisé du quatrième ordre, kurtosis (ku), est calculé comme suit [14],

$$ku = \frac{M_4}{(M_2)^2} = \frac{N\sum_{n=1}^{N}(x[n] - \overline{x[n]})^4}{\left(\sum_{n=1}^{N}(x[n] - \overline{x[n]})^2\right)^2} \quad (2.8)$$

La quatrième ligne du Tableau 2.1 montre les valeurs Ku de certains signaux.

2.4.3.1.4 Skewness

Le skewness (coefficient d'asymétrie) est une mesure de la forme de la distribution. Le skewness fournit des informations sur la tendance des écarts par rapport à la moyenne à être plus importants dans un sens que dans l'autre. Une valeur positive de skewness indique que les données sont asymétriques vers la droite, une valeur négative indique que les données sont asymétriques vers la gauche. Le skewness peut être exprimé par l'équation suivante [29],

$$skewness = \frac{M_3}{(\sigma)^3} = \frac{N^{\frac{1}{2}}\sum_{n=1}^{N}(x[n] - \overline{x[n]})^3}{\left(\sqrt{\sum_{n=1}^{N}(x[n] - \overline{x[n]})^2}\right)^3} \quad (2.9)$$

Où N représente le nombre d'échantillons, M_3 est le moment normalisé du quatrième ordre et σ est la variance .

Pour plus de clarté, cinq types de signaux représentés sur les Figures 2.9, 2.11, 2.13, 2.14 et 2.16 ont été considérés ici. Le premier signal $x_1(t)$ est une onde sinusoïdale pure , le deuxième signal $x_2(t)$ est une onde complexe, le troisième signal $x_3(t)$ est une donnée de vibration périodique du type impulsionnel, le quatrième signal $x_4(t)$ est une onde modulée AM et le dernier signal est une donnée aléatoire normalement distribuée. L'amplitude crête, RMS,

CF et Ku ont été calculés pour ces signaux et répertoriés dans le Tableau 2.1 à des fins de comparaison. La valeur de crête est maintenue égale pour les cinq signaux de sorte qu'une comparaison facile des différents paramètres estimés pour les cinq signaux puisse être effectuée. On peut voir que le CF et le Ku ont augmenté de manière significative pour les données aléatoires et transitoires par rapport aux données sinusoïdales. Le kurtosis (Ku) montre une forte augmentation de la valeur du signal impulsif par rapport aux quatre autres signaux. Cela indique que le kurtosis peut être un paramètre plus efficace et utile pour détecter la nature impulsive d'un signal.

Tableau 2.1 Comparaison de différents paramètres estimés pour les cinq signaux, sinusoïdal, complexe, impulsif, modulé et aléatoire.

Paramètres	signaux				
	$x_1(t)$ Sinus pur	$x_2(t)$ complexe	$x_3(t)$ transitoire	$x_4(t)$ modulé	signal aléatoire
A_c	1.5000	1.4940	1.5307	1.5041	1.4862
RMS	1.0598	0.8239	0.4454	0.7542	0.5060
CF	1.4154	1.8132	3.4367	1.9943	2.9374
Ku	1.5025	2.0874	7.2242	2.1647	2.7407

2.4.3.2 Analyse dans le domaine fréquentiel

Les techniques d'analyse dans le domaine fréquentiel peuvent divulguer certaines informations basées sur des caractéristiques fréquentielles qui ne sont pas simplement observables dans le domaine temporel. En pratique, le signal dans le domaine temporel est transformé en une représentation dans le domaine fréquentiel à l'aide de cinq représentations de Fourier, chacune applicable à une classe différente de signaux. Ces cinq classes sont définies par la périodicité ou non d'un signal et s'il s'agit d'un signal continu ou à temps discret.

Le Tableau 2.2 montre la relation entre les propriétés de temps et de fréquence du signal et la représentation de Fourier appropriée. La série de Fourier (FS) s'applique au signal périodique à temps continu, par contre la série de Fourier à temps discret (DTFS) s'applique au signal périodique à temps discret. Les signaux non périodiques et à temps continu sont représentés par la transformée de Fourier (FT). Si le signal est à temps discret et non périodique, alors la transformée de Fourier à temps discret (DTFT) et la transformée de Fourier Discrète (DFT) sont utilisées. Parmi ceux-ci, la TFD est un outil essentiel dans l'analyse fréquentielle des signaux temporels discrets [22]

Tableau 2.2 Relation entre les propriétés de temps et de fréquence du signal et la représentation de Fourier appropriée.

Type de signal	**Représentation temporelle**	**Représentation de Fourier appropriée**	**Représentation fréquentielle**
Périodique	continue	FS	discrète
	discrète	DTFS	discrète
Apériodique	continue	FT	continue
	discrète	DTFT	continue
		DFT	discrète

FS : série de fourrier à temps continu, **DTFS** : série de fourrier à temps Discret, **FT** : transformée de fourrier à temps continu, **DTFT**: transformé de fourrier à temps discret, **DFT** : transformé de fourrier Discrète.

2.4.3.2.1 Série de Fourier (FS)

Un signal périodique arbitraire $x(t)$ avec une période fondamentale T_0 peut-être exprimé en utilisant FS comme suit,

$$x(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty}\left(a_n cos(n\omega_0 t) + b_n sin(n\omega_0 t)\right) \quad (2.10)$$

Où $\omega_0 = 2\pi/T_0$ est la fréquence fondamentale de $x(t)$ et les coefficients a_0, a_n et b_n sont appelés coefficients trigonométriques de SF. Les coefficients sont calculés comme suit

$$a_0 = \frac{1}{T_0}\int_0^{T_0} x(t)\ \ dt \quad (2.11)$$

$$a_n = \frac{2}{T_0}\int_0^{T_0} x(t)\ cos(n\omega_0 t)\ \ dt \quad (2.12)$$

$$b_n = \frac{2}{T_0}\int_0^{T_0} x(t)\ sin(n\omega_0 t)\ \ dt \quad (2.13)$$

À partir des équations précédentes (2.10-12), il est facile de vérifier que le coefficient a_0 représente la valeur moyenne (appelée aussi composante continue) de $x(t)$. Egalement, les termes cosinus et les termes sinus représentent respectivement la composante paire et la composante impaire du signal de moyenne nulle ($x(t) - a_0$). En effet, l'Equation (2.10) montre le développement trigonométrique de FS en utilisant un ensemble de termes sinusoïdaux comme fonctions de base. Une expression alternative pour le SF est obtenue si des exponentielles complexes $e^{jn\omega_0 t}$ pour $n \in Z$ sont utilisées comme fonctions de base au lieu de termes sinusoïdaux pour développer un signal périodique à temps continu . La représentation résultante est appelée série de Fourier exponentielle, qui est définie par

$$x(t) = \sum_{n=0}^{\infty} D_n e^{jn\omega_0 t} \quad (2.14)$$

Où D_n sont les coefficients exponentiels de FS sont calculés comme suit [20],

$$D_n = (1/T_0)\int_0^{T_0} x(t) e^{jn\omega_0 t} \quad (2.15)$$

2.4.3.2.2 Série de Fourier à temps discret (DTFS)

Considérons un signal périodique discret $x[n]$ de période fondamentale N. La DTFS de $x[n]$ est donnée par,

$$X[k] = \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-jk\Omega_0 n} \quad (2.16)$$

Où N est la période fondamentale de $x[n]$, $\Omega_0 = 2\pi/N$, x et X représentent une paire DTFS, notée par la relation $x[n] \xleftrightarrow{DTFS,\ \Omega_0} X[k]$ [22], avec

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{jk\Omega_0 n} \quad (2.17)$$

2.4.3.2.3 Transformée de Fourier continue (FT)

La FT est utilisée pour convertir un signal continu apériodique $x(t)$ du domaine temporel au domaine fréquentiel $X(\omega)$. L'expression mathématique de FT est la suivante,

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{j\omega t}\ \ dt \quad (2.18)$$

La transformée de Fourier inverse convertit un signal du domaine fréquentiel au domaine temporel, et donnée par l'équation suivante,

$$x(t) = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{\infty} X(\omega)e^{-j\omega t}\ d\omega \tag{2.19}$$

Les équations. (2.18) et (2.19) forment la paire de FT, notée par la relation $x(t) \overset{TF}{\longleftrightarrow} X(\omega)$. En général, la TF $X(\omega)$ est une fonction complexe de la pulsation $\omega = 2\pi f$. De nombreuses informations sont obtenues en traçant l'amplitude $|X(\omega)|$ et la phase de $X(\omega)$ en fonction de ω (appelées respectivement, les spectres d'amplitude et de phase de la fonction apériodique $x(t)$) [23].

2.4.3.2.4 Transformée de Fourier à temps discret (DTFT)

La DTFT d'un signal discret apériodique $x[n]$ est donnée par l'équation suivante,

$$X(\Omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-jn\Omega} \tag{2.20}$$

La DTFT inverse convertit un signal $X(\Omega)$du domaine fréquentiel au domaine temporel comme suit,

$$\mathrm{x[n]} = \frac{1}{2\pi}\int_{0}^{2\pi} \mathrm{X(\Omega)e^{-j\Omega t}}\ \mathrm{d\Omega} \tag{2.21}$$

Les équations (2.20) et (2.21) forment la paire de DTFT, notée par la relation $x[n] \overset{DTFT}{\longleftrightarrow} X(\Omega)$. Egalement $X(\Omega)$ est périodique avec une période $\Omega_0 = 2\pi$, c.à.d. $X(\Omega) = X(\Omega + 2\pi)$ [20].

2.4.3.2.5 Transformée de Fourier discrète (DFT)

DFT est une extension de DTFT pour les signaux discrets limités dans le temps avec une restriction supplémentaire selon laquelle la fréquence est discrétisée en un ensemble fini de valeurs données par $\Omega = 2\pi r/M$, pour $0 \le r \le (M-1)$. Donc, la TFD d'un signal discret limité dans le temps $x[n]$, qui est non nulle dans les limites $0 \le n \le (N-1)$, est donnée par:

$$X[r] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-\frac{j2\pi nr}{M}} \quad \text{pour } 0 \le r \le (M-1) \tag{2.22}$$

La DFT inverse convertit un signal $X[r]$du domaine fréquentiel au domaine temporel comme suit,

$$x[n] = \frac{1}{M}\sum_{r=0}^{M-1} X[r]e^{j2\pi nr/M} \quad \text{pour } 0 \le n \le (N-1) \tag{2.23}$$

Les équations. (2.22) et (2.23) forment la paire de TFD, notée par la relation $x[n] \overset{TFD}{\longleftrightarrow} X[r]$.-La longueur M de la DFT est généralement spécifiée comme étant supérieure ou égale à la longueur N du signal apériodique discret $x[n]$. Couramment, on suppose $M = N$, aussi $X[r]$ est périodique avec une période M c'est-à-dire , $X[r] = X[r+M]$ [20].

2.4.3.2.6 Transformée de Fourier rapide (FFT)

Il est possible de dériver des implémentations très efficaces de la DFT. Ces implémentations sont appelées transformée e Fourier rapide (FFT). Donc, la FFT est une variante plus rapide de la DFT qui peut être appliquée si le nombre d'échantillons dans le signal discret $x[n]$ est une puissance de deux $N = 2^k$. La FFT a une complexité de calcul de

$O(N\ log_2(N))$, alors qu'un DFT prend environ $O(N^2)$ opérations, une économie significative si N est grand ou si de nombreuses transformations doivent être calculées rapidement [24].

2.4.3.3 Analyse dans le domaine temps-fréquence

Le traitement des signaux vibratoires devient difficile lorsque la machine fonctionne à des vitesses variables. En effet, les signaux mesurés dans de telles situations présentent généralement des caractéristiques fortement non stationnaires, c'est-à-dire que la fréquence du signal varie fortement avec le temps [15]. Par conséquent, l'analyse des signaux non stationnaires a attiré une attention croissante dans le diagnostic des défauts des machines tournantes. La technique d'analyse temps-fréquence (ATF) a un grand potentiel dans ce cas. Donc, l'analyse temps-fréquence concerne l'analyse et le traitement des signaux à contenu fréquentiel variable dans le temps. De tels signaux sont mieux représentés par une distribution temps-fréquence, qui est destinée à montrer comment l'énergie du signal est distribuée dans l'espace bidimensionnel (t, f). Le traitement du signal peut alors exploiter les caractéristiques produites par la concentration de l'énergie du signal en deux dimensions (temps et fréquence) au lieu d'une seule (temps ou fréquence) [18]. Nous présentons quelques méthodes d'analyse temps-fréquence comme suit:

2.4.3.3.1 Transformée de Fourier à court terme (STFT)

La STFT, également connue sous le nom de transformée de Fourier fenêtrée, est une technique d'analyse temps-fréquence typique pour le traitement de signaux non stationnaires. Le STFT du signal de série temporelle 1D est un spectre 2D représentant les informations conjointes dans le domaine temporel et fréquentiel.

Généralement, la STFT peut être considérée comme une transformée de Fourier en remplaçant les ondes pures de la transformée de Fourier par des fonctions de fenêtre temporelle de longueur fixe données par $h_{t,f}(\tau) = h(\tau - t)e^{j2\pi f\tau}$. En utilisant ces fenêtres, on obtient alors la représentation temps-fréquence (t, f)) d'un signal continu $x(t)$ comme suit,

$$F_x^h(t, f) = \langle x, h_{t,f}\rangle = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h^*\ (\tau - t)e^{-j2\pi f\tau}d\tau \qquad (2.24)$$

Où $\langle\ ,\rangle$ représente le produit scalaire. La STFT n'est alors que la projection du signal analysé $x(t)$ sur une famille d'atomes $\{h_{t,f}, t, f \in R\}$ dérivée d'un élément 1D unique $h(t)$ par décalage (t, f). Ainsi, si la fonction de fenêtrage est une fonction gaussienne $h(t) = (ht_0)^{-1/4}e^{-t^2/t_0^2}$, la STFT est appelée transformée de Gabor. Donc, la transformée de Gabor est un cas particulier de STFT [18]. On définit ainsi la STFT discrète d'un signal discret $x[n]$ par [26],

$$F_x^h(m, f) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]\, h[n - m]e^{-j2\pi fn} \qquad (2.25)$$

2.4.3.3.2 Transformée en ondelettes (WT)

Le STFT utilise une fenêtre fixe, ce qui limite les résolutions dans les mesures de temps et de fréquence. Par conséquent, STFT n'est pas adapté à l'analyse de signaux contenant différentes gammes de fréquences. Les signaux contenant des processus lents nécessitent de vastes fenêtres, et pour les signaux avec des transitoires rapides, une fenêtre étroite est plus appropriée.

La transformée en ondelettes surmonte les limitations de la STFT. Le principal avantage des ondelettes est qu'elles ont des tailles de fenêtre variables, larges pour les fréquences lentes et étroites pour les fréquences rapides, ce qui conduit à une résolution temps-fréquence optimale dans toutes les gammes de fréquences.

Une famille d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ est un ensemble de fonctions élémentaires générées à partir d'une fonction appelée ondelette mère $\psi(t)$ à travers le modèle suivant,

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2}\, \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{2.26}$$

Cette transformation correspond à un décalage dans le temps b et une mise à l'échelle a (dilatation si $|a| > 1$ ou compression si $|a| < 1$), tous les deux sont des nombres réels et de plus a est différent de zéro, le terme $|a|^{-1/2}$ est ajouté pour la normalisation [25]. La transformation en ondelettes continue d'un signal en temps réel $x(t)$ est définie comme la corrélation entre le signal et les fonctions en ondelettes $\psi_{a,b}(t)$, et exprimée par

$$w_x^{\psi}(a,b) = \langle x(t), \psi_{a,b}(t)\rangle = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\, \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{2.27}$$

Où $\psi_{a,b}(t)$ est une ondelette de la famille d'ondelettes, * désigne le complexe conjugué, b est le facteur de translation et a est le facteur de dilatation. Pour retrouver le signal d'origine $x(t)$ on utilise l'Equation (2.28) comme suit,

$$x(t) = \frac{1}{C}\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} w_x^{\psi}(a,b)\, \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da\, db \tag{2.28}$$

Où $C = \int_{-\infty}^{\infty}(|\boldsymbol{\Psi}(\omega)|^2/|\omega|)\, d\omega$ et $\boldsymbol{\Psi}$ est la transformée de Fourier de l'ondelette mère ψ.

2.4.3.3.3 Distribution Wigner-Ville (WVD)

Aussi appelée représentation de Wigner-Ville ou transformation de Wigner-Ville ou parfois distribution de Wigner. Dans les représentations temps-fréquence, la WVD peut être considérée comme un choix approprié pour effectuer la distribution de temps et de fréquence, car elle corrèle le signal avec sa version décalée dans le temps et en fréquence sans utiliser de fonction de fenêtrage comme celles utilisées dans le STFT et la transformée en ondelettes. Cette propriété particulière débarrasse WVD de l'effet flou dû à la fonction de fenêtrage, et par conséquent, le WVD donne la représentation qui a la meilleure précision temps-fréquence [26]. La WVD d'un signal $x(t)$ est définie comme suit

$$W_x\ (t,f) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t+\frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t-\frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \tag{2.29}$$

Où $x^*(t)$ est le conjugué complexe de $x(t)$. La WVD peut également être définie à partir du spectre $X(f)$ du signal $x(t)$ par

$$W_x\ (t,f) = \int_{-\infty}^{\infty} X\left(f+\frac{\eta}{2}\right) X^*\left(f-\frac{\eta}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\eta \tag{2.30}$$

La WVD discrète en temps et en fréquence d'un signal temporel $x[n]$, avec $0 \le n \le N-1$, est définie par

$$W_x\ (n,r) = \frac{1}{2N}\sum_{l=0}^{N-1} x[l]\, x^*[n-l] e^{-\frac{j\,(2l-n)\pi r\tau}{N}} \tag{2.31}$$

Ou par l'Equation (2.32), exprimée en fonction de $X[r]$ la TFD de $x[n]$ [27],

$$W_x\ (n,r) = \frac{1}{2N}\sum_{l=0}^{N-1} X[l]\,X^*[r-l]e^{-\frac{j(2l-r)\pi n\tau}{N}} \tag{2.32}$$

Pour montrer la limitation de la transformer de Fourier DFT par rapport à la transformer de Fourier à court terme STFT, prenons par exemple deux signaux semblables mais le 1er signal $x(t)$est stationnaire par contre le 2ème $y(t)$ est non stationnaire.

Le signal $x(t)$ est donné par l'Equation (2.33) et est montré sur la Figure (2.17b). $x(t)$ est composé d'une somme de 4 sinusoïdes de fréquences $f_1 = 300\,Hz$, $f_2 = 200\,Hz$, $f_3 = 100\,Hz$ et $f_4 = 50\,Hz$ pendant une seconde $0 \leq t[ms] < 1000$.

$$x(t) = \sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t) + \sin(2\pi f_3 t) + \sin(2\pi f_4 t) \tag{2.33}$$

Le signal $y(t)$ est donné par l'Equation (2.34) et est montré sur la Figure 2.17a. $y(t)$ est composé d'une sinusoïde de fréquence $f_1 = 300\,Hz$ pendant une durée $0 \leq t_1[ms] < 250$, puis d'une sinusoïde de fréquence $f_2 = 200\,Hz$ pendant une durée $250 \leq t_2[ms] < 500$, puis d'une sinusoïde de fréquence $f_3 = 100\,Hz$ pendant $500 \leq t_3[ms] < 750$ et d'une sinusoïde à $f_4 = 50\,Hz$ pendant une durée $750 \leq t_4[ms] < 1000$.

$$y(t) = [\sin(2\pi f_1 t_1), \sin(2\pi f_2 t_2), \sin(2\pi f_3 t_3), \sin(2\pi f_4 t_4)] \tag{2.34}$$

Les DFT de $x(t)$ et $y(t)$ sont respectivement similaires comme le montrent les Figures 2.17c et 2.17d. D'autre part, leurs STFT sont différents, comme le montrent les Figures 2.17e et 2.17d, respectivement. Par conséquent, la DFT n'est adéquate que sur des signaux pour lesquels on sait que l'information fréquentielle est la même partout (signaux stationnaires).

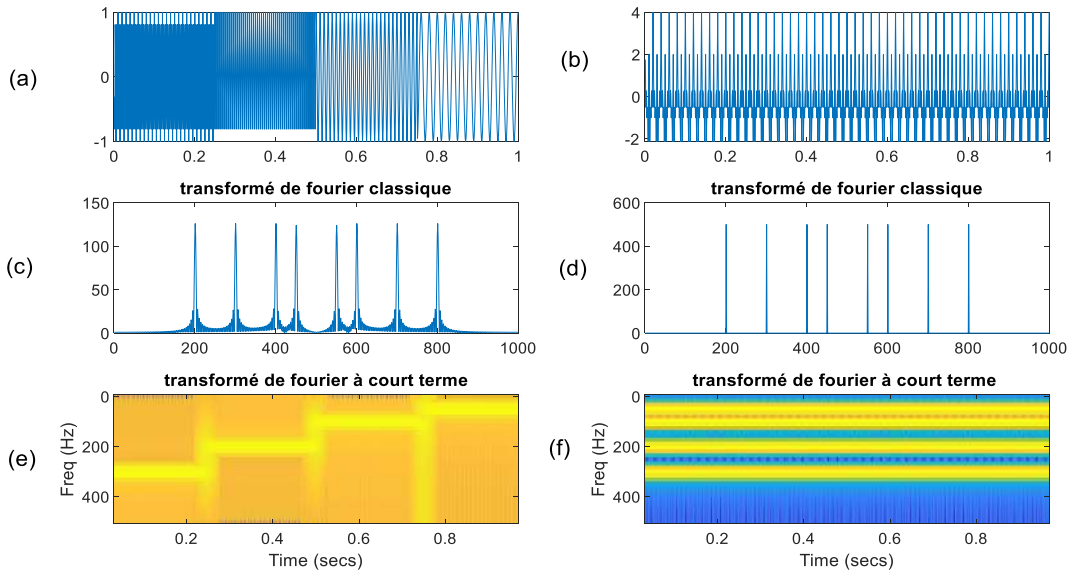


Figure 2.17 (a) Le signal *y(t)*, (b) le signal x(t), (c) la FFT du y(t), (d) la FFT du *x(t)*, (e) la STFT du *y(t)*, (f) la STFT du *x(t)*

De plus, pour montrer la supériorité de la transformé en ondelette sur la transformer de Fourier à court terme du coté de résolution temporelle et fréquentielle simultanément, reprenons le signal stationnaire $x(t)$ donné par l'Equation (2.33). Nous calculons et traçons la STFT pour des fenêtres gaussiennes de différentes largeurs ($h(t) = \exp(-at^2/2)$, avec a=0.01, a=0.001, a=0.0001) comme le montrent les Figures 2.18a, 2.18b et 2.18c respectivement, et la transformé en ondelettes WT comme le montre sur la Figure 2.18d. En comparant les 4 cas, dans le cas de la STFT l'allongement de la fenêtre augmente la résolution fréquentielle et diminue la résolution temporelle et l'inversement (principe d'incertitude), mais l'application de la WT donne une meilleure résolution en temps et en fréquence simultanément.

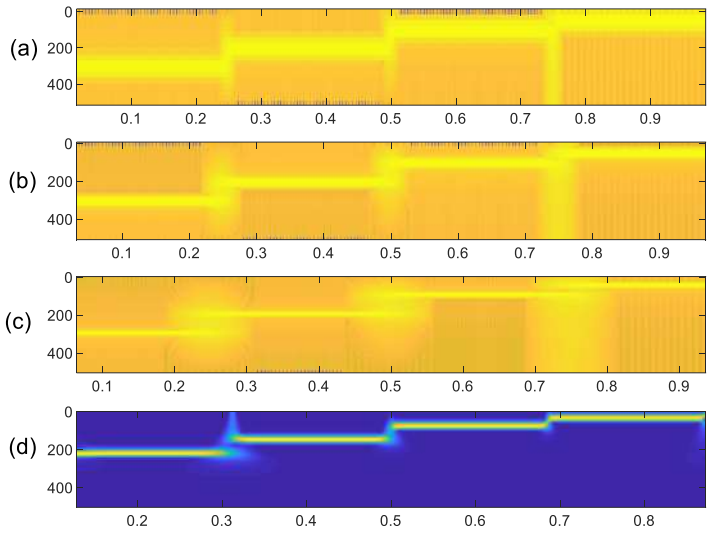


Figure 2.18 la STFT du $y(t)$ avec largeur de fenêtre, (a) $a = 0.01$, (b) *a=0.001* , (c) *a=0.0001* et (d) la WT du $y(t)$

2.5. Diagnostic des défauts de roulement

Dans l'industrie moderne, les roulements sont des composants indispensables et largement utilisés dans l'aviation, l'aérospatiale, l'énergie électrique et d'autres domaines industriels. De plus, ils jouent un rôle essentiel dans la transmission mécanique, c'est pourquoi, les roulements se fonctionnent généralement dans des environnements difficiles avec des températures élevées et des charges lourdes. Par conséquent, au fil du temps les composants des roulements subissent diverses formes de dommages, tels que l'écaillage par fatigue, la déformation, les fissures, les fractures et la corrosion par piqûres, ce qui fait les roulements l'un des composants les plus fragiles et représentent une source de panne fréquente. Une étude statistique réalisée par Albrecht P.F and all [34] a établi qu'une partie importante (41%) des pannes dans les moteurs à induction est liée aux roulements, comme le montre la Figure 2.19. Par conséquent, la surveillance des roulements est une tache de maintenance vitale pour les machines tournantes. La section 2.5.2 présente les défauts possibles des roulements.



Figure 2.19 Possibilité d'apparition d'un défaut sur le moteur à induction

2.5.1 Composition des roulements

Les roulements, également appelés roulements à billes, sont des ensembles de pièces insérées entre des pièces mobiles, servent à réduire les frottements et assurent une liaison entre l'arbre et le logement, et permettent la transmission des efforts et la rotation entre deux pièces. Les principaux composants du roulement sont la bague intérieure, la bague extérieure, les éléments roulants (billes) et la cage (certains roulements ont des composants supplémentaires, tels que le guide et les joints utilisés dans les roulements à rotules sur rouleaux) [30]. En général, la bague intérieure du roulement est montée sur un arbre rotatif et la bague extérieure est montée sur un boîtier fixe (logement). Les éléments roulants peuvent être des billes ou des rouleaux. Les billes transfèrent la charge sur une très petite surface sur les bagues de roulement. La capacité de charge d'un roulement à billes est donc inférieure à celle d'un roulement à rouleaux dans lequel les rouleaux transfèrent la charge par contact linéaire avec les pistes. La cage sépare les éléments roulants, empêchant tout contact entre eux pendant le fonctionnement. Il permet également d'éviter de mauvaises conditions de lubrification et, dans de nombreux cas, maintient le roulement ensemble pendant la manipulation. La Figure 2.20 illustre ces composants du roulement. Les roulements à billes à contact oblique ont un angle entre les bagues intérieure et extérieure, ce qui leur permet de supporter des charges radiales et axiales. Ce type de roulement est utilisé dans le simulateur de défaut de roulement du module laboratoire, mais les idées et équations de base développées pour ces roulements peuvent être facilement adaptées aux roulements à rouleaux [31].

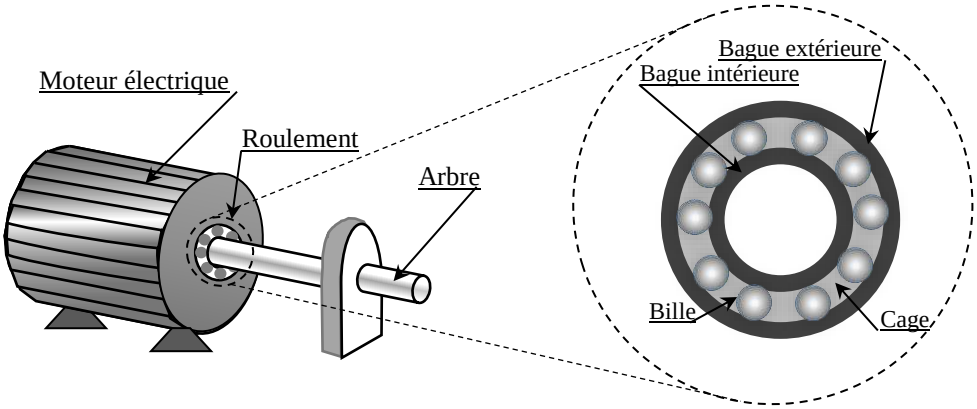


Figure 2.20 Un schéma simple d'un roulement à billes

2.5.2 Défauts possibles sur les roulements à billes et leur modèle de vibration

Il existe un certain nombre de mécanismes qui peuvent conduire à défaillance, y compris les dommages mécaniques, les fissures, l'usure, le manque de lubrifiant et la corrosion. Une manipulation abusive peut provoquer des entailles et des bosses, qui sont particulièrement dangereuses lorsqu'elles sont situées dans des zones suivies par les billes. Lorsque les surfaces de contact de roulement lisses sont détériorées, des conditions de contrainte plus élevées imposées à la surface réduisent considérablement la durée de vie du roulement. Une fissure dans un composant de roulement peut commencer comme un défaut lié à la fabrication ou être induite par une contrainte de fonctionnement via une surcharge [31].

Des défauts dans les roulements à billes peuvent se produire sur les bagues intérieure et extérieure de roulement, les billes, la cage ou toute combinaison. De tels défauts génèrent des signaux de vibration uniques. Il est utile de connaître le type de roulement installé, car différents types de roulements peuvent générer différents signaux en fonction de la charge, du jeu interne et de la construction [32].

Le signal de vibration obtenu à partir du capteur de vibration (généralement un accéléromètre piézoélectrique) est un signal multi-composant. Chaque partie du roulement participe avec une composante fréquentielle. Chaque pièce de ce roulement peut être affectée par un défaut local, comme représenté sur la Figure 2.21. De ce fait, lors du passage de la bille sur le défaut local, on obtient alors une fréquence de défaut pour chaque pièce : fréquence de la cage, fréquence de rotation des billes, fréquence de la bague extérieure, fréquence de la bague intérieure et fréquence des éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles). Par conséquent, les défauts renforcent l'énergie vibratoire aux différentes fréquences des composants du roulement. Les fréquences caractéristiques de chaque pièce sont données par les équations suivantes [33],

- Fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut situé sur la bague intérieure (Ball-pass frequency at inner ring « $BPFI$ ») :

$$f_i = (N/2) \cdot F \cdot (1 + (B/P) \cdot cos\,\alpha) \quad [Hz] \tag{2.35}$$

- Fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut situé sur la bague extérieure (Ball-pass frequency at outer ring «$BPFO$»

$$f_o = (N/2) \cdot F \cdot (1 - (B/P) \cdot \cos\alpha) \ \text{[Hz]} \quad (2.36)$$

- Fréquence de passage d'un défaut situé sur l'élément roulant sur la bague extérieure ou la bague intérieure, (Ball-spin frequency «BSF»):

$$f_b = (P/B) \cdot (F/2) \cdot \left(1 - \left((B/P) \cdot \cos\alpha\right)^2\right) \ \text{[Hz]} \quad (2.37)$$

- Fréquence d'un défaut situé sur la cage du roulement (Fundamental train frequency «FTF»)

$$f = (F/2) \cdot (1 - (B/P) \cdot \cos\alpha) \quad \text{[Hz]} \quad (2.38)$$

Les équations précédentes (2.35-2.38) sont les formules des fréquences fondamentales de roulement si la bague extérieure fixe, où $F = n / 60$ est la fréquence de rotation de l'arbre en [Hz], n est la vitesse du moteur en $[tr / min]$, N est le nombre éléments roulants et α est l'angle de contact des billes en $[rad]$. B et P sont respectivement les diamètres de la bille et du cercle primitif en $[mm]$.

Des équations précédentes, on peut conclure que le calcul des fréquences caractéristiques de chaque défaut nécessite la connaissance des détails spécifiques de la géométrie du roulement. Encore une fois, les changements d'angle de contact entraînent des changements dans les fréquences de roulement. Par exemple, avec la bague extérieure immobile et la bague intérieure en rotation, si l'angle de contact augmente, FTF, BPFO et BSF augmentent et BPFI diminue. Si l'angle de contact diminue, FTF, BPFO et BSF diminuent et BPFI augmente [32].

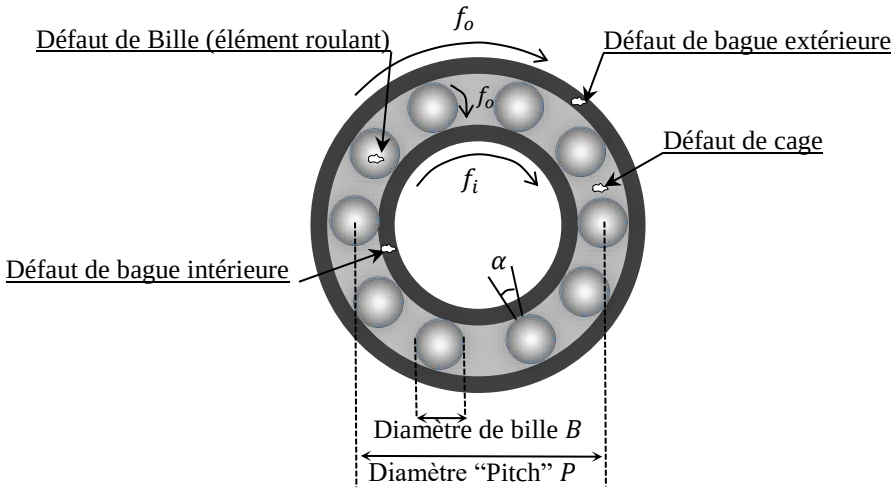


Figure 2.21 Géométrie et défauts possibles d'un roulement.

2.5.3 Signature vibratoire de défauts de roulement

La Figure 2.22 montre des schémas de modulation typiques pour une charge unidirectionnelle (verticale) sur le roulement, à la vitesse de l'arbre pour les défauts de la bague intérieure et à la vitesse de la cage pour les défauts des billes [34]. Les variations de vitesse et de charge d'une machine tournante donnent lieu à des changements de vibration.

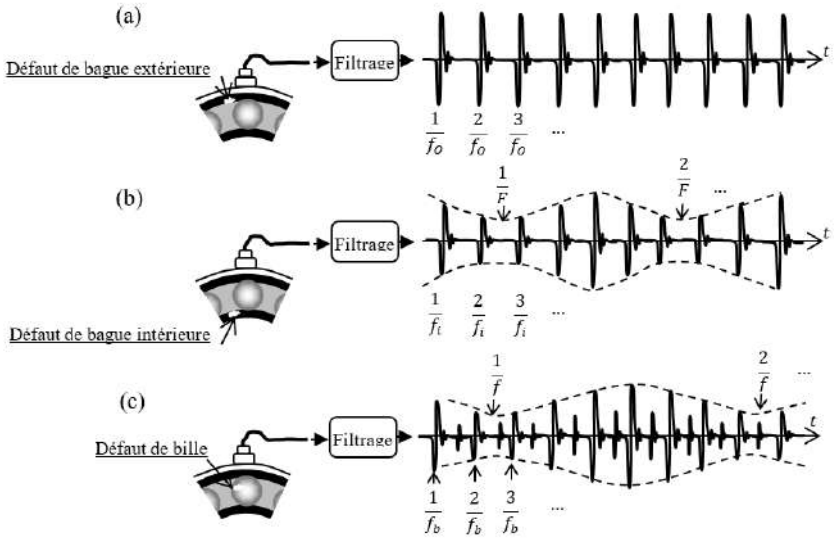


Figure 2.22 Formes des signaux de vibration du roulement, (a) défaut de bague extérieure, (b) défaut de bague intérieure, (c) défaut de bille

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement présenté les techniques de maintenance, les principes de vibration des machines tournantes ainsi que les principes de base du diagnostic des défauts de roulement. La première partie du chapitre a montré les différentes stratégies de maintenance, les méthodes de maintenance conditionnelle et a mis en évidence les avantages de l'analyse vibratoire pour la surveillance de l'état des machines tournantes. La deuxième partie du chapitre a introduit les bases des vibrations, les signaux vibratoires produits par les machines tournantes et les types de signaux vibratoires. La dernière partie décrit le diagnostic des roulements en analysant les vibrations et les défauts possibles sur les roulements à billes et leurs modèles de vibration.

CHAPITRE 3

Méthodes de décomposition adaptative pour l'analyse de signaux multi-composants et l’opérateur Energétique TEO

Chapitre 3: Méthodes de décomposition adaptative pour l'analyse de signaux multi-composants et l'opérateur Energétique TEO

3.1 Introduction

Ces dernières années, les méthodes de décomposition adaptative sont devenues le centre d'intérêt des chercheurs dans de nombreux domaines et notamment dans le diagnostic vibratoire des machines tournantes [35]. Ces méthodes décomposent les données d'origine en plusieurs sous-signaux indépendants. Dans ce contexte, ce chapitre entend à mettre en évidence certaines méthodes de décomposition du signal. La 1ère méthode est la décomposition en mode empirique (EMD) proposée par Huang, elle décompose le signal d'entrée en une série de fonctions de mode intrinsèque (IMF) de manière adaptative par tamisage récursif [36]. La 2ème méthode est la décomposition en mode variationnelle (VMD) proposée par Dragomiretskiy et Zosso [37], cette méthode est développée sur la base d'une théorie mathématique solide contrairement à l'EMD. La 3ème méthode, à laquelle nous accorderons plus d'attention, car elle est à la base de notre approche EFDM proposé dans cette thèse pour le diagnostic des défauts du roulement. Cette méthode est appelée méthode de décomposition de Fourier (FDM), malgré ses caractéristiques, mais ses utilisations sont limitées dans le domaine des machines tournantes contrairement aux méthodes similaires EMD et VMD bien connues et qui sont efficacement utilisées dans divers domaines, et elles sont souvent appliquées dans le domaine du diagnostic des machines tournantes.

3.2 Notation de base et définitions

Dans cette section, nous définissons des signaux utiles dans ce chapitre, tels que signal analytique, signal AM-FM et signal multi-composants, que nous utilisons souvent dans cette thèse. Dans les sections suivantes de ce chapitre, nous verrons comment certains paramètres de ces signaux peuvent être estimés.

3.2.1 Signaux modulés AM, FM et AM-FM

Dans les systèmes électroniques et optiques, la modulation est destinée à transférer des signaux utiles à distance et ceci est indépendamment du type de système, du principe de fonctionnement et des problèmes résolus. Cette universalité de modulation s'explique par le fait que les signaux utiles occupent généralement une bande basse fréquence. Par conséquent, ils ne peuvent pas être transmis directement sur une longue distance et les canaux radio ou optiques sont exploités [39].

Quelles que soient les applications particulières, la définition suivante de la modulation peut être donnée: la modulation est l'utilisation d'un signal (appelé modulant) pour varier un paramètre ou des paramètres (par exemple amplitude, fréquence et phase) d'un autre signal appelé porteur. En d'autres termes, la modulation est le processus par lequel une caractéristique d'un signal porteur est variée en fonction d'un signal modulant. Egalement, la démodulation est

l'opération inverse de la modulation. Elle consiste à reconstruire le signal modulant à partir du signal de modulation. La qualité d'une telle opération est déterminée par la commodité à recouvrer le signal modulant et par son immunité aux bruits.

3.2.1.1 Signal modulé en amplitude AM

La modulation d'amplitude (AM) est le processus par lequel l'amplitude d'un signal porteur varie en fonction du signal modulant. En effet, un signal AM est une combinaison de deux signaux, dont l'un est un porteur, qui est un signal sinusoïdal à fréquence unique, et l'autre est l'information qu'on veut transmettre. Le plus souvent, on peut modéliser le signal AM comme suit,

$$x_{AM}(t) = a(t)\cos(\omega_0\, t + \theta) = A[1 + k\, m(t)]\cos(\omega_0\, t + \theta) \quad (3.1)$$

Où $a(t)$ est une fonction d'amplitude à valeur réelle (souvent appelée enveloppe), $\omega_0 = 2\pi\, f_0$ est la fréquence porteuse en $[rad/s]$, et θ est une phase constante, $A > 1$ est l'amplitude du signal, $-1 < m(t) < 1$ est le signal en bande de base et $0 < k < 1$ est le facteur de modulation. Le processus de démodulation des signaux AM consiste essentiellement à extraire l'enveloppe $a(t)$ du signal porteur dans le signal $x_{AM}(t)$. Ceci peut être réalisé en utilisant un détecteur d'enveloppe.

3.2.1.2 Signal modulé en fréquence FM

Tout comme pour les signaux AM, un signal FM est la combinaison de deux signaux, l'un est le signal sinusoïdal à fréquence unique (le porteur) et l'autre est le signal en bande de base. La différence entre le signal FM et AM, c'est que, dans les signaux FM, le signal en bande de base est utilisé pour varier la fréquence du signal porteur. Le plus souvent, le signal de modulation de fréquence peut être modélisé par :

$$x_{FM}(t) = A\cos\big(\phi(t)\big) = A\cos(\omega_0\, t + \omega_m \int_0^t m(\tau)\, d\tau + \theta) \quad (3.2)$$

Où $A > 0$ est l'amplitude du signal, ω_0 c'est la fréquence porteuse,ω_m est l'écart de fréquence maximal, $-1 < m(t) < 1$ est le signal en bande de base et θ est la phase initiale. La fréquence instantanée est définie comme la dérivée de $\phi(t)$: $\omega_i(t) = d\phi/dt = \omega_0 + \omega_m m(t)$.

3.2.1.3 Signal modulé en amplitude et en fréquence AM-FM

Le signal AM-FM est combiné à partir des deux signaux AM et FM présentés précédemment, et le signal AM-FM peut être modélisé comme suit :

$$x_{AM-FM}(t) = a(t)\cos\big(\phi(t)\big) = A[1 + k\, m_{AM}(t)]\cos(\omega_0\, t + \omega_m \int_0^t m_{FM}(\tau)\, d\tau + \theta) \quad (3.3)$$

Où les constantes A, k et θ sont décrites précédemment, et $m_{FM}(t)$ et $m_{AM}(t)$ sont les deux signaux en bande de base des parties FM et AM du signal, respectivement .

Des versions discrètes des signaux AM, FM et AM-FM ci-dessus peuvent être obtenues en les échantillonnant. Ainsi, de nouvelles expressions sont obtenus en remplaçant t par nT et ω par Ω/T, où Ω est la fréquence numérique (en radians/échantillon), et T est la période d'échantillonnage. Les intégrations sont remplacées par les sommes [40].

Par exemple, en utilisant les trois Equations (3.1-3) représentant les différents modèles de modulation mentionnés ci-dessus, pour montrer les formes temporelles de chaque signal sur la Figure 3.1. La Figure 3.1a montre le signal de modulation AM, la Figure 3.1b montre le

signal de modulation FM, tandis que le signal de modulation AM-FM est montré par la Figure 3.1c.

3.2.2 Signal multi-composants

Les signaux multi-composants sont introduits pour la première fois par L. Cohen dans [41]. Un modèle AM-FM réel à multi-composantes $x(t)$ décrit un signal comme la combinaison de M signaux mono-composants $x_i(t)$ avec des amplitudes et des fréquences variables dans le temps, représenté par:

$$x(t) = \sum_{i=1}^{M} x_i(t) = \sum_{i=1}^{M} a_i(t)\cos\big(\phi_i(t)\big) = \sum_{i=1}^{M} a_i(t)\cos(\omega_i\, t + \theta_i) \qquad (3.4)$$

Où M est le nombre de composants. $a_i(t)$ et $\phi_i(t)$ sont respectivement l'enveloppe variant dans le temps et la phase variant dans le temps de l'$i$ème composant. La fréquence instantanée notée $\Omega_i(t)$ et définie à partir de $\phi_i(t)$: $\Omega_i(t) = d\phi_i(t)/dt = \omega_i + d\theta_i/dt$[42].

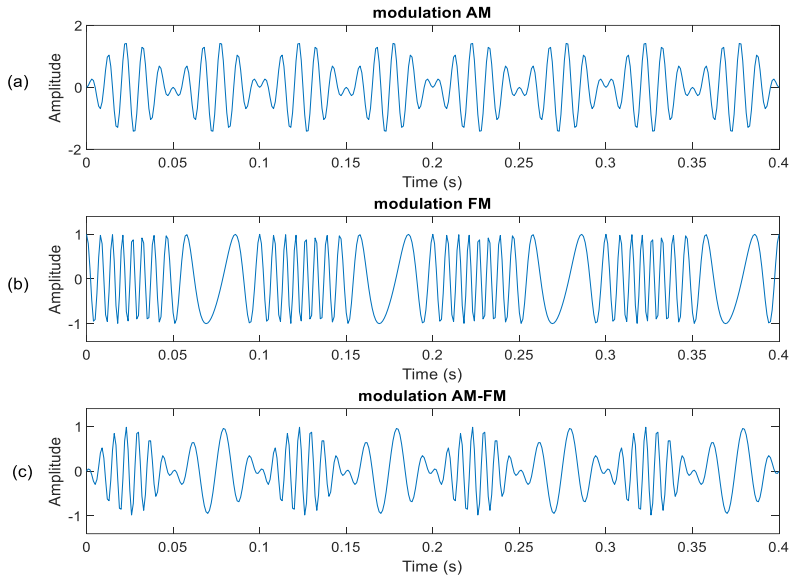


Figure 3.1 Représentation temporelle des signaux de modulation : (a) signal de modulation AM, (b) signal de modulation FM, (c) signal de modulation AM-FM

3.2.3 Signal analytique (AS) et transformée de Hilbert (HT)

Au cours des trente dernières années, la transformée de Hilbert (HT) et ses applications ont reçu beaucoup d'attention de la communauté des chercheurs dans le domaine de l'analyse vibratoire. La transformée de Hilbert d'un signal $x(t)$ à valeurs réelles est donnée par une convolution entre $x(t)$ et $(1/\pi t)$ comme suit :

$$x_h(t) = \mathcal{H}\{x(t)\} = x(t) * (1/\pi t) = \pi^{-1}\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau}\, d\tau \qquad (3.5)$$

La HT est fondamentale dans le traitement du signal, où elle est un composant de la représentation analytique $x_a(t)$ d'un signal à valeurs réelles $x(t)$. Le signal analytique $x_a(t)$ comprend une partie réelle $x(t)$ et une partie imaginaire $x_h(t)$, alors $x_a(t) = x(t) + jx_h(t)$. Une forme polaire du signal analytique peut également être donnée par $x_a(t) = a(t)e^{j\phi(t)}$. Ensuite, trois grandeurs peuvent être définies à partir de cette forme, la première grandeur est l'amplitude instantanée $a(t) = |x_a(t)| = \sqrt{x^2(t) + x_h^2(t)}$, la seconde est la phase instantanée $\phi(t) = arctan\{x_h(t)/x(t)\}$ et enfin la fréquence instantanée en $[Hz]$ $f(t) =$

$(2\pi)^{-1} \cdot (d\phi/dt)$. La Figure 3.2 montre le dispositif de mesure de ces trois grandeurs à l'aide de la HT. Une propriété importante de la transformée de Hilbert est que l'amplitude instantanée (enveloppe) et la fréquence instantanée convergent à tout moment vers la plus grande composante d'amplitude (si le signal est à multi-composants) [38].

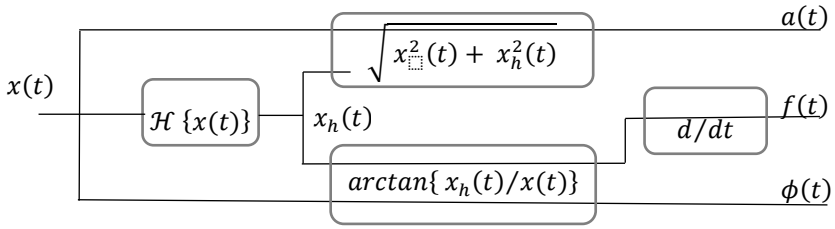


Figure 3.2 Extraire les caractéristiques locales ($a(t)$, $\phi(t)$ et $f(t)$) d'un signal à l'aide de HT

3.3 Opérateur d'énergie Teager(TEO)

3.3.1 Définition mathématique du TEO

Le TEO a été introduit en principe comme méthode d'analyse de la parole par le scientifique américain Herbert M. Teager en 1983 [43]. Depuis ce temps, de nombreux articles publiés sur TEO dans divers domaines. Le concept de base de TEO est de calculer et de suivre l'énergie totale d'un signal, et de trouver son amplitude et sa fréquence instantanées. Le TEO peut être classé en trois versions : continue, discrète et généralisée. La version continue de TEO est définie comme suit,

$$\Psi_c\big(x(t)\big) = \{\dot{x}(t)\}^2 - x(t) \cdot \ddot{x}(t) \tag{3.6}$$

Où $x(t)$ est un signal temporel continu, $\dot{x}(t)$ sa dérivée d'ordre 1 et $\ddot{x}(t)$ sa dérivée d'ordre 2.

La version discrète de TEO d'un signal discret $x[n]$ est définie comme

$$\Psi_d\big[x[n]\big] = x^2[n] - x[n-1] \cdot x[n+1] \tag{3.7}$$

Cette version ne nécessite que trois points successifs $n-1$, n et $n+1$, et deux opérations une soustraction et une multiplication. Par conséquent, il peut être implémenté simplement dans un microcontrôleur, microprocesseur ou FPGA pour des besoins de stockage mémoire très faibles. La forme généralisée de TEO peut être obtenue en remplaçant «1» par M dans la version discrète de TEO, on obtient l'équation suivante

$$\Psi_g(x[n]) = x^2[n] - x[n-M] \cdot x[n+M] \tag{3.8}$$

Où M est un entier supérieur à 1, appelé «paramètre de décalage» [40].

Par exemple, l'application de l'opérateur énergétique TEO sur une fonction sinusoïdale à temps continu $x(t) = Acos(\omega t)$ donne le carré du produit entre l'amplitude et la fréquence, comme suit

$$\begin{aligned}\Psi_c\big(x(t)\big) &= \{-A\omega\, sin(\omega t)\}^2 - Acos(\omega t) \cdot \{-A\omega^2 cos(\omega t)\} \\ &= A^2\omega^2 sin^2(\omega t) + A^2\omega^2 cos^2(\omega t) \\ &= A^2\omega^2\{sin^2(\omega t) + cos^2(\omega t)\} \\ \Psi_c\big(x(t)\big) &= A^2\omega^2\end{aligned} \tag{3.9}$$

Où A et ω sont respectivement l'amplitude et la fréquence, et $A^2\omega^2$ est l'énergie instantanée estimée. Ensuite, l'application de TEO sur la dérivée du signal d'entrée $\dot{x}(t) = -A\omega\, sin(\omega t)$ donne

$$\begin{aligned}\Psi_c\big(\dot{x}(t)\big) &= \{-A\omega^2 cos(\omega t)\}^2 + A\omega\, sin(\omega t)\cdot\{A\omega^3 sin(\omega t)\} \\ &= A^2\omega^4 sin^2(\omega t) + A^2\omega^4 sin^2(\omega t) \\ &= A^2\omega^4\{sin^2(\omega t) + cos^2(\omega t)\} \\ \Psi_c\big(\dot{x}(t)\big) &= A^2\omega^4 \end{aligned} \tag{3.10}$$

Les deux équations (3.9) et (3.10) peuvent être combinées pour calculer la fréquence et l'amplitude de $x(t)$comme suit

$$\widehat{\omega}^2(t) = \frac{\Psi_c(\dot{x}(t))}{\Psi_c(x(t))} \tag{3.11}$$

$$\left|\hat{A}^2(t)\right| = \frac{\left(\Psi_c(x(t))\right)^2}{\Psi_c(\dot{x}(t))} \tag{3.12}$$

Ces équations sont exactes pour un signal sinusoïdal $x(t) = Acos(\omega t)$, mais dans la section suivante, on voit que les erreurs d'approximation pour les signaux AM, FM et AM-FM sont faibles. Cela signifie que la méthode ci-dessus convient pour estimer l'enveloppe des signaux AM et la fréquence instantanée des signaux FM [40]. La Figure 3.3 montre le dispositif de mesure de ces deux grandeurs à l'aide du TEO.

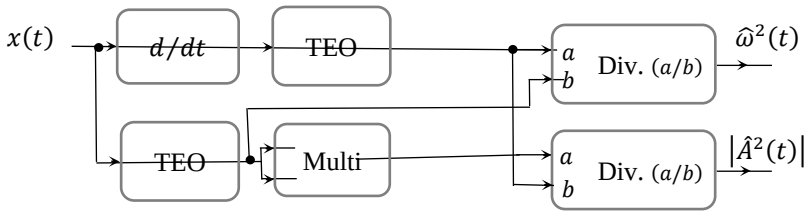


Figure 3.3 Estimation de l'enveloppe et de la fréquence instantanée des signaux à l'aide de TEO

3.3.2 Propriétés du TEO

Dans cette sous-section, un certain nombre de propriétés de base de l'opérateur TEO sont présentées [44]. Soient $x(t)$ et $y(t)$ deux signaux temporels continus, donc :

- ***Addition de deux signaux***

Le TEO de la somme de deux signaux $x(t)$ et $y(t)$ est donné par

$$\Psi_c\big(x(t)+y(t)\big) = \Psi_c\big(x(t)\big) + \Psi_c\big(y(t)\big) + \Psi_c\big(x(t),y(t)\big) + \Psi_c\big(y(t),x(t)\big) \tag{3.13}$$

Où, les deux derniers termes $\Psi_c\big(x(t),y(t)\big)$ et $\Psi_c\big(y(t),x(t)\big)$ sont appelés «termes croisés» et sont définis par

$$\begin{cases}\Psi_c\big(x(t),y(t)\big) = \dot{x}(t)\dot{y}(t) - x(t)\cdot\ddot{y}(t) \\ \Psi_c\big(y(t),x(t)\big) = \dot{y}(t)\dot{x}(t) - y(t)\cdot\ddot{x}(t)\end{cases} \tag{3.14}$$

- ***Multiplication de deux signaux***

Le TEO de la multiplication de deux signaux $x(t)$ et $y(t)$ est donné par

$$\Psi_c\big(x(t)\times y(t)\big) = x^2(t)\,\Psi_c\big(y(t)\big) + y^2(t)\,\Psi_c\big(x(t)\big) \tag{3.15}$$

Cette propriété est très importante pour estimer l'opérateur TEO des signaux AM.

- ***Un signal $x(t)$ est en fonction de deuxième signal $y(t), x\big(y(t)\big)$***

Le TEO d'un signal $x(t)$ qui est fonction d'un autre signal $y(t), x\big(y(t)\big)$ est donné par

$$\Psi_c\Big(x\big(y(t)\big)\Big) = [\dot{y}(t)]^2\left[\left(\frac{dx}{dy}\right)^2 - x\frac{d^2x}{dy^2}\right] - x(t)\frac{dx}{dy}\cdot\ddot{y}(t) \tag{3.16}$$

Cette propriété est très importante pour estimer le TEO des signaux FM.

3.3.3 Effet de l'application du TEO sur les signaux AM et FM

Les signaux de vibration des roulements sont connus pour avoir à la fois des caractéristiques AM et FM. Par conséquent, dans ce qui suit, nous étudierons l'effet du TEO sur ce type de signal. Le signal AM peut être modélisé par $x_{AM}(t) = a(t)\,cos(\omega t)$ en utilisant la propriété de multiplication donné par l'Equation (3.15) et le résultat de TEO du signal sinusoïdal donné par l'Equation(3.9), on obtient le TEO de $x_{AM}(t)$ comme suit,

$$\begin{aligned}\Psi_c(x_{AM}(t)) &= \Psi_c(a(t)\,cos(\omega t)) \\ &= a^2(t)\,\Psi_c(cos(\omega t)) + cos^2(\omega t)\,\Psi_c\big(a(t)\big) \\ \Psi_c(x_{AM}(t)) &= a^2(t)\omega^2 + cos^2(\omega t)\,\Psi_c\big(a(t)\big)\end{aligned} \tag{3.17}$$

Le TEO de $x_{AM}(t)$ est composé de deux termes, le premier est proportionnel à l'enveloppe (amplitude instantanée $a(t)$) du signal AM, le second est très petit par rapport au 1er terme.

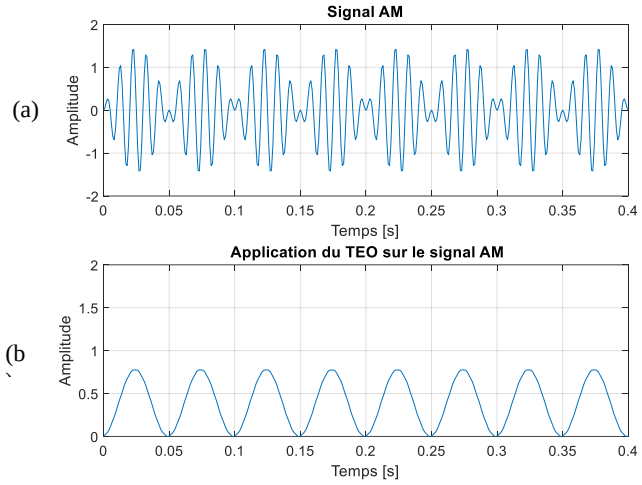


Figure 3.4 Application du TEO sur un signal AM, où le signal en bande de base est une sinusoïde, (a) un signal AM, (b) son énergie Teager

La Figure 3.4a montre un exemple de signal AM et la Figure 3.4b montre son énergie Teager par l'application de TEO. Il est facile de voir la similitude entre l'enveloppe du signal AM et la sortie de l'opérateur d'énergie Teager TEO.

De même, le signal FM peut être modélisé par l'Equation (3.2), $x_{FM}(t) = A\,cos\big(\varphi(t)\big)$. En utilisant la propriété donnée par l'Equation (3.16), sur le TEO de $x_{FM}(t)$ comme suit

$$\Psi_c(x_{FM}(t)) = \{-A\dot{\varphi}(t)\ sin\ (\varphi(t))\}^2 - A\ cos(\varphi(t)) \cdot \{-A\ddot{\varphi}(t)\ sin\ (\varphi(t)) - A\dot{\varphi}^2(t)\ cos\ (\varphi(t))\}$$

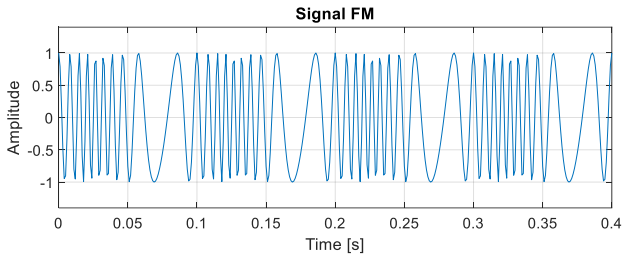
$$= A^2\dot{\varphi}^2(t)\{cos^2(\varphi(t)) + sin^2(\varphi(t))\} + A^2\ddot{\varphi}(t)cos(\varphi(t))\sin(\varphi(t))$$

$$\Psi_c(x_{FM}(t)) = A^2\dot{\varphi}^2(t) + A^2\ddot{\varphi}(t)cos(\varphi(t))\ sin\ (\varphi(t)) \quad (3.18)$$

Si le deuxième terme de TEO de $x_{FM}(t)$ du signal FM $x_{FM}(t)$ donné par l'Equation (3.18) est ignorée, alors son premier terme est proportionnel à la fréquence instantanée ($f(t) = \dot{\varphi}(t)$) au carré.-La Figure 3.5 montre un exemple de signal FM, dans ce cas le signal en bande de base est un signal sinusoïdal pur. Nous voyons que la sortie de l'application du TEO est un signal sinusoïdal avec la même fréquence que le signal en bande de base.

Les deux exemples précédents montrent que leurs combinaisons donnent un signal AM-FM. Notez que le TEO pour un signal AM-FM $x_{AM-FM}(t)$ contient le terme $a^2(t)\varphi(t)^2$, bien qu'il existe d'autres termes, qui sont négligeables par rapport à $a^2(t)\varphi^2(t)$. L'estimation de l'amplitude et de la fréquence instantanées du signal AM-FM à l'aide de TEO est possible [45]. La Figure 3.6a montre un exemple de signal AM-FM, et la Figure 3.6b montre son énergie Teager obtenue par l'application de TEO. Dans ce cas, les capacités de suivi de l'opérateur ne sont pas apparentes.

(a



(b

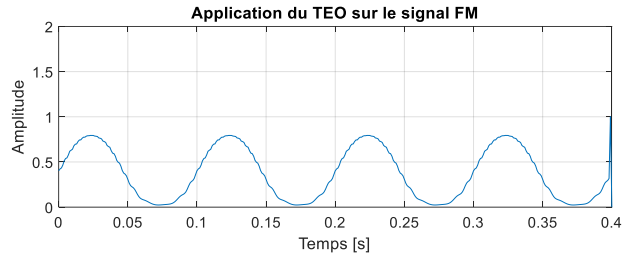


Figure 3.5 Application du TEO sur un signal FM, où le signal en bande de base est une sinusoïde. (a) un signal FM, (b) son énergie Teager

3.3.4 Estimation à l'aide de TEO discrète

A partir des opérateurs énergétiques TEO d'un signal discret et de ses versions décalées dans le temps $y(n)$, $y(n-1)$ et $y(n+1)$ avec $y(n) = x(n) - x(n-1)$, la fréquence instantanée $f(n)$ et l'enveloppe d'amplitude $|a(n)|$ sont calculées à l'aide de l'algorithme de séparation d'énergie discrète DESA (discrete energy separation algorithm) [46], comme suit

$$f(n) \approx cos^{-1}\left(1 - \frac{\psi[y(n) - y(n-1)]}{4\psi[x(n)]}\right) \quad (3.19)$$

$$|a[n]| \approx \sqrt{\frac{\psi[x(n)]}{1-(1-\frac{\psi[y[n]]-\psi[y[n+1]]}{4\psi[x(n)]})^2}} \tag{3.20}$$

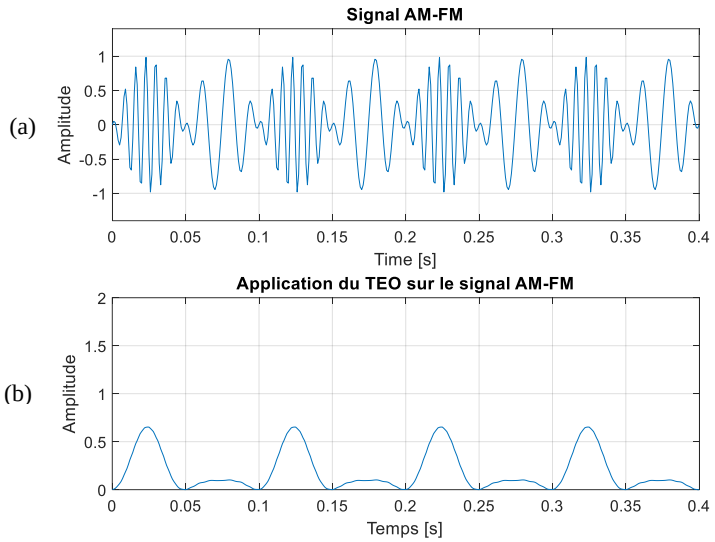


Figure 3.6 Application du TEO sur un signal AM-FM, v(a) un signal modulé «AM-FM», (b) son énergie Teager

3.4 Méthodes de décomposition

L'idée principale derrière ces méthodes est que chaque signal est considéré comme une combinaison de certaines fonctions de mode intrinsèque (IMF). Par conséquent, un signal peut être décomposé en IMF. En outre, il existe de nombreuses techniques de décomposition pour trouver des signaux à mono-composantes. Voici quelques-unes de ces techniques, qui sont considérées comme les plus populaires :

3.4.1 Décomposition en mode empirique (EMD)

3.4.1.1 Principe de l'EMD

La décomposition en mode empirique (EMD) a été largement utilisée dans l'analyse des données ou des signaux temporels dans de nombreux domaines de l'ingénierie. Elle est efficace pour séparer les signaux à multi-composants non stationnaires et non linéaires, tel que le signal de vibration des roulements, en un ensemble fini de signaux AM-FM de moyenne nulle, appelés fonction de mode intrinsèque (IMF) comprenant diverses oscillations. Chaque IMF doit remplir les deux conditions suivantes. La première condition, le nombre d'extrema et le nombre de passages à zéro sont égaux, ou différent au plus de un. La deuxième condition, la valeur moyenne de deux enveloppes associées aux maxima et minima locaux étant nulles. Plus précisément, l'EMD vise à représenter un signal arbitraire à valeurs réelles $x(t)$ via un nombre N d'IMF $d_n(t)$ et le résiduel $r(t)$ comme suit,

$$x(t) = \sum_{n=1}^{N} d_n(t) + r(t) \tag{3.21}$$

Où les $d_n(t)$ sont les IMF qui sont de moins en moins oscillants, $r(t)$ est le résidu de la décomposition. N est le nombre d'IMF. Le premier IMF $d_1(t)$ peut être obtenu grâce à un procédé systématique appelé le processus de tamisage (SP Sifting Process)décrit ci-dessous [36].

1. Soit $\tilde{x}(t) = x(t)$,

2. Identifier tous les extrema (maxima et minima) de $\tilde{x}(t)$. Ainsi, les maximas locaux sont positifs et les minimas locaux sont négatifs.

3. Déterminer l'enveloppe supérieure $e_{max}(t)$ de $\tilde{x}(t)$ en passant une spline cubique naturelle à travers les maxima, et de même, trouvez l'enveloppe inférieure $e_{min}(t)$ des minima, cette procédure est illustrée à la Figure 3.7. Ensuite, l'enveloppe moyenne locale $e_{moy}(t)$ est obtenue à partir des enveloppes supérieure et inférieure comme suit : $e_{moy}(t) = (e_{min}(t) + e_{max}(t))/2$.

4. Extraire le détail $d(t)$ comme suit $d(t) = \tilde{x}(t) - e_{moy}(t)$, ($d(t)$ est une IMF probable).

5. Vérifier si $d(t)$ satisfait les deux conditions ci-dessus pour IMF. Si oui , alors la première IMF est $d_1(t) = d(t)$ et le résiduel $r(t) = \tilde{x}(t) - d_1(t)$, si non, mettre $\tilde{x}(t) = d(t)$ et aller à l'étape 2, répéter jusqu'à ce que $d(t)$ devienne une IMF.

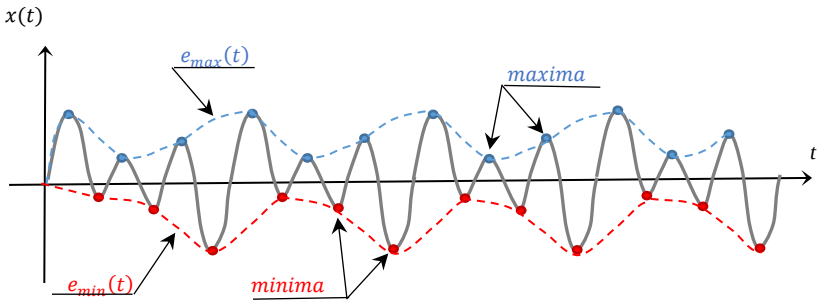


Figure 3.7 Enveloppe supérieure $e_{max}(t)$ et inférieure $e_{min}(t)$ de $x(t)$ obtenues par interpolation des maxima (points rouges)et minima locaux(points bleus)

Une fois la première IMF est obtenue $d_1(t)$, pour obtenir la prochaine IMF $d_2(t)$, la procédure ci-dessus est appliquée au résidu $r(t) = \tilde{x}(t) - d_1(t)$. Dans le même esprit, en appliquant la procédure de manière récursive, les IMF restantes sont calculées ($d_3(t)$, $d_4(t)$,…, $d_N(t)$. Le traitement se termine lorsque le résidu $r(t)$ satisfait un critère d'arrêt prédéfini. Enfin, le $x(t)$ original peut être reconstruit par une superposition linéaire comme le montre l'Equation(3.21).

En pratique, après un certain nombre d'itérations, les signaux résultants ne portent pas d'informations physiques significatives. Pour éviter cela, Huang a proposé le premier critère d'arrêt basé sur l'écart type normalisé (SD), où lorsque la distance entre deux itérations k et $k-1$, tombe en dessous d'un seuil fixe ε, la procédure s'arrête[36]. Le critère SD est donné par

$$SD = \sum_{t=0}^{T} \frac{\left|d_{(k-1)}(t) - d_{(k)}(t)\right|^2}{\left[d_{(k-1)}(t)\right]^2} \qquad (3.22)$$

Cette valeur est un compromis et est définie de manière empirique (entre 0.2 et 0.3) pour des résultats corrects. Si ε est trop grand, donc la méthode EMD ne permet pas de séparer correctement les différents modes présents dans le signal. Egalement, si ε est trop petit, alors la méthode risque d'achever à des composantes quasi constantes et modulées par une seule fréquence (phénomène de sur-décomposition).

Bien qu'EMD et ses algorithmes améliorés (EEMD,MEMD,…) aient obtenu un grand succès, ils sont tous empiriques, ce qui fait que leurs solutions manquent de support de la théorie

mathématique. De plus, l'EMD est sensible au repliement modal et aux effets de point final lors du traitement des signaux bruités mesurés [47].

3.4.1.2 Présentation de l'algorithme EMD

La procédure de mise en œuvre de l'algorithme EMD est illustrée à la Figure 3.8.

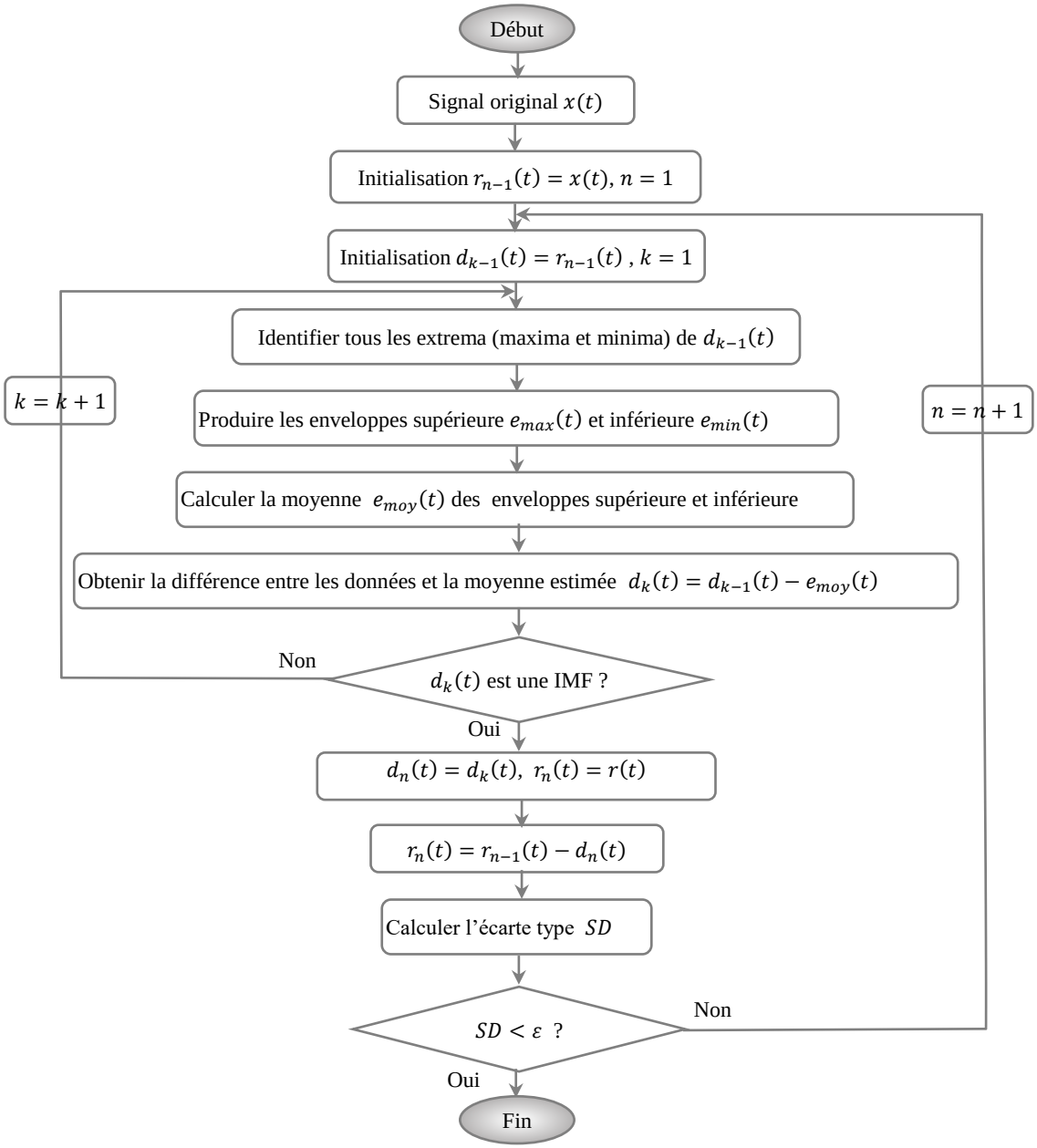


Figure 3.8 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par EMD

3.4.1.3 Exemples de la décomposition par EMD

Dans cette section, nous étudions le comportement de l'EMD, en l'appliquant à des signaux simples. On considère donc deux signaux définis sur l'intervalle [0, 1] et donnés par les Equations (3.23) et (3.24) dont les différents IMF sont connus a priori, par construction. Nous verrons à quel point l'EMD trouve les différentes composantes.

Le 1er signal-test est un mélange de sinusoïdes (complexe), son expression mathématique est donnée par l'équation suivante,

$$x_1(t) = \sum_{n=0}^{N} a_n \sin(2\pi f_n t) \quad (3.23)$$

Où les fréquences des composantes sont données par $f_1 = 20\ [Hz]$, $f_2 = 10\ [Hz]$et $f_3 = 5\ [Hz]$ et les amplitudes $a_1 = a_2 = a_3 = 1$. La Figure 3.9 présente le signal $x_1(t)$ et ses trois composantes obtenues après sa décomposition par l'EMD.

Le 2ème signal-test est un mélange de sinusoïdes modulées AM, son expression mathématique est donnée par l'équation suivante :

$$x_2(t) = \sum_{i=1}^{M} a_i(t) \cos(\phi_i) \quad (3.24)$$

L'écriture analytique des amplitudes et fréquences instantanées de chaque composante n'est pas donnée, mais elles sont présentées dans la Figure 3.10a. Le signal $x_2(t)$ et ses trois composantes obtenues par la méthode EMD sont représentés sur la Figure 3.10. Ainsi, pour chaque exemple, une comparaison est faite entre chaque composante IMF obtenues par EMD et chaque "composante réelle" connue a priori. Il est aisé de vérifier que les résultats montrent un décalage non négligeable, dans certains cas.

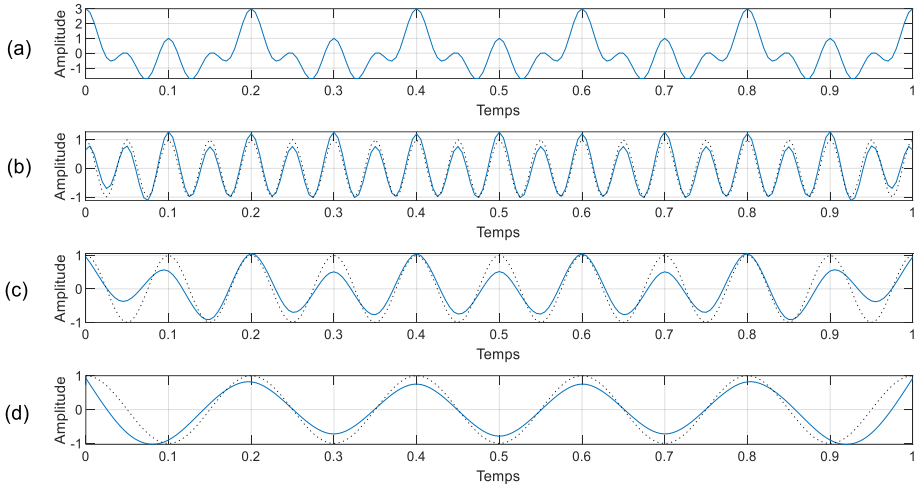


Figure 3.9 Résultat de décomposition par l'EMD du 1ier signal-test , (a) le signal synthétique $x_1(t)$, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir)

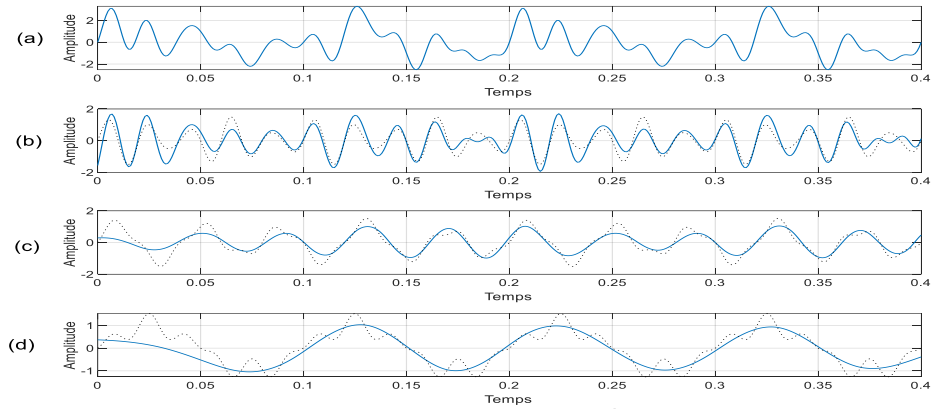


Figure 3.10 Résultat de décomposition par l'EMD du 2ème signal-test , (a) le signal synthétique $x_2(t)$, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir)

3.4.2 Décomposition en mode variationnelle (VMD)

3.4.2.1 Principe de VMD

Récemment, une nouvelle méthode de décomposition adaptative du signal, appelée décomposition en mode variationnelle (VMD) est proposée par Dragomiretskiy [37]. Le but de VMD est de décomposer un signal $x(t)$ d'entrée en un nombre discret K de sous-signaux quasi-orthogonaux, appelés fonction modale intrinsèque à bande limitée (BIMF) et noté $u_k(t)$, avec $x(t) = \sum_{k=1}^{K} u_k(t)$. Chaque mode extrait a une bande passante limitée et une fréquence centrale unique. L'extraction de mode est effectuée avec la formulation d'un problème d'optimisation sous contraintes, donnée par l'Equation (3.28). Autre que l'IMF défini dans EMD, le BIMF dans VMD est considéré comme un signal AM-FM dont l'énergie est concentrée autour de sa fréquence centrale et peut-être exprimé comme $u_k(t) = a_k(t)\cos\big(\phi_k(t)\big)$, où k représente le $kième$ BIMF, $a_k(t)$et $\phi_k(t)$ indiquent respectivement l'amplitude et la phase instantanées[49]. La transformation de Hilbert est appliquée à chaque BIMF pour obtenir le spectre unilatéral de son signal analytique, comme suit

$$\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t) \tag{3.25}$$

où $u_k(t)$ sont les fonctions modales décomposées, $\delta(t)$ représente la distribution de Dirac, $*$ représente la convolution et j est l'unité imaginaire.

Le signal analytique de chaque BIMF est mélangé avec la fréquence centrale estimée prédite ω_k, en le multipliant par une exponentielle pure $e^{-j\omega_k t}$, ce qui se traduit par un simple décalage de fréquence, de sorte que le spectre de chaque fonction modale est modulé à la bande de fréquence fondamentale correspondante. Le signal analytique de la fonction modale est le suivant

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \tag{3.26}$$

La bande passante est estimée par la norme au carré du gradient comme suit

$$\left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \tag{3.27}$$

Le problème variationnel d'optimisation sous contraintes s'exprime par

$$\min_{\{u_k\},\{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^{K} \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \tag{3.28}$$

Afin de résoudre la solution optimale de la contrainte du problème variationnel donnée par l'Equation (3.28), l'opérateur multiplicateur lagrangien $\lambda(t)$ et le facteur de pénalité α sont introduits. L'expression de Lagrange étendue ressemble à ceci:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^{K} \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ \|x(t) - \sum_{k=1}^{K} u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t) \ , x(t) - \sum_{k=1}^{K} u_k(t) \rangle \end{aligned} \tag{3.29}$$

Pour résoudre l'Equation (3.29), une méthode alternative de multiplicateurs est utilisée pour trouver la solution optimale [37]. La formule de mise à jour du mode estimé $u_k^{n+1}(\omega)$ est présentée comme suit

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{x(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + (\lambda(\omega)/2)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \tag{3.30}$$

où $x(\omega)$, $\lambda(\omega)$, $u_i(\omega)$ et $u_k^{n+1}(\omega)$ sont les transformées de Fourier de $x(t)$, $\lambda(t)$, $u_i(t)$ et $u_k^{n+1}(t)$, respectivement.

On peut découvrir à partir de l'Equation (3.30) que $u_k^{n+1}(\omega)$ peut être considéré comme un filtrage de Wiener du résidu courant $x(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega)$ [51]. De plus, la transformée de Fourier inverse peut être appliquée pour obtenir des composantes BIMF dans le domaine temporel. La formule de mise à jour de la fréquence centrale ω_k peut être exprimée comme suit:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \tag{3.31}$$

Pour résumer, VMD est meilleur que EMD en termes de détection et de séparation des signaux, en particulier de robustesse au bruit, de plus, VMD est soutenu par une base théorique solide. Néanmoins, VMD nécessite que le nombre de modes K soit prédéfini, et la détermination des paramètres (α et τ) manque de base théorique dans le processus de décomposition [50].

3.4.2.2 Présentation de l'algorithme VMD

La procédure de mise en œuvre de l'algorithme VMD est illustrée dans la Figure 3.11.

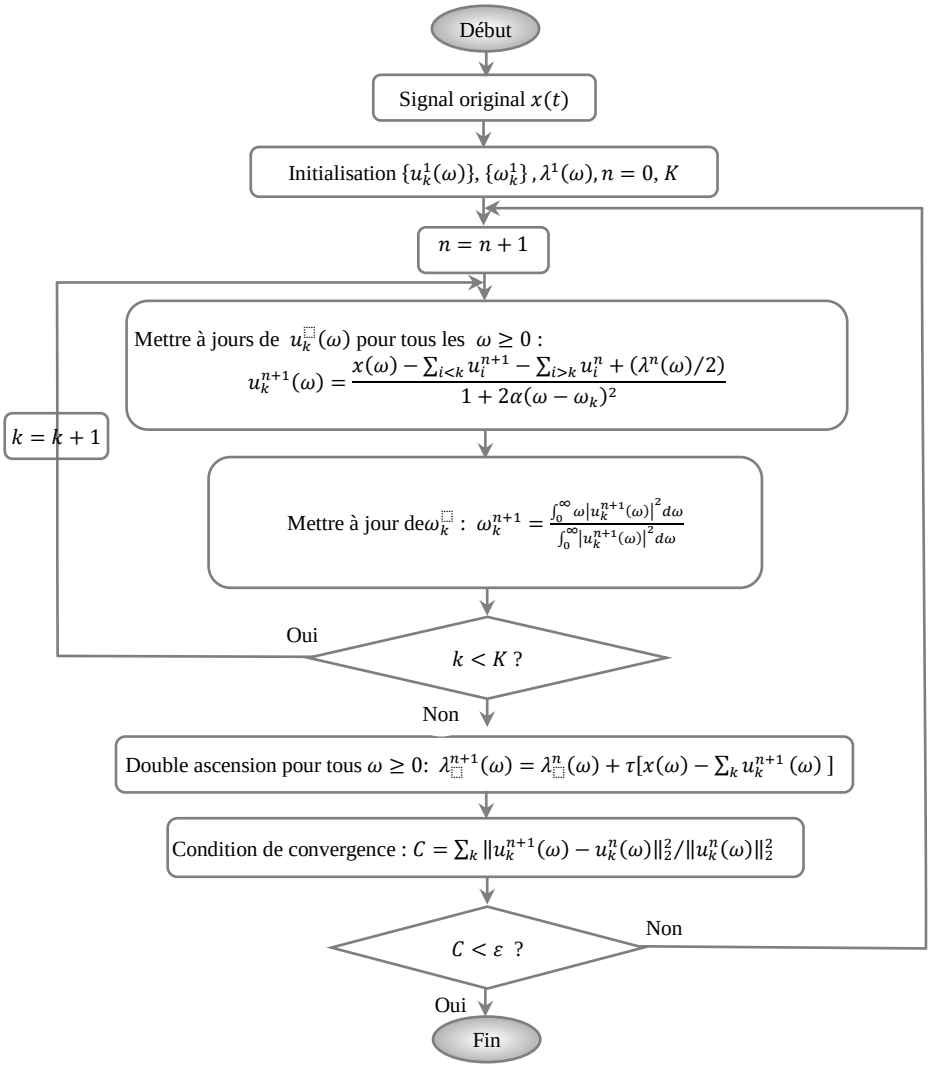


Figure 3.11 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par VMD

3.4.2.3 Exemples de la décomposition par VMD

Dans cette section, nous étudions le comportement de VMD, en l'appliquant sur des signaux simples. On considère les deux signaux définis ci-dessus dans la section de l'EMD, et donnés par les Equations (3.23) et (3.24) dont les différentes composantes sont connues a priori, par construction. Nous verrons dans quelle mesure la VMD retrouve les différents BIMF.

La Figure 3.12 présente le signal $x_1(t)$ et ses trois composantes obtenues après sa décomposition par la VMD. Le signal $x_2(t)$ et ses trois composantes obtenues par la méthode VMD sont présentés sur la Figure 3.13. Ainsi, pour chaque exemple, une comparaison est faite entre chaque composante BIMF obtenue par VMD et chaque "composante réelle" connue a priori.

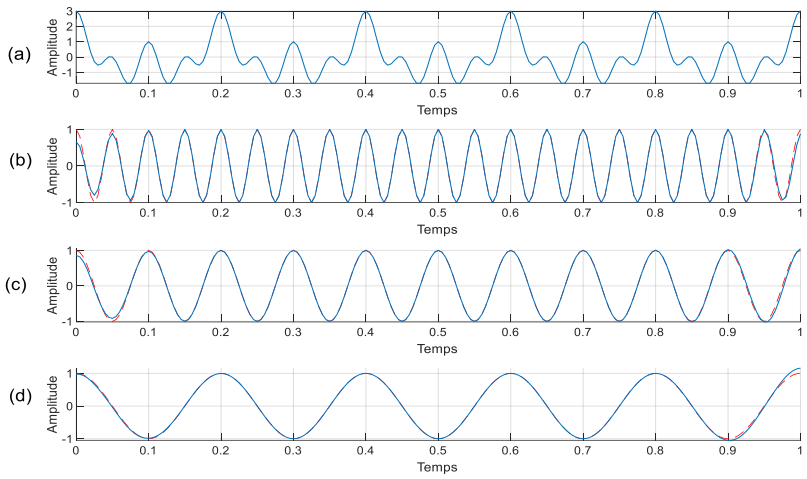


Figure 3.12 Résultat de décomposition par VMD du 1ier signal-test , (a) le signal synthétique $x_1(t)$, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir)

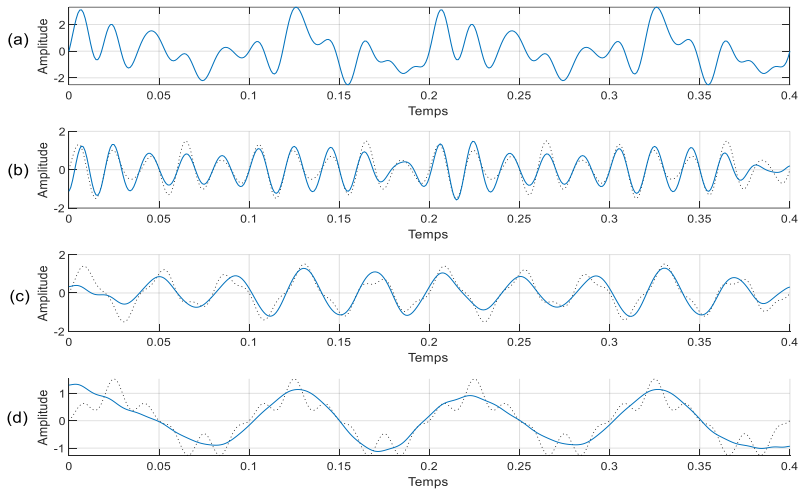


Figure 3.13 Résultat de décomposition par VMD du 2ème signal-test , (a) le signal synthétique $x_2(t)$, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir)

3.4.3 Méthode de décomposition de Fourier (FDM)

3.4.3.1 Principe de FDM

La FDM est une méthode récente de traitement du signal, basée sur la théorie de Fourier, proposée par Singh et al. [52]. FDM est considérée comme un outil d'analyse temps-fréquence, mais ne nécessite aucune base connue au préalable. De plus, elle est adaptative contrairement aux autres méthodes temps-fréquence. À l'aide de FDM, tout signal réel limité dans le temps $x(t) \in [a,b]$ (multi-composant, non-linéaire et non-stationnaire) peut être décomposé en une somme de signaux orthogonaux à une seule composante et à bande limitée $y_i(t) \in \mathcal{C}^{\infty}[a,b]$, nommée fonction de bande intrinsèque de Fourier (FIBF), comme suit

$$x(t) = \sum_i^M y_i(t) + a_0 \tag{3.32}$$

où M est le nombre de FIBF, a_0 est la valeur moyenne de $x(t)$. Les fonctions $y_i(t) = \{y_1(t), y_2(t), \dots, y_M(t)\}$ vérifient les trois conditions suivantes : moyenne nulle, orthogonale et FIBF admettent une représentation analytique (AFIBF). Les expressions mathématiques de ces conditions sont données respectivement par: $\forall i, \int_a^b y_i(t)dt = 0$; $\forall i \neq j$, $\int_a^b y_i(t)y_j(t)dt = 0$; $y_i(t) + j\hat{y}_i(t) = a_i(t)e^{j\phi_i(t)}$ où $\hat{y}_i(t)$ la transformée de Hilbert de $y_i(t)$, et $a_i(t) \geq 0$ est l'amplitude instantanée, et $\omega_i(t) = (d\phi_i(t)/dt) \geq 0$ est la fréquence instantanée.

La FDM est principalement basée sur la représentation d'un signal $x[n]$ à N points réels au moyen de la somme des bases de Fourier pondérées par des coefficients de transformée de Fourier discrète (DFT) [57][54],

$$X[k] = (1/N)\sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{3.33}$$

Où $X[k]$ est la DFT de $x[n]$, on peut exprimer ce signal comme suit

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{3.34}$$

En considérant l'Equation (3.34) selon la valeur de N, on peut réécrire $x[n]$ sous les deux formes suivantes [56]:

- Pour des valeurs paires de N,

$$x[n] = X[0] + \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} + X[N/2]e^{j\pi n} + \sum_{k=\frac{N}{2}+1}^{N-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{3.35}$$

- Pour des valeurs impaires de N,

$$x[n] = X[0] + \sum_{k=1}^{\frac{N-1}{2}} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} + \sum_{k=\frac{N-1}{2}+1}^{N-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{3.36}$$

Comme $x[n]$ est un signal réel, et puisque le premier terme et le troisième terme du côté droit de l'Equation (3.35) sont ainsi réels, il est donc clair que la somme de premier et quatrième termes est réelle, ce qui implique que ces deux termes sont des conjugués complexes, l'Equation (3.35) peut être simplifiée comme suit,

$$x[n] = X[0] + 2Re\{z[n]\} + (-1)^n X[N/2] \tag{3.37}$$

Où Re{•} désigne la partie réelle, $(-1)^n = e^{j\pi n}$ et $z[n] = \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}}$.

De même pour les valeurs impaires de N, le premier terme du côté droit de l'Equation (3.36) est réel, il est donc clair que la somme des deuxième et troisième termes est réelle, ce qui

implique que ces deux termes sont des conjugués complexes l'Equation (3.36) peut être simplifié comme suit,

$$x[n] = X[0] + 2Re\left\{\sum_{k=1}^{\frac{N-1}{2}} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}}\right\} \tag{3.38}$$

Pour éviter la complexité dans le calcul des équations à partir de FDM, nous nous limiterons aux signaux avec des valeurs paires de N. Dans ce cas, le signal analytique $z[n]$ peut-être écrit comme suit,

$$z[n] = \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} = \sum_{i=1}^{M} a_i[n]e^{j\phi_i[n]} \tag{3.39}$$

Où $a_i[n]$ représente l'amplitude instantanée (IA) du $i^{\text{ème}}$ FIBF analytique (AFIBF), $\phi_i[n]$ représente la phase instantanée (IP) de la $i^{\text{ème}}$ AFIBF, M est le nombre total d'AFIBF.

On peut noter que $AFIBF_i[n] = a_i[n]e^{j\phi_i[n]}$. Le processus de décomposition défini par l'Equation (3.39) peut être effectué de deux manières différentes: la première est la recherche en avant (balayage de basse à haute fréquence, LTH-FS) des AFIBF, la deuxième est la recherche en arrière (balayage de haute à basse fréquence, HTL-FS) des AFIBF.

A) Processus de décomposition LTH-FS des AFIBF

Les AFIBF peuvent être obtenues à partir du signal dans l'ordre de recherche en avant LTH-FS comme suit, la première AFIBF est $AFIBF_1[n] = a_1[n]e^{j\phi_1[n]} = \sum_{k=N_0+1}^{N_1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}}$, la deuxième AFIBF est $AFIBF_2[n] = a_2[n]e^{j\phi_2[n]} = \sum_{k=N_1+1}^{N_2} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}}$,…, la $ième$ AFIBF peut être exprimé comme

$$AFIBF_i[n] = a_i[n]e^{j\phi_i[n]} = \sum_{k=N_{i-1}+1}^{N_i} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{3.40}$$

Où $N_0 = 0$, $N_M = N/2 - 1$. Le point critique de l'Equation (3.40) est de savoir comment déterminer les indices de fréquence $N_1, N_2, \ldots N_{M-1}$. La procédure consiste à balayer N_i (pour chaque i) de $N_{i-1} + 1$ à N_M et à garder la valeur maximale vérifiant les deux conditions suivantes:

- L'amplitude instantanée $a_i[n] \geq 0$ (3.41)
- La fréquence instantanée $f_i[n] = (\phi_i[n+1] - \phi_i[n])/2\pi \geq 0$ (3.42)

En utilisant ces valeurs de N_i pour calculer les fréquences et les amplitudes instantanées correspondantes ($a_i[n]$, $f_i[n]$) pour tout n. La mise en œuvre de l'algorithme FDM (HTL-FS) pour obtenir les AFIBF est illustrée à la Figure 3.14.

B) Processus de décomposition HTL-FS des AFIBF

Les AFIBF peuvent également être obtenues dans l'ordre de recherche en arrière HTL-FS comme suit

$$AFIBF_i[n] = a_i[n]e^{j\phi_i[n]} = \sum_{k=N_i}^{N_{i-1}-1} X[k]e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{3.43}$$

Où $N_0 = N/2$, $N_M = 1$. Comme dans le cas LTH-FS, le point critique de l'Equation (3.43) est de savoir comment déterminer les indices de fréquence $N_1, N_2, \ldots N_{M-1}$. La procédure consiste à balayer N_i (pour chaque i) de $N_{i-1} + 1$ à N_M et à garder la valeur maximale répondant aux

deux conditions données par les Equations (3.41) et (3.42). En utilisant ces valeurs de N_i pour calculer les fréquences et les amplitudes instantanées correspondantes ($a_i[n]$, $f_i[n]$) pour tout n. La mise en œuvre de l'algorithme FDM (HTL-FS) pour obtenir les AFIBF est illustrée à la Figure 3.15.

3.4.3.2. Présentation de l'algorithme FDM

Les Figures 3.14 et 3.15 montrent la procédure de mise en œuvre des algorithmes FDM pour obtenir les AFIBF, le premier algorithme est la recherche en avant LTH-FS et le deuxième est recherche en arrière HTL-FS.

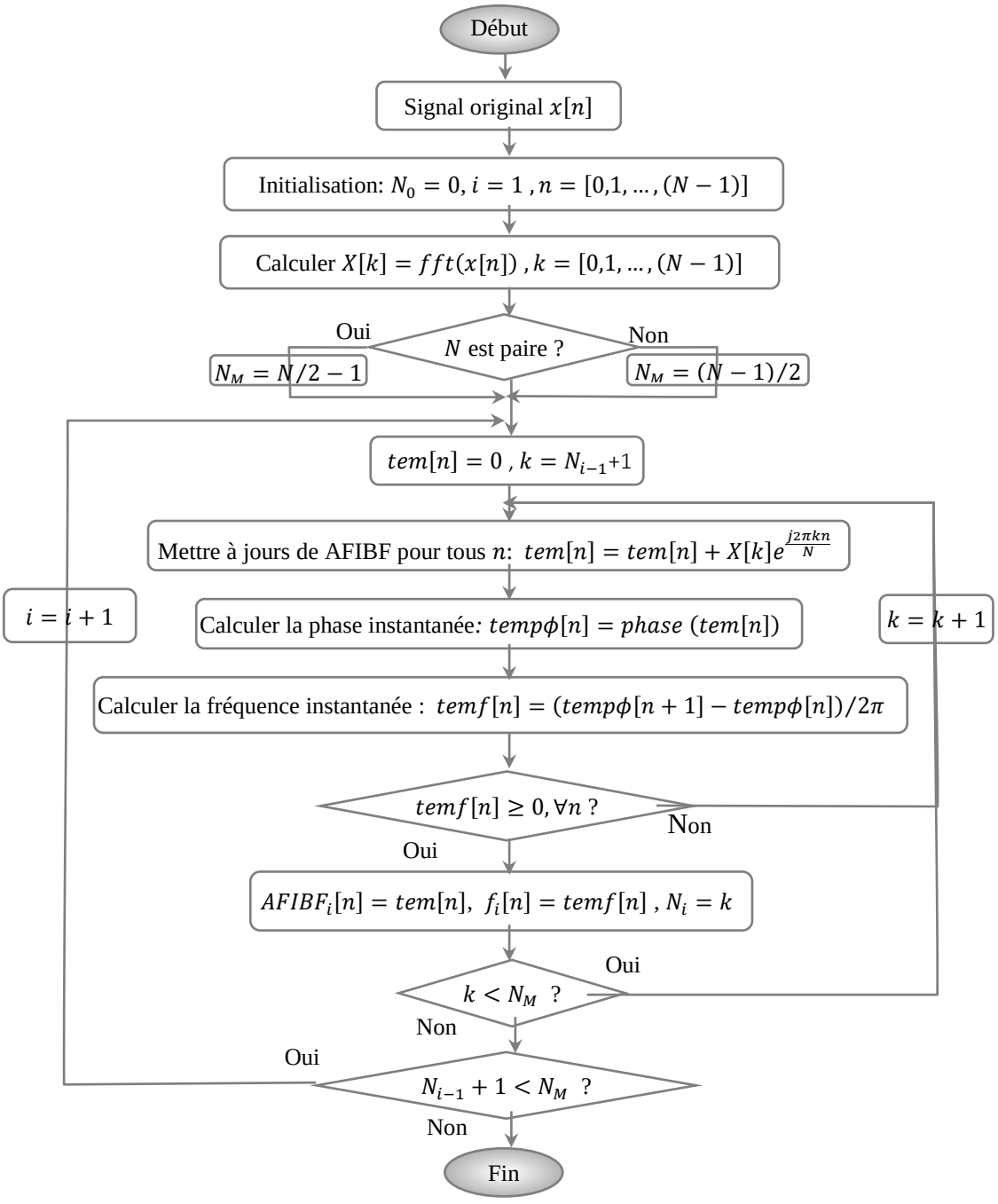


Figure 3.14 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par FDM (LTH-FS) pour obtenir les AFIBF

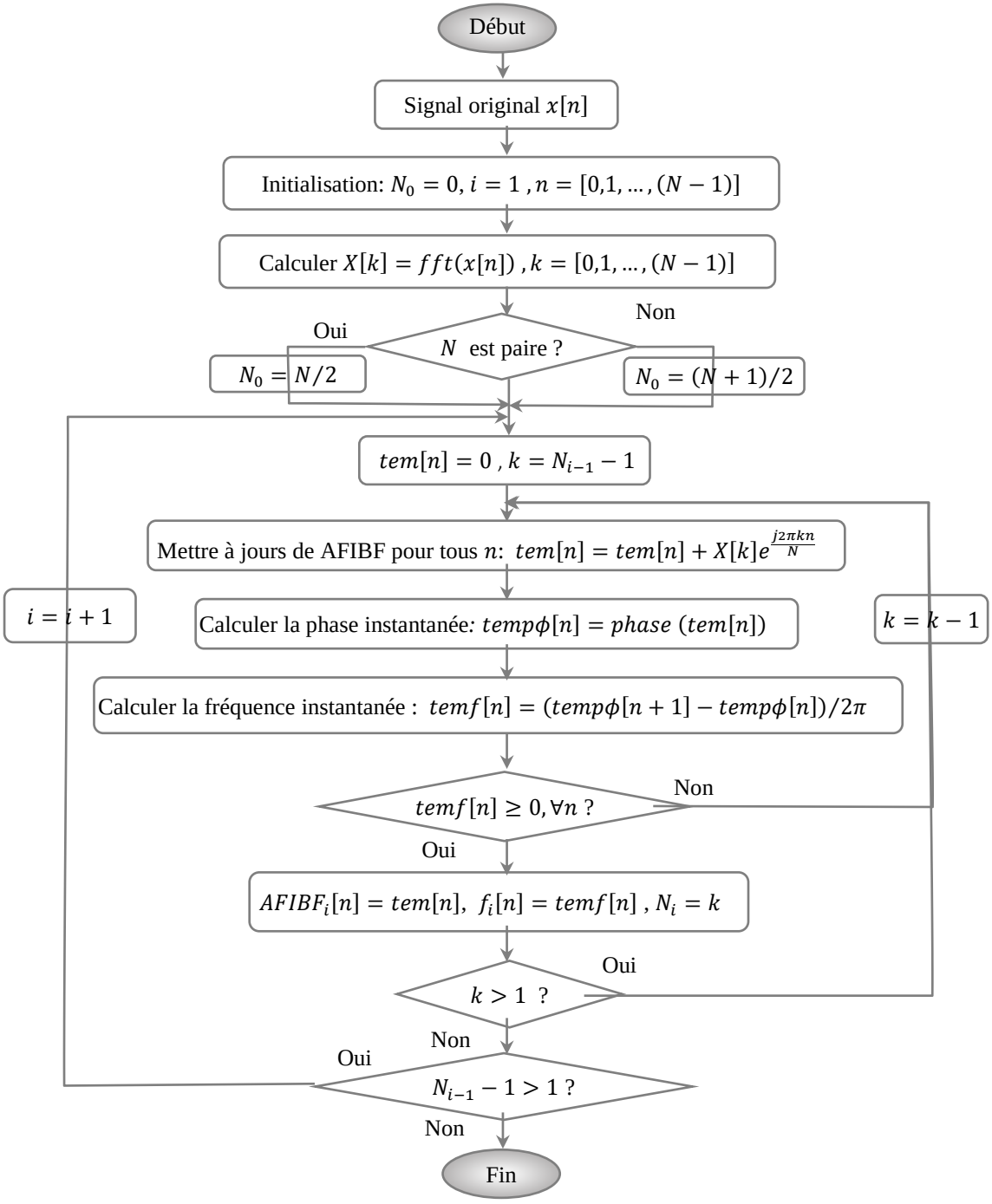


Figure 3.15 L'organigramme de l'algorithme de la décomposition par FDM (HTL-FS) pour obtenir les AFIBF

3.4.3.3 Exemple de la décomposition par FDM

Dans cette section, nous étudions le comportement de FDM, en l'appliquant sur des signaux simples. On considère les deux signaux définis ci-dessus dans la section de l'EMD et de la VMD, et donnés par les Equations (3.23) et (3.24) dont les différentes composantes sont connues a priori, par construction. Nous verrons dans quelle mesure la FDM retrouve les différentes FIBF. La Figure 3.16 présente le signal $x_1(t)$ et ses trois composantes obtenues après sa décomposition par la FDM HTL-FS. Le signal $x_2(t)$ et ses trois composantes obtenues par la même méthode sont présentés sur la Figure 3.17. Ainsi, pour chaque exemple, une comparaison est faite entre chaque composante FIBF obtenues et chaque "composante réelle"

connue a priori. La ligne continue bleue est le résultat de la décomposition tandis que la ligne pointillée noire est la composante de signal.

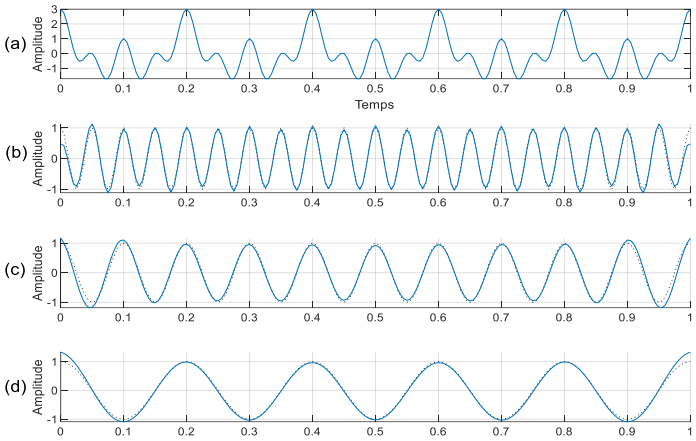


Figure 3.16 Résultat de décomposition par la FDM (HTL-FS) du 1^{ier} signal-test , (a) le signal synthétique $x_1(t)$, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir)

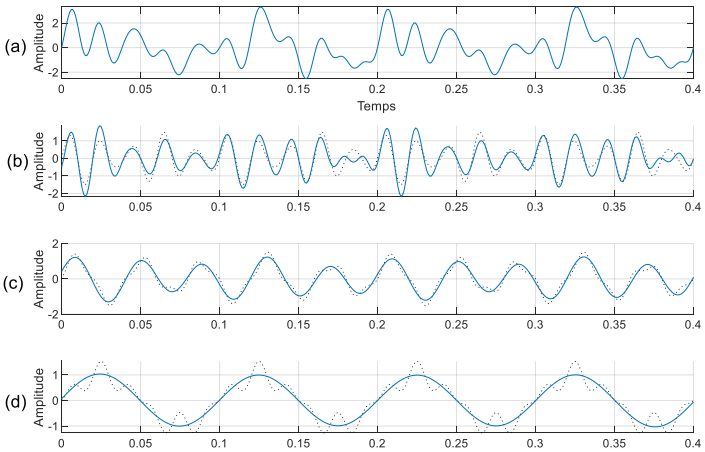


Figure 3.17 Résultat de décomposition par FDM (HTL-FS) du 2ème signal-test , (a) le signal synthétique $x_2(t)$, (b) (c) (d) ses trois composantes, le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu ou "composante réelle" (trait pointillé, noir)

3.5 Comparaison des méthodes de décomposition

D'après ce qui précède, nous pouvons facilement remarquer que FDM est bien meilleure que VMD et EMD. Le premier avantage de FDM vient du fait qu'elle a une base mathématique solide contrairement à l'EMD qui est empirique. De plus, FDM ne nécessite pas de paramètres prédéfinis contrairement à VMD. Le Tableau 3.1 présente une étude comparative entre ces trois méthodes et autres méthodes.

Le deuxième avantage est visible en comparant les résultats de décomposition des deux signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$ donnés par les Equations (3.23) et (3.24), respectivement . Dans ce contexte, les erreurs quadratiques moyennes (RMSE) entre les résultats de décomposition obtenus par les trois méthodes et les résultats analytiques sont calculées par l'expression suivante,

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}|c[n] - \tilde{c}[n]|^2} \quad (3.44)$$

Où $c[n]$ est la composante analytique au $n^{ième}$ instant discret et $\tilde{c}[n]$ est la composante correspondante au $n^{ième}$ instant discret obtenue par une méthode de décomposition [55]. Les RMSE associés aux différentes méthodes de décomposition sont calculées et répertoriées dans le Tableau 3.2.

Tableau 3.1 Comparaison de la transformé de Fourier, les ondelettes, l'EMD, la VMD et la FDM dans l'analyse des données.

Caractéristiques de l'analyse	**Méthodes**				
	Fourier	**Ondelettes**	**EMD**	**VMD**	**FDM**
Bases	à priori	à priori	adaptative	adaptative	adaptative
Présentation	fréquence	temps-fréquence	temps-fréquence	temps-fréquence	temps-fréquence
Non-linéarité	non	non	oui	oui	oui
Non-stationnarité	non	oui	oui	oui	oui
Base mathématique	oui	oui	non	oui	oui

Tableau 3.2 Résultats des RMSE des signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$.

Signal	**Composantes**	**Méthode de décomposition**		
		EMD	**VMD**	**FDM**
$x_1(t)$	c_1	0.1878	0.0536	0.0975
	c_2	0.2848	0.0343	0.0973
	c_3	0.2832	0.0278	0.0754
$x_2(t)$	c_1	0.4084	0.3373	0.3298
	c_2	0.3479	0.3391	0.1954
	c_3	0.3711	0.3580	0.2657

Pour le signal $x_2(t)$ on peut voit que la RMSE associée à la FDM est la plus petite et celle associée à VMD est la deuxième plus petite. Alors que la RMSE associée à l'EMD est relativement petite. Pour le signal $x_1(t)$, des résultats similaires à $x_2(t)$ peuvent être observés: les RMSE associées à la VMD et à la FDM sont les plus petites, et les RMSE d'EMD sont relativement petites. Cela indique que la FDM décompose avec précisément le signal multi composants que EMD et VMD.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement défini quelques signaux utiles, l'opérateur énergétique TEO et quelques méthodes de décomposition des signaux. D'abord, la première partie du chapitre a montré les différents signaux que nous utilisons souvent dans cette thèse, tels que le signal analytique, le signal AM-FM et le signal multi composant et la transformée de Hilbert. Ensuite, la deuxième partie du chapitre a introduit l'opérateur TEO, qui est utilisé pour démoduler les signaux mono composants obtenus après décomposition, par exemple. Enfin, la dernière partie a décrit les méthodes principales de décomposition adaptative du signal, telles que EMD, VMD et FDM, et nous avons accordé plus d'attention à cette dernière méthode, car elle est à la base de notre approche. Les concepts de ce chapitre seront très utiles pour concevoir notre nouvelle approche du diagnostic des défauts du roulement, présentée dans le cinquième chapitre.

CHAPITRE 4

Description des données de validation

Chapitre 4 : Description des données de validation

4.1 Introduction

Ce chapitre fournit un résumé des bases de données open source utilisées pour diagnostiquer les défaillances de roulements dans les machines tournantes. Parmi toutes ces bases, une est délibérément choisie pour être utilisée dans l'évaluation de l'approche proposée dans le chapitre suivant. Dans la section 4.2, la description du premier ensemble de données vibratoires du roulement est présentée, il s'agit de signaux vibratoires synthétiques (simulés), utilisés pour simuler la présence des deux principaux défauts du roulement (bague extérieure et bague intérieure). La section 4.3 décrit les principales bases de données de vibration des roulements (signaux mesurés) et en particulier celle fournie par la Case Western Reserve University (CWRU). La section 4.4 décrit l'application «Beartools» créée pour présenter les données utilisées (simulées et mesurées) dans cette thèse sous une forme simple et conviviale.

4.2 Le premier ensemble de données sur les vibrations des roulements

Les premières données utilisées pour l'évaluation de l'approche proposée pour la détection des défauts de roulements sont des signaux de vibratoires synthétiques, développés sur la base de trois références [58], [59] et [60]. Le signal synthétique proposé $x(t)$ qui simule la vibration du roulement, avec l'existence d'un défaut sur la bague intérieure ou un défaut sur la bague extérieure, est généré comme suit,

$$x(t) = A\cos(2\pi f_r t) + \sum_{k=0}^{\infty} B e^{-\alpha(t-kT_c)} \sin\left(2\pi f_n (t-kT_c)\right) + n(t) \quad (4.1)$$

Où A et f_r sont respectivement l'amplitude de vibration et la fréquence de rotation de l'arbre, B est l'amplitude de vibration causée par un défaut (sur la bague extérieure ou sur la bague intérieure), et $f_c = 1/T_c$ représente la fréquence des défauts ($f_c = f_i$ pour le défaut de bague intérieure ou $f_c = f_o$ pour le défaut de bague extérieure), α est le coefficient d'atténuation, f_n est la fréquence de résonance et $n(t)$ est un bruit blanc gaussien. Les paramètres spécifiques détaillés de $x(t)$ pour construire les deux signaux de simulation (sim_{0R} signal vibratoire avec un défaut sur la bague extérieure ou sim_{IR} signal vibratoire avec un défaut sur la bague intérieure), sont présentés au Tableau 4.1.

Tableau 4.1 Paramétrage des signaux de simulation, sim_{0R} signal vibratoire avec un défaut sur la bague extérieure et sim_{IR} signal vibratoire avec un défaut sur la bague intérieure.

Paramètres du signal synthétique $x(t)$	Symbole des signaux synthétiques	
	sim_{IR}	sim_{0R}
A	0.02	0.05
$f_r[Hz]$	10	10
$f_n[Hz]$	2500	4000
$f_s[Hz]$	12000	12000
α	90	900
B	$0.15sin(2\pi f_r t)$	0.25
$f_c[Hz]$	$f_i = 150$	$f_o = 100$

Les formes d'onde des deux signaux simulés sim_{IR} et sim_{OR} échantillonnés à 12 000 [Hz] sont illustrées respectivement aux Figures 4.1a et 4.2a,. Les signaux bruités sont représentés sur les Figures 4.1b et 4.2b, le bruit est produit à l'aide de la fonction Matlab *"randn"* avec une distribution normale. Les spectres des deux signaux synthétiques bruités sont représentés sur les Figure 4.1c et 4.2c. On voit sur ces deux Figures spectrales que les fréquences des défauts (f_i , f_o) sont invisibles. Cela informe que la fréquence dominante n'est pas la fréquence de défaut.

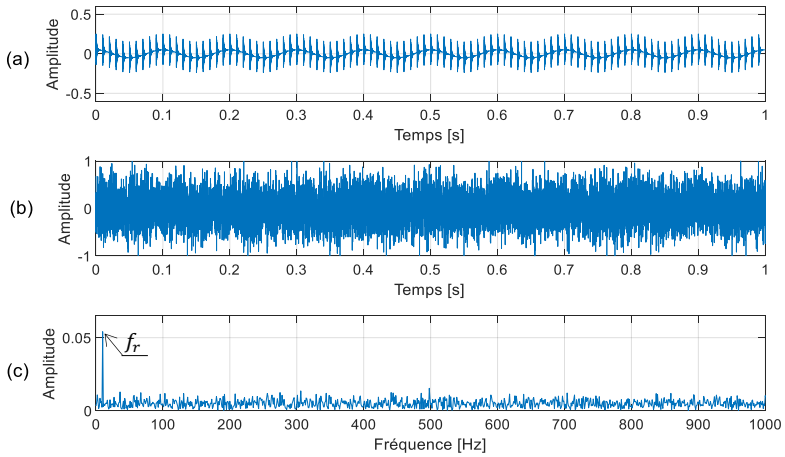


Figure 4.1 Signal synthétique avec défaut de bague extérieure, $sim_{0R}(t)$ (a) Forme d'onde dans le domaine temporel du signal de vibration du roulement $sim_{0R}(t)$ sans bruit (b) Le $\mathrm{sim_{0R}(t)}$ avec bruit (SNR= -10 dB), (c) Le spectre de Le $\mathrm{sim_{OR}(t)}$ en appliquant FFT

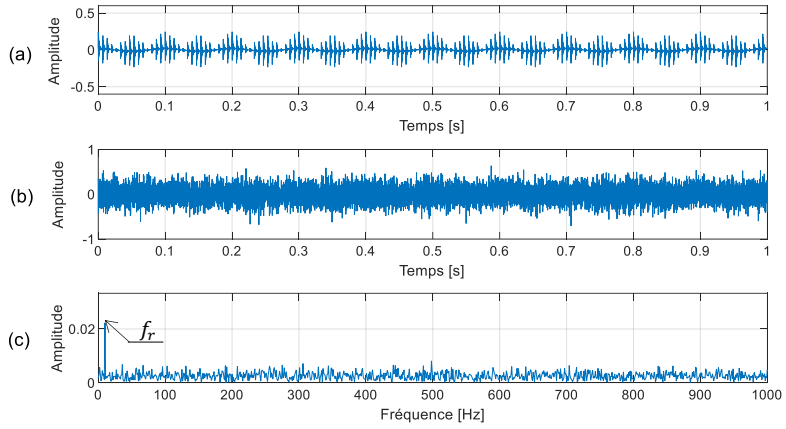


Figure 4.2 Signal synthétique avec défaut de bague extérieure, $sim_{IR}(t)$ (a) Forme d'onde dans le domaine temporel du signal de vibration du roulement $sim_{IR}(t)$ sans bruit (b) Le $sim_{IR}(t)$ avec bruit (SNR= -12 dB), (c) Le spectre de $sim_{IR}(t)$ obtenu en appliquant FFT

4.3 Le deuxième ensemble de données sur les vibrations des roulements

Les parties de cette section sont consacrées à la description des bases de données sur les défauts de roulement. Ces bases de données ont été créées pour faciliter la recherche sur

l'analyse des roulements. Par conséquence, nous présentons brièvement quelques bases de données largement utilisées par les chercheurs dans ce domaine. Particulièrement, nous concentrons notre étude sur la base de données CWRU utilisée par la majorité de la littérature de diagnostic des défauts de roulement en raison sa simplicité et sa popularité. Cela nous a incité à la choisir pour prouver notre approche.

4.3.1 Bases des données des roulements (open-source)

Le diagnostic des défauts des roulements est un sujet d'application majeur parmi les travaux de recherche du diagnostic des défauts des machines tournantes. Une raison possible est qu'il existe plusieurs bases de données open source disponibles pour le diagnostic des défauts de roulements. Dans cette section, des ensembles de données open source pour le diagnostic des roulements sont présentés pour permettre aux lecteurs d'évaluer et de comparer leurs méthodes de diagnostic. Au total de six bases de données de roulement : CWRU Dataset [64], MFPT Dataset [65], Paderborn University Dataset [66], DIRG Dataset [67], IMS Dataset [68], FEMTO Dataset [69] sont résumées ci-dessous. En outre, une comparaison entre ces différents ensembles de données est illustrée dans le Tableau 4.2.

4.3.1.1 Base de données (DIRG Dataset)

Cette base des données est collectée sur une plate-forme installée au laboratoire «Dynamic and Identification Research Group (DIRG)» du Département de génie mécanique et aérospatial du Politecnico di Torino, spécialement conçue pour tester les roulements aéronautiques à grande vitesse, dont les acquisitions se font à différentes vitesses (supérieure à 6000 tr/min) et sous différentes charges radiales et avec niveaux d'endommagement. La fréquence d'échantillonnage des signaux de vibration est de 51,2 KHz, ces signaux sont mis à disposition sous forme de données en accès libre [67]. Le banc d'essai correspondant et ses principales parties sont représentés sur la Figure 4.3.



Figure 4.3 Configuration expérimentale de la base de données DIRG[67]

4.3.1.2 Base de données (IMS Dataset)

Est une base de données de test des roulements (de durée de vie accéléré) [68], elle est fournie par le Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS) de l'Université de Cincinnati,

et peut être téléchargée à partir des données pronostiques référentiel, qui est hébergée par la NASA [71]. Quatre roulements d'essai ont été montés sur un arbre entraîné par un moteur à courant alternatif et couplés par des courroies de frottement et la vitesse de rotation a été maintenue constante à 2000 tr/min. Dans cette expérience, des roulements à double rangée Rexnord ZA-2115 ont été testés. Une charge radiale de 6000 lb a été ajoutée à l'arbre et aux roulements par un mécanisme à ressort. Les données de vibration ont été collectées toutes les 20 min. La fréquence d'échantillonnage était de 20 kHz et la longueur des données était de 20480 points [62]. La présentation de la plateforme expérimentale et les modes d'endommagement sont illustrés sur la Figure 4.4.



(a) (b) (c) (d)

Figure 4.4 Configuration expérimentale de la base de données IMS,(a) Banc d'essai de roulement (b) défaut de la bague intérieure du roulement , (c) défaut de l'élément de roulement (d) défaut de la bague extérieure[68]

4.3.1.3 Base de données (MFPT Dataset)

Une autre base de données de détection des défauts et le diagnostic des roulements est la base de données MFPT, qui est fournie par la « Society for Machinery Failure Prevention Technology » [65]. L'objet expérimental de cet ensemble de données est également le roulement à billes, et ses paramètres structurels spécifiques sont les suivants : le diamètre du «Pitch» P est de 31,62 mm, le diamètre de la bille B est de 5,97 mm, l'angle de contact αest de 0˚ et le nombre d'éléments roulants N est de 8. MFPT contiennent 23 bases de données collectées à partir de machines dans diverses conditions de défaut. Les 20 premiers ensembles de données sont collectés à partir d'un banc d'essai de roulements, avec 3 dans de bonnes conditions, 3 avec des défauts de la bague extérieure sous charge constante, 7 avec des défauts de la bague extérieure sous diverses charges et 7 avec des défauts de la bague intérieure sous diverses charges. Les 3 ensembles de données restants proviennent de machines du monde réel : un roulement de pompe à huile, un roulement à vitesse intermédiaire et un roulement planétaire. Les emplacements des défauts sont inconnus [70]. Chaque base de données contient le signal d'accélération «gs», la fréquence d'échantillonnage «sr», la vitesse de l'arbre «rate», le poids de la charge «load» et quatre fréquences caractéristiques représentant différents emplacements de défaut : fréquence de la bague extérieure (BPFO), la fréquence de la bague intérieure (BPFI), la fréquence fondamentale (FTF) et la fréquence de rotation de la bille (BSF).

4.3.1.4 Base de données (FEMTO Dataset ou PRONOSTIA)

PRONOSTIA, illustrée à la Figure 4.5, est une plate-forme d'expérimentation dédiée aux tests de dégradation accélérée des roulements et à la validation des approches de détection, de

diagnostic et de pronostic des défauts des roulements. Cette plateforme a été conçue et réalisée par l'Institut FEMTO-ST, Besançon, France pour fournir la base de données FEMTO. En effet, cette plate-forme est principalement divisée en trois parties : la partie tournante, la partie dégradation et la partie mesure. La partie mesure peut enregistrer deux types de signaux : les vibrations (avec accéléromètres horizontaux et verticaux) et la température pour surveiller l'état des roulements d'essai [69]. Les signaux de vibration ont été enregistrés toutes les 10 secondes avec une fréquence d'échantillonnage de 25,6 kHz. Au total, 17 données de fonctionnement jusqu'à la défaillance dans 3 conditions de fonctionnement différentes ont été incluses dans l'ensemble de données FEMTO, mais le mode défectueux spécifique du roulement de défaillance sous chaque test n'est pas déclaré [62].

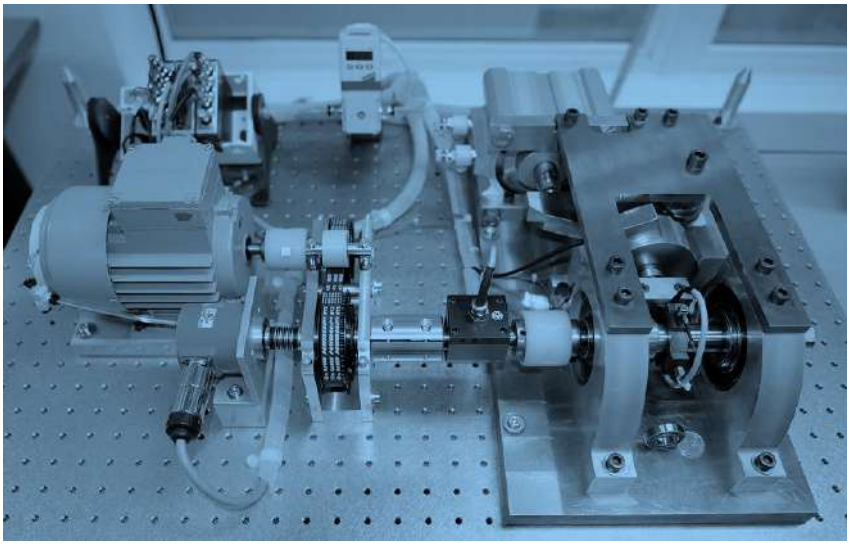


Figure 4.5 Configuration expérimentale de la base de données FEMTO[69]

Tableau 4.2 Comparaison des bases de données populaires sur les défauts de roulement.

Base de données	Type de capteur	Fréquence d'échantillonnage	Mode de défaut	lien
CWRU Dataset, Case Western Reserve University Bearing Data Center.	Accéléromètre	12 kHz et 48 kHz	Artificiel	http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file
Paderborn University Dataset	Accéléromètre, capteur de courant , thermocouple.	64 kHz	Artificiel, Naturel	http://mb.uni-paderborn.de/kat/datacenter
DIRG Dataset, Dynamic and Identification Research Group	Accéléromètre, thermocouple.	51,2 kHz	Artificiel,	https://zenodo.org/record/3559553#.YQz3lY5KhQB
IMS Dataset , Center for Intelligent Maintenance Systems	Accéléromètre	20 kHz	Naturel	https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/
MFPT Dataset, Society For Machinery Failure Prevention Technology,	Accéléromètre	97.656 kHz, 48.828 kHz	Artificiel, Naturel	https://www.mfpt.org/fault-data-sets/
FEMTO Bearing Data Set "PRONOSTIA Dataset"	Accéléromètre, thermocouple.	25.6 kHz	Naturel	https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/

4.3.1.5 Base des données Paderborn (Paderborn University Dataset)

Cette base de données sur les roulements est fournie par le centre de données KAT de l'université de Paderborn, comprend la mesure synchrone des signaux de courant et de vibration du moteur à partir de 32 expériences de roulements différentes, qui appartiennent à trois groupes

principaux: 6 roulements sains, 12 roulements avec défauts artificiels et 14 roulements avec défauts réels. Le banc d'essai se compose de plusieurs modules : un moteur électrique, un arbre de mesure de couple, un module d'essai de roulements, un volant d'inertie, et un moteur de charge, comme le montre la Figure 4.6 [66]. Des roulements à billes présentant différents types de dommages sont montés dans le module de test de roulement pour produire les données expérimentales. Les roulements défectueux présentent des dommages de la bague intérieure, de la bague extérieure ou à de multiples défauts. Les défauts artificiels ont été générés par usinage par décharge électrique, perçage et gravure électrique manuelle. Les défauts réels des roulements ont été générés dans un banc d'essai de durée de vie accélérée par des charges continues prédéfinies [62]. Les expériences ont été réalisées dans différentes conditions opératoires indiquées dans le Tableau 4.3.

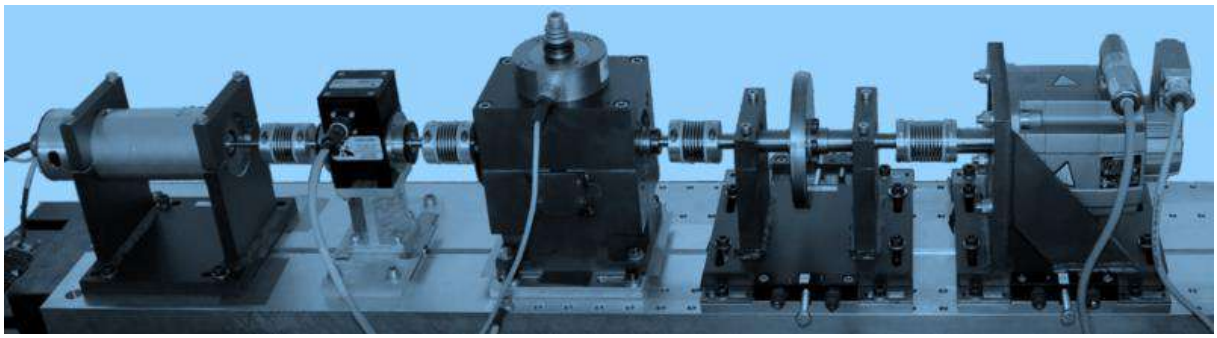


Figure 4.6 Banc d'essai modulaire « Paderborn »**,** ses composants de base de gauche à droite sont : moteur électrique, arbre de mesure, module d'essai de roulement, volant d'inertie, moteur de charge[66]

Tableau 4.3 Paramètres de fonctionnement de la base de données Paderborn [66].

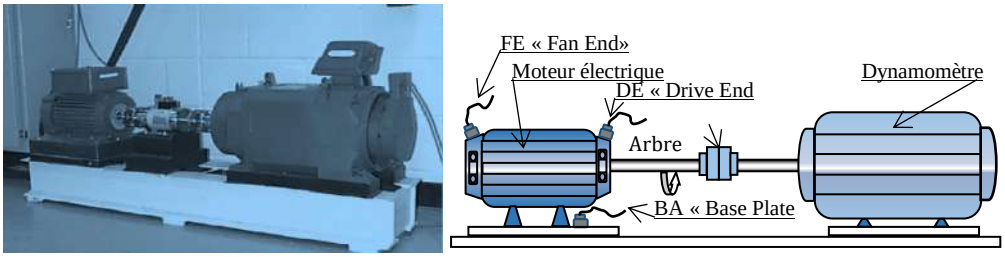
N°	Nom de paramètre	Vitesse de rotation [rpm]	Couple de charge [Nm]	Force radiale[Nm]
0	N15_M07_F10	1500	0.7	1000
1	N09_M07_F10	900	0.7	1000
2	N15_M01_F10	1500	0.1	1000
3	N15_M07_F04	1500	0.7	400

4.3.2 Base des données CWRU (Case Western Reserve University data)

4.3.2.1 Description des données CWRU

Au cours de la dernière décennie, les données du Bearing Data Center de la Case Western Reserve University (CWRU) sont devenues une référence standard utilisée pour tester les algorithmes de diagnostic de roulement [61]. En effet, nous avons dénombré 86 articles utilisant les données du CWRU publiées dans ScienceDirect en 2020. ScienceDirect est le service en ligne de l'éditeur de revues scientifiques Elsevier, qui contient plus de 26% des connaissances scientifiques, technologiques et médicales mondiales. Depuis, la base de données CWRU est une base populaire, open source et facilement accessible et disponible sur le site Web du CWRU [64].

La base de données de CWRU contient quatre types de données de vibration, qui portent sur le fonctionnement normal des roulements (sans défaut), le défaut de la bague intérieure, le défaut de l'élément roulant (Bille) et le défaut de la bague extérieure. Il n'y a pas d'influence mutuelle entre les différents défauts. En effet, ces défauts sont créés soigneusement et séparément sur les éléments roulants, les bagues intérieures et les bagues extérieures des roulements de moteur de diamètres 0,007, 0,014, 0,021 et 0,028 pouce. Ensuite, ces roulements défectueux ont été réinstallés dans le moteur d'essai et les données de vibration ont été enregistrées sous des charges de moteur de 0, 1, 2 et 3 HP, avec vitesses du moteur de 1797, 1750, 1730 et 1720 RPM. Le modèle de roulement (6205-2RS JEM SKF) est utilisé du côté de l'entraînement DE et de l'autre côté du ventilateur le modèle (6203-2RS JEM SKF) est utilisé, le Tableau 4.4 montre les informations de ces roulements. Trois accéléromètres, placés à côté de l'entraînement DE, du ventilateur FE et de la base du moteur BA, ont collecté les signaux de vibration avec des fréquences d'échantillonnage de 12 kHz et de 48 kHz, comme le montre la Figure 4.7.



(a) (b)

Figure 4.7 Banc d'essai CWRU pour le diagnostic des défauts de roulements, (a) Image d'expérience [64], (b) diagramme schématique

La base CWRU se compose de 161 enregistrements, qui sont regroupés en quatre classes: base normale de fréquence d'échantillonnage 48 kHz (sans défauts), défaut DE de fréquence d'échantillonnage 48 kHz, défaut DE de fréquence d'échantillonnage 12 kHz et défaut FE de fréquence d'échantillonnage 12 kHz. Chaque groupe, encore une fois, se compose d'ensembles de données pour les défauts de roulement à billes, les défauts de la bague intérieure et les défauts de la bague extérieure. En fonction de l'emplacement du défaut par rapport à la zone de charge, les défauts de la bague extérieure sont en outre classés en trois catégories : "centré" (défaut en position 6h00), "orthogonal" (3h00) et opposé (12h00). Pour les noms de fichiers de données, la première lettre représente la position du défaut (B pour indiquer bille, OR pour bague extérieure et IR pour bague intérieure), les trois chiffres suivants indiquent les diamètres des défauts et le dernier chiffre indique les charges portantes. Par exemple, le fichier de données « B014_0 » contient des données de défaut de roulement à billes, qui ont le défaut de diamètre 0,014 pouce fonctionnant sous une charge de moteur de 0 HP. De même, le fichier 'OR007@6_1' contient les données de défaut de bague extérieure (OR) de 0,007 pouce de diamètre lorsque la charge était centrée (défaut en position 6 heures) et fonctionnait sous une charge de moteur de 1 HP [70]. Tous les fichiers de données sont au format Matlab (*.mat). L'accès à ces données de test des roulements pour les roulements normaux et défectueux est disponible en ligne dans la référence [64].

Tableau 4.4 Informations sur les roulements [64].

PARAMÈTRES		MODELE DU ROULEMENT	
		6205-2RS JEM SKF (DE)	6203-2RS JEM SKF (FE)
Diamètre de bague intérieure [pouce]		0.9843	0.6693
Diamètre de bague extérieure [pouce]		2.0472	1.5748
Diamètre de bille [pouce]		0.3126	0.2656
Diamètre de “pitch” [pouce]		1.537	1.122
Fréquences caractéristiques (multiple de la vitesse de l'arbre)	De la bague intérieure(BPFI)	5.4152	4.9469
	De la bague extérieure(BPFO)	3.5848	3.0530
	De l’élément roulant (bille) (BSF)	4.7135	3.9874
	Fréquence fondamentale (FTF)	0.39828	0.3817

Afin d'organiser la validation et de tester les performances de notre approche proposée dans cette thèse, nous avons généré des sous-ensembles de la base de données CWRU, que nous avons nommés Data0, Data1, Data2 et Data3 qui incluent, respectivement, les roulements sans défaut, les roulements avec défaut, de la bague intérieure, la bague extérieure et la bille. Ces quatre sous-ensembles partagent les deux caractéristiques suivantes : le modèle (6205-2RS JEM SKF au côté Drive End « DE ») et la fréquence d'échantillonnage (12 kHz). Les détails de ces sous-ensembles et leurs représentations temporelles et spectrales sont présentés ci-dessous.

4.3.2.2 Premier sous-ensemble de données (DATA1)

Ce 1er sous-ensemble est composé de 12 signaux vibratoires de roulements présentant des défauts, de diamètres de 0,007, 0,014 et 0,021 pouce situés sur la bague intérieure. Et ces signaux de vibration ont été enregistrés sous des charges de moteur de 0, 1, 2 et 3 HP, avec des vitesses de moteur de 1797, 1750, 1730 et 1720 [RPM], respectivement. Les conditions de fonctionnement et les fréquences caractéristiques correspondantes de chaque cas de DATA1, sont présentées dans le Tableau 4.5. En effet, les fréquences caractéristiques mentionnées dans le Tableau 4.5 concernent les défauts de la bague intérieure ($BPFI$) et sont calculées par l’Equation (2.35). Ainsi, un tronçon d'une seconde de chaque signal de vibration décrit dans le Tableau 4.5 est illustré à la Figure 4.8. De même, les représentations dans le domaine fréquentiel de ces signaux de vibration obtenus par l’application de la transformée de Fourier rapide (FFT) sont présentées à la Figure 4.9.

Tableau 4.5 Signaux de vibration des roulements avec défauts de la bague intérieure de DATA1)

Signaux de DATA1		Paramètres			
Signaux	Nom de fichier dans la base (CWRU)	Diamètre de défaut [mm]	Charge du moteur [PH]	Vitesse du moteur [rpm]	Fréquence de défaut f_i [Hz]
$S1_{IR}$	105.mat	0.18	0	1797	162.19
$S2_{IR}$	106.mat	0.18	1	1772	159.93
$S3_{IR}$	107.mat	0.18	2	1750	157.94
$S4_{IR}$	108.mat	0.18	3	1730	156.14
$S5_{IR}$	169.mat	0.36	0	1797	162.19
$S6_{IR}$	170.mat	0.36	1	1772	159.93
$S7_{IR}$	171.mat	0.36	2	1750	157.94
$S8_{IR}$	172.mat	0.36	3	1730	156.14
$S9_{IR}$	209.mat	0.53	0	1797	162.19
$S10_{IR}$	210.mat	0.53	1	1772	159.93
$S11_{IR}$	211.mat	0.53	2	1750	157.94
$S12_{IR}$	212.mat	0.53	3	1730	156.14

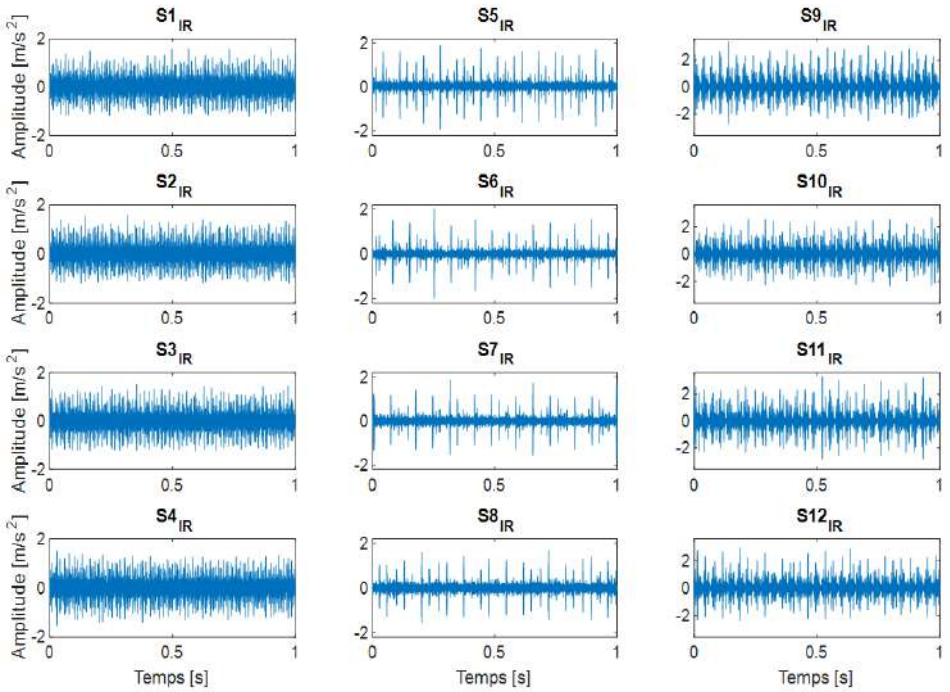


Figure 4.8 Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA1 répertorié dans le Tableau 4.5

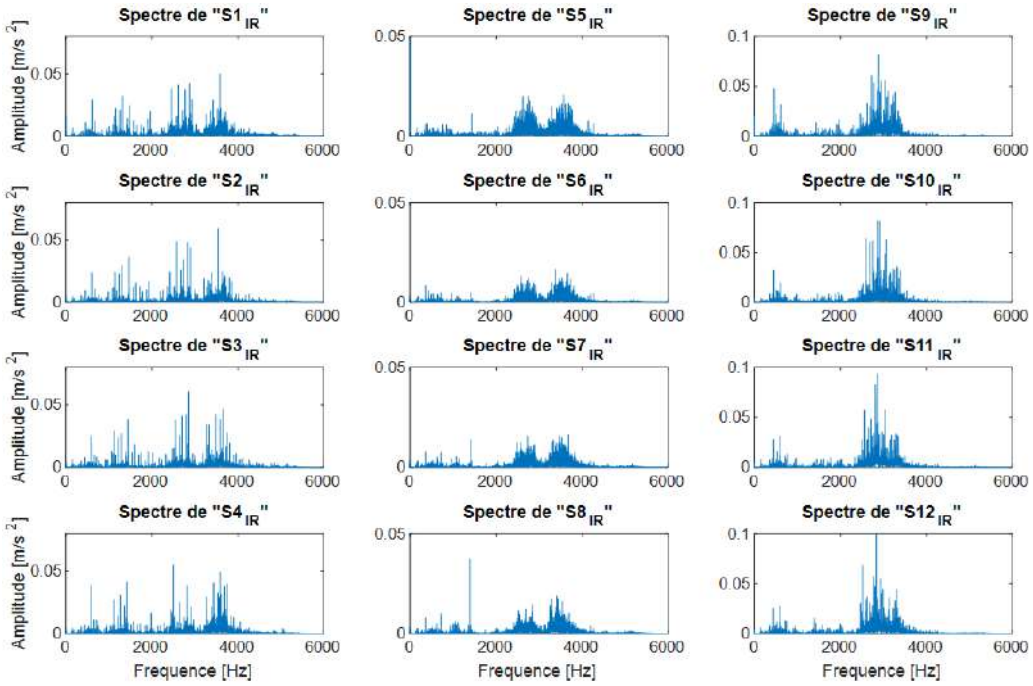


Figure 4.9 Représentation spectrale des signaux de DATA1 répertoriés dans le Tableau 4.5, obtenues en appliquant FFT

4.3.2.3 Deuxième sous-ensemble de données(DATA2)

Ce 2ème sous-ensemble est également constitué de 12 signaux vibratoires de roulements présentant des défauts, de diamètres de 0,007, 0,014 et 0,021 pouce situés sur la bague extérieure. Et ces signaux de vibration ont été enregistrés sous des charges de moteur de 0, 1, 2 et 3 [HP], avec des vitesses de moteur de 1797, 1750, 1730 et 1720 [RPM], respectivement. Les conditions de fonctionnement et les fréquences caractéristiques correspondantes de chaque

cas de DATA2, sont présentées dans le Tableau 4.6. En effet, les fréquences caractéristiques mentionnées dans le Tableau 4.6 concernent les défauts de la bague extérieure ($BPFO$) et sont calculées par l'Equation (2.36). Ainsi, un tronçon d'une seconde de chaque signal de vibration décrit dans le Tableau 4.6 est illustré à la Figure 4.10. De même, les représentations dans le domaine fréquentiel de ces signaux de vibration, obtenues par l'application de la transformée de Fourier rapide (*FFT*) sont présentées à la Figure 4.11

Tableau 4.6 signaux de vibration des roulements avec défauts de la bague extérieure de DATA2

Signaux de DATA2		Paramètres			
Signaux	**Nom de fichier dans la base (CWRU)**	**Diamètre de défaut [mm]**	**Charge du moteur [PH]**	**Vitesse du moteur [rpm]**	**Fréquence de défaut f_o [Hz]**
$S1_{OR}$	130.mat	0.18	0	1797	107.36
$S2_{OR}$	131.mat	0.18	1	1772	105.87
$S3_{OR}$	132.mat	0.18	2	1750	104.56
$S4_{OR}$	133.mat	0.18	3	1730	103.36
$S5_{OR}$	197.mat	0.36	0	1797	107.36
$S6_{OR}$	198.mat	0.36	1	1772	105.87
$S7_{OR}$	199.mat	0.36	2	1750	104.56
$S8_{OR}$	200.mat	0.36	3	1730	103.36
$S9_{OR}$	234.mat	0.53	0	1797	107.36
$S10_{OR}$	235mat	0.53	1	1772	105.87
$S11_{OR}$	236.mat	0.53	2	1750	104.56
$S12_{OR}$	237.mat	0.53	3	1730	103.36

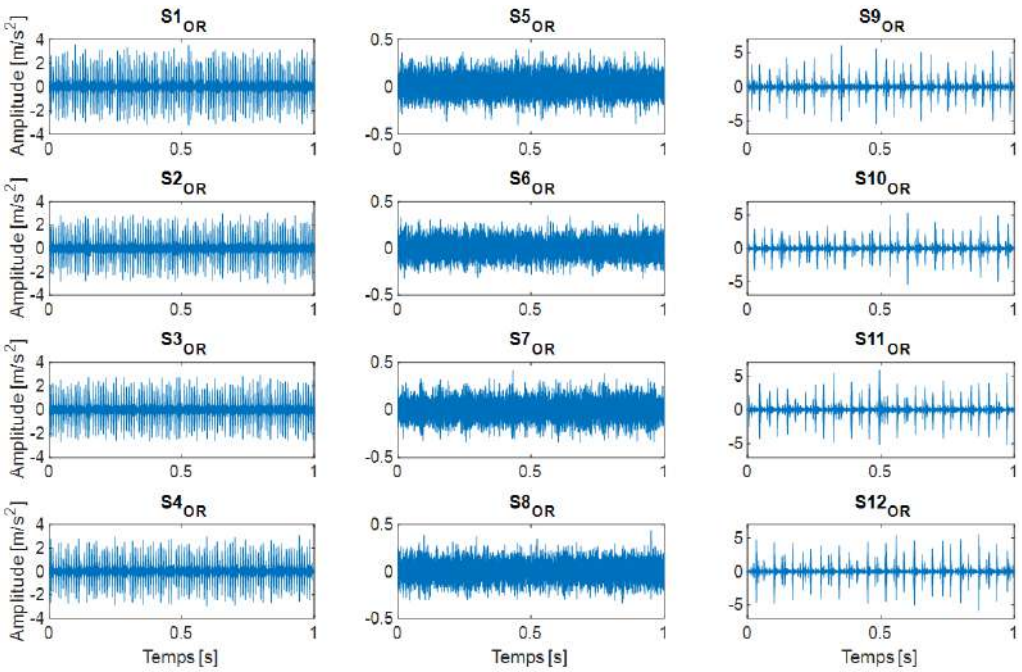


Figure 4.10 Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA2 répertoriés dans le Tableau 4.6

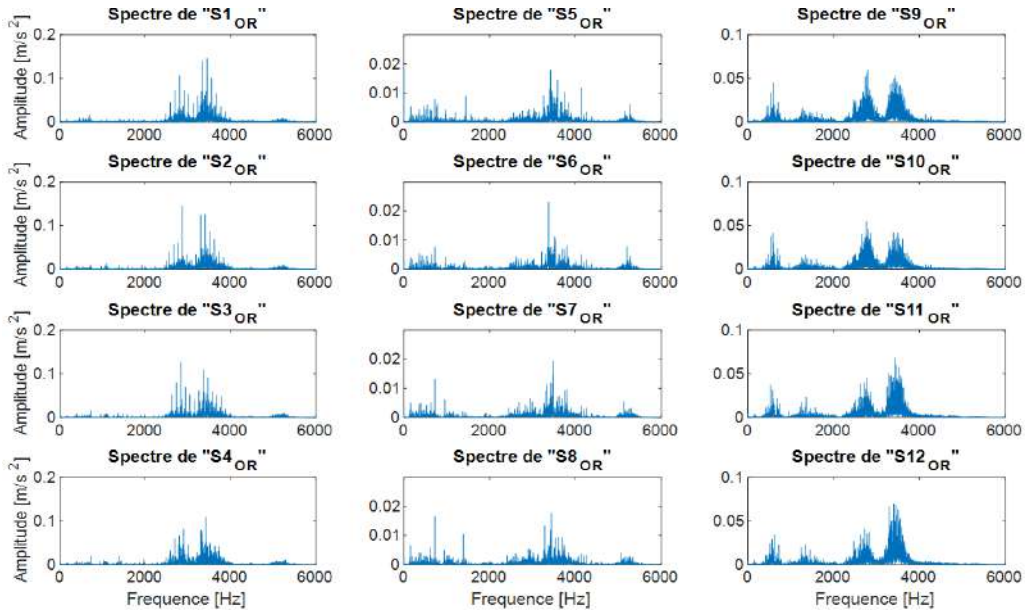


Figure 4.11 Représentation spectrale des signaux de DATA2 répertoriés dans le Tableau 4.6, obtenues en appliquant *FFT*

4.3.2.4 Troisième sous-ensembles de données (DATA3)

Ce 3ème sous-ensemble est également constitué de 12 signaux vibratoires de roulements présentant des défauts, de diamètres de 0,007, 0,014 et 0,021 pouce situés sur l'élément roulant (bille). Et ces signaux de vibration ont été enregistrés sous des charges de moteur de 0, 1, 2 et 3 [HP], avec des vitesses du moteur de 1797, 1750, 1730 et 1720 [RPM], respectivement. Les conditions de fonctionnement et les fréquences caractéristiques correspondantes de chaque cas de DATA3, sont présentées dans le Tableau 4.7. En effet, les fréquences caractéristiques mentionnées dans le Tableau 4.7 concernent les défauts de la bille (*BSF*) et sont calculées par l'Equation (2.37). Ainsi, un tronçon d'une seconde de chaque signal de vibration décrit dans le Tableau 4.7 est illustré à la Figure 4.12. De même, les représentations dans le domaine fréquentiel de ces signaux de vibration obtenus par l'application de la transformée de Fourier rapide (*FFT*) sont présentées à la Figure 4.13

Tableau 4.7 Signaux de vibration des roulements avec défauts de bille de la base de données DATA3.

Signaux de DATA3		Paramètres			
Signaux	**Nom de fichier dans la base (CWRU)**	**Diamètre de défaut [mm]**	**Charge du moteur [PH]**	**Vitesse du moteur [rpm]**	**Fréquence de défaut f_B [Hz]**
$S1_B$	118.mat	0.18	0	1797	141.17
$S2_B$	119.mat	0.18	1	1772	139.20
$S3_B$	120.mat	0.18	2	1750	137.48
$S4_B$	121.mat	0.18	3	1730	135.90
$S5_B$	185.mat	0.36	0	1797	141.17
$S6_B$	186.mat	0.36	1	1772	139.20
$S7_B$	187.mat	0.36	2	1750	137.48
$S8_B$	188.mat	0.36	3	1730	135.90
$S9_B$	222.mat	0.53	0	1797	141.17
$S10_B$	223.mat	0.53	1	1772	139.20
$S11_B$	224.mat	0.53	2	1750	137.48
$S12_B$	225.mat	0.53	3	1730	135.90

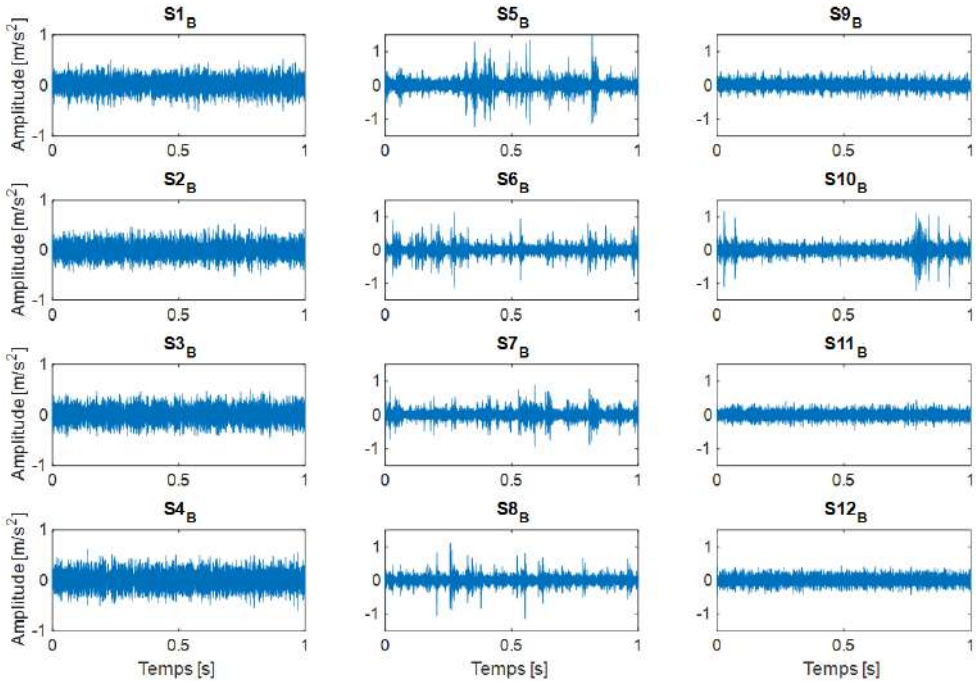


Figure 4.12 Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA3 répertorié dans le Tableau 4.7

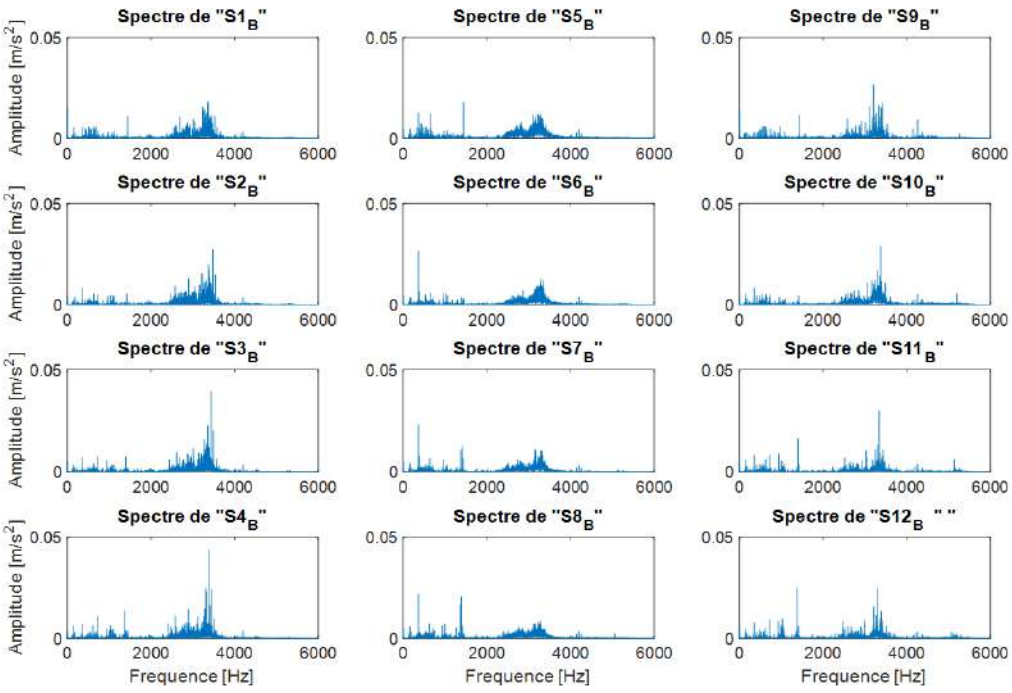


Figure 4.13 Représentation spectrale des signaux de DATA3 répertoriés dans le Tableau 4.7, obtenues en appliquant *FFT*

4.3.2.5 Quatrième sous-ensembles de données (DATA0)

Le 4ème sous-ensemble est composé de 4 signaux vibratoires des roulements normaux (sans défaut). Et ces signaux de vibration ont été enregistrés sous des charges de moteur de 0, 1, 2 et 3 HP, avec des vitesses du moteur de 1797, 1750, 1730 et 1720 [RPM], respectivement. Les conditions de fonctionnement pour chaque cas de DATA0 sont présentées dans le Tableau 4.8. En outre, les représentations temporelle et fréquentielle d'un segment d'une seconde de chaque signal de vibration décrit dans le Tableau 4.8 sont présentées dans la Figure 4.14.

Tableau 4.8 Signaux de vibration de roulement sans défaut de la base de données DATA0.

Signaux	Nom de fichier dans la base (CWRU)	Charge du moteur [PH]	Vitesse du moteur [rpm]
$S1_{FL}$	97.mat	0	1797
$S2_{FL}$	98.mat	1	1772
$S3_{FL}$	99.mat	2	1750
$S4_{FL}$	100.mat	3	1730

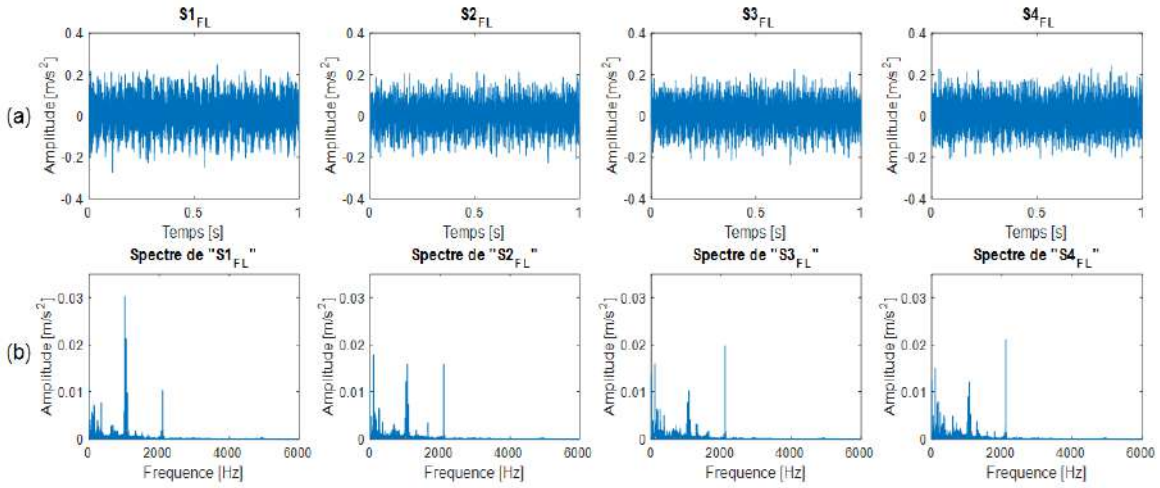


Figure 4.14 (a) Signaux temporels bruts du sous-ensemble DATA0 répertoriés dans le Tableau 4.8 , (b) représentation spectrale des signaux de DATA0

Les Figures (4.8), (4.10), (4.12) et les Figures (4.9), (4.11), (4.13) donnant respectivement les représentations temporelles et spectrales des signaux vibratoires des sous-ensembles DATA1, DATA2 et DATA3. En effet, il est aisé de voir sur ces figures que les signaux d'une même colonne ont une vitesse de rotation variable qui décroît de haut en bas (de 1797 à 1730 RPM). D'autre part, les signaux qui sont dans la même ligne sont caractérisés par une gravité de défaut croissante de gauche à droite (de 0.007 à 0.014 pouces). En conséquence, notre choix de ces signaux vibratoires de roulements pour valider notre approche n'était pas aléatoire, mais objectif, basé sur une vitesse de rotation variable, de multiples positions de défaut (bagues intérieure et extérieure et bille) et des défauts de gravité variable, permettant un diagnostic précoce.

4.4 Interface graphique

Cette section explique la conception, le développement et la mise en œuvre d'un utilitaire interactif basé sur Gui Matlab (interface utilisateur graphique) pour les signaux de vibration des roulements, nommé « *BearTools* ». L'application « *BearTools*» permet de lire et de manipuler des fichiers de la base de données CWRU, de créer et de visualiser les signaux de vibration synthétiques et de calculer les fréquences caractéristiques de roulement, etc. Elle contient également des tutoriels et des simulations interactives. Les quatre sections les plus importantes de l'application, à savoir « création de signaux simulés », « affichage de signaux mesurés », « calcul des fréquences caractéristiques » et « diagnostic des défauts par détection d'enveloppe DE».

4.4.1 Page principale de l'application

La Figure 4.15 montre le « Menu » ou la fenêtre principale de l'application « *BearTools* ». Ce sera la première fenêtre que l'utilisateur verra lors de l'exécution de l'application. Il y a sept boutons dans la fenêtre principale. Cliquer sur n'importe quel bouton ouvrira une nouvelle fenêtre, elle est classée en trois parties. La première partie à gauche contient les « tutoriels » sur les bases de diagnostic des roulements et les techniques du « traitement du signal » utilisés. La deuxième partie à droite contient « Création de signaux simulés », « Affichage de signaux mesurés » et « Calcul des fréquences caractéristiques ». Aussi la partie centrale contient le « Diagnostic des défauts par détection d'enveloppe DE ».

4.4.2 Sous-Interface pour créer un signal de vibration du roulement simulé

L'utilisateur peut commencer à générer un signal de vibration simulé en cliquant sur le bouton "Créer un signal simulé" dans la Figure 4.15 qui ouvre une nouvelle fenêtre comme indiqué dans la Figure 4.16. Depuis cette nouvelle fenêtre, l'utilisateur peut sélectionner le type de signal de vibration qui sera généré par un groupe de boutons radios appelés "Type de défaut". L'utilisateur ne peut choisir qu'une seule option parmi les options disponibles suivantes : défaut de la bague extérieure "BPFO", défaut de la bague intérieure "BPFI" et défaut de la billes "BSF". De plus, dans chaque cas précédent, l'utilisateur peut régler la fréquence et l'intensité du défaut, ainsi que modifier les paramètres "FTF". Il existe un autre ensemble de boutons radios appelés « Ajouter du bruit ? » permet à l'utilisateur d'ajouter ou non des bruits d'intensité différente au signal vibratoire. Ensuite, un clic sur le bouton "Forme d'onde" pour afficher le signal temporel, et un second clic sur le même bouton qui se transforme en "Spectre" pour afficher la représentation spectrale. Enfin, le bouton "Enregistrer" enregistre le signal de simulation

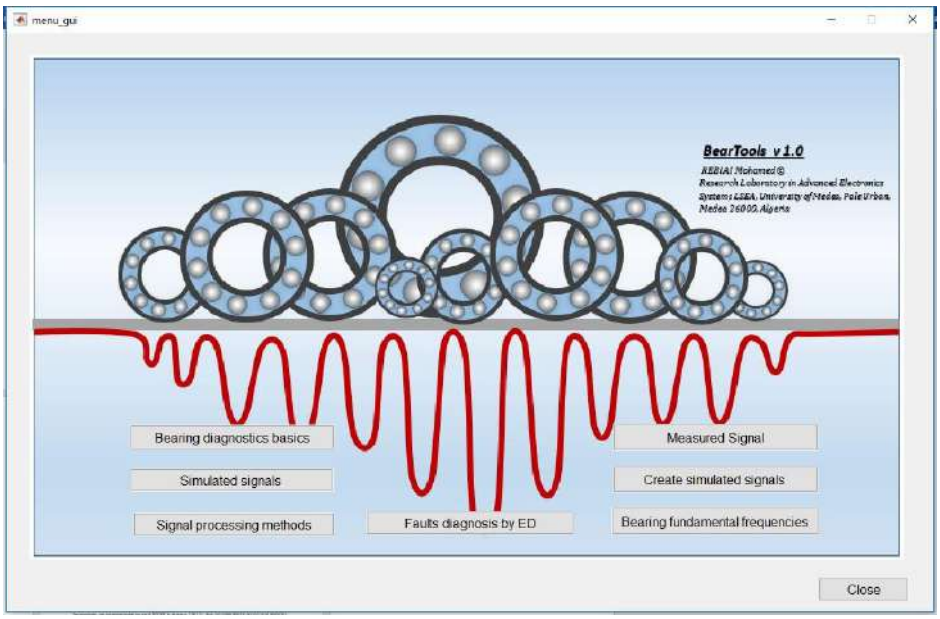


Figure 4.15 Capture d'écran de la page principale de l'application « BearTools »

4.4.3 Interface pour afficher un signal de vibration du roulement mesuré

L'utilisateur peut visualiser les signaux de vibration mesurés à partir de la base de données CWRU en cliquant sur le bouton « signal mesuré » dans la Figure 4.15 qui ouvre une nouvelle fenêtre comme illustré dans la Figure 4.17. Cette nouvelle fenêtre est organisée en quatre

parties, et chaque partie comprend des menus contextuels "pop-up" afin de spécifier les paramètres du signal désiré. La première partie "Détails du roulement" vous permet de choisir le modèle de roulement parmi deux options disponibles dans la base de données CWRU: 6205-2RS JEM SKF (DE) et 6203-2RS JEM SKF (FE). La deuxième partie " Détails du moteur" permet de choisir la vitesse de rotation et la charge du moteur. De plus, dans la troisième partie "Détails du défaut", l'utilisateur peut sélectionner le type et l'intensité du défaut. Enfin, la fréquence d'échantillonnage et la durée du signal de vibration peuvent être choisies dans la quatrième partie "détails du signal de vibration".

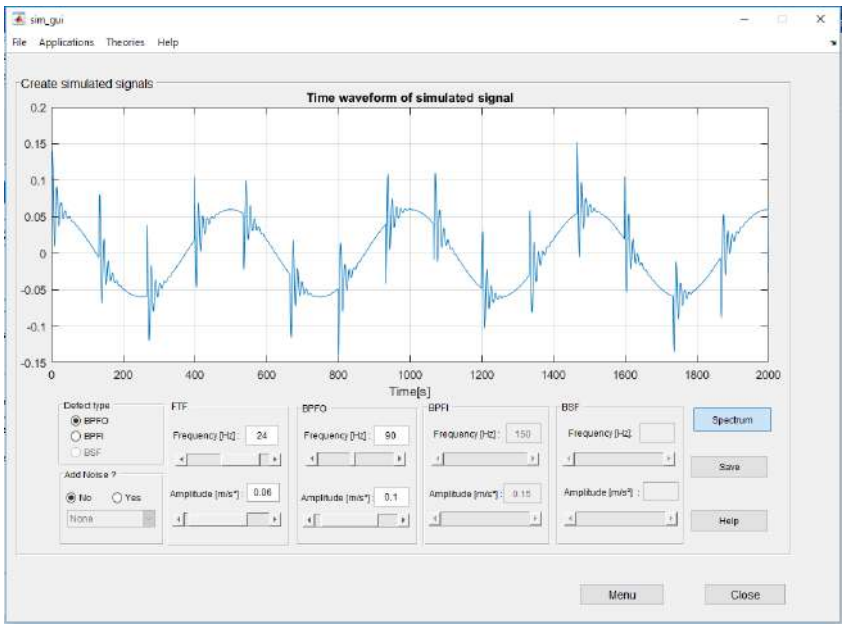


Figure 4.16 Capture d'écran de la fenêtre « création de signaux simulés de vibration de roulement »

4.4.4 Interface pour calculer les fréquences caractéristiques

Les fréquences caractéristiques des roulements peuvent être calculées manuellement en utilisant la géométrie interne du roulement et sa vitesse de rotation. Cependant, la Figure 4.18 est la fenêtre de calcul des fréquences, basée sur les quatre Equations (2.35-38). Cette fenêtre s'obtient depuis le menu principal en cliquant sur le bouton « Fréquences fondamentales de roulement » de la Figure 4.15.



Figure 4.17 Capture d'écran de la fenêtre « Signal mesuré»

4.4.5 Interface pour le diagnostic des défauts par détection d'enveloppe DE

L'utilisateur peut effectuer un diagnostic de roulement basé sur l'analyse des vibrations par analyse d'enveloppe en cliquant sur le bouton "Diagnostic des défauts par ED" dans la Figure 4.15 qui ouvre une nouvelle fenêtre comme indiqué dans la Figure 4.19. Où l'utilisateur peut choisir l'une des deux méthodes proposées dans cette application "Transformée de Hilbert" et "Opérateur énergétique". Le résultat de la détection est affiché dans la zone "Décision" via le calcul du FCFR.

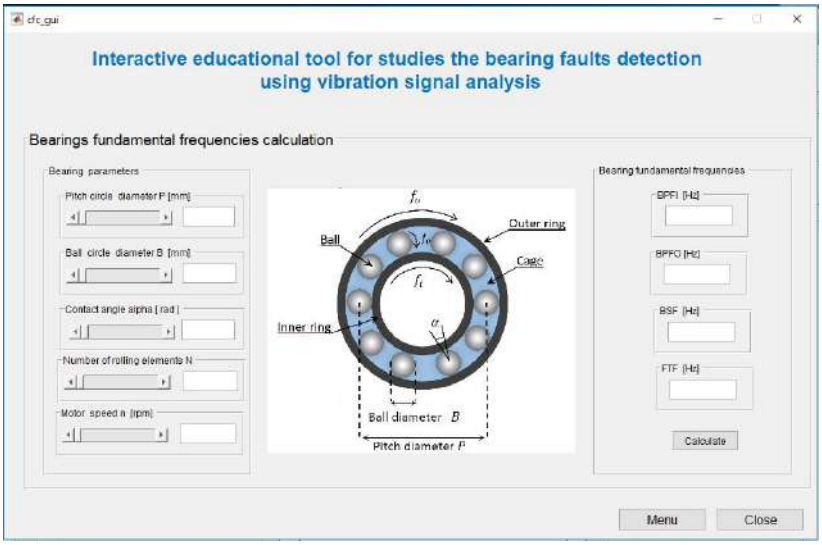


Figure 4.18 Capture d'écran de la fenêtre de calcul des fréquences caractéristiques des roulements

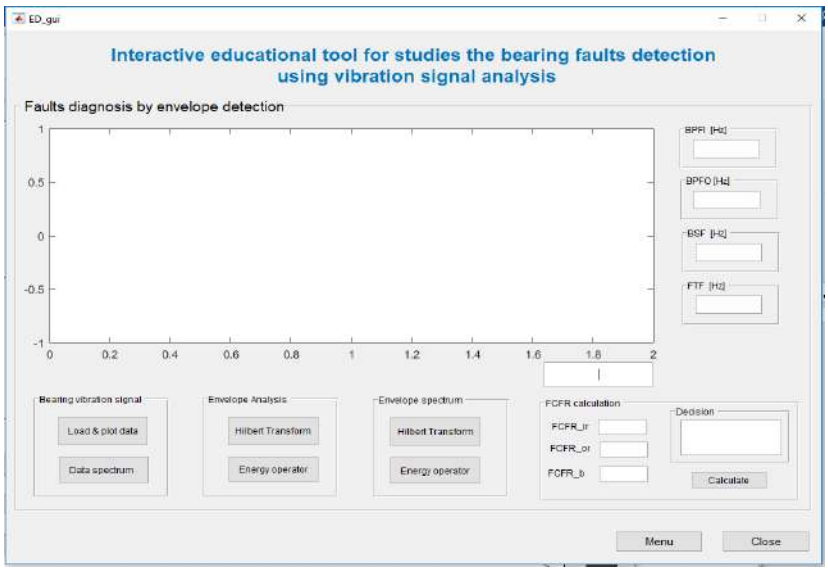


Figure 4.19 Capture d'écran de la fenêtre « diagnostic de défaut par détection d'enveloppe »

Par exemple, l'enveloppe du signal avec un défaut de la bague extérieure du roulement, collecté à 1797 [RPM] obtenue par application de transformée de Hilbert et opérateur énergétique, est représentée sur la Figure 4.20b et la Figure 4.20c respectivement. Les spectres des signaux représentés sur les Figures 4.20a, 4.20b et 4.20c sont présentés sur les Figures 4.21a, 4.21b et 4.21c respectivement. Comme on peut le constater sur ces Figures, les pics de fréquence à $f_o = 107$ Hz et leurs multiples sont prédominants. De plus, la fréquence de crête f_o a une valeur extrêmement similaire à la fréquence de défaut de la bague extérieure au Tableau 4.6 (1ère ligne). Cela montre l'existence d'un défaut dans la bague extérieure.

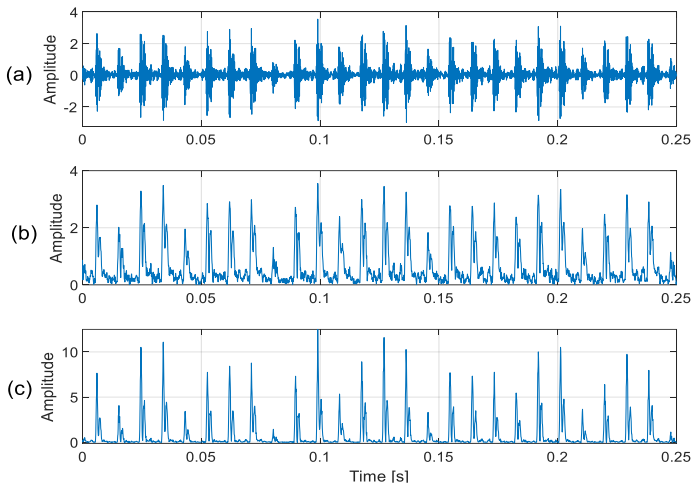


Figure 4.20 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague extérieur : (a) sa représentation dans le domaine temporel, (b) son enveloppe obtenue par HT, (c) son enveloppe obtenue par l'opérateur énergétique TEO

De même, l'enveloppe du signal avec un défaut de la bague intérieure du roulement, collecté à 1730 tr/min obtenue par application de transformée de Hilbert et l'opérateur énergétique TEO, est représentée sur la Figure 4.22b et la Figure 4.22c respectivement. Les spectres des signaux représentés sur les Figures 4.22a, 4.22b et 4.22c sont présentés sur les Figures 4.23a, 4.23 et 4.23c respectivement. Comme on peut le constater sur ces figures, les pics de fréquence à $f_i = 156$ Hz et leurs multiples sont prédominants. De plus, la fréquence de

crête f_i a une valeur extrêmement similaire à la fréquence de défaut de la bague intérieure au Tableau 4.5 (4ère ligne). Cela montre l'existence d'un défaut dans la bague intérieure.

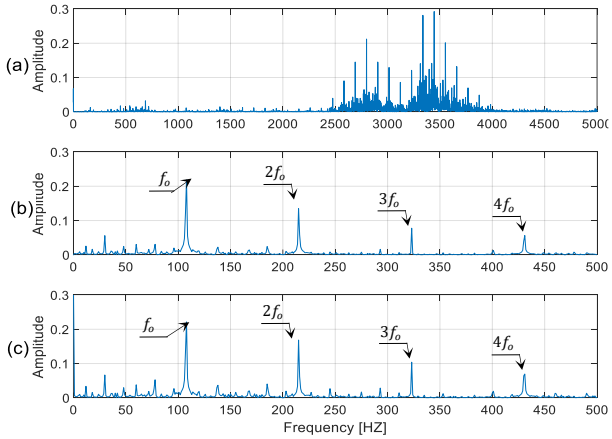
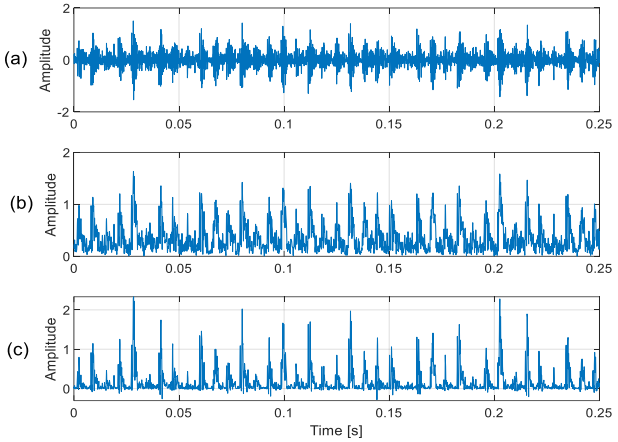


Figure 4.21 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague extérieure: (a) sa représentation dans le domaine fréquentiel, (b) le spectre de son enveloppe obtenu par HT, (c) le spectre de son enveloppe obtenu par opérateur énergétique

Figure 4.22 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague intérieure: (a) sa



représentation dans le domaine temporel, (b) son enveloppe obtenue par HT, (c) son enveloppe obtenue par opérateur énergétique

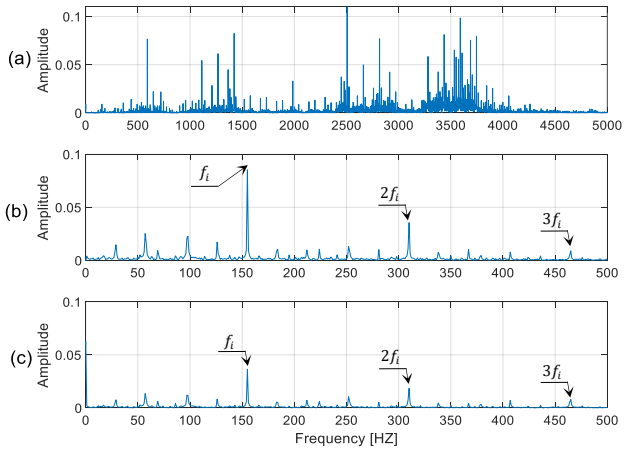


Figure 4.23 Un signal provenant d'un roulement avec un défaut de la bague intérieure: (a) sa représentation dans le domaine fréquentiel, (b) le spectre de son enveloppe obtenu par HT, (c) le spectre de son enveloppe obtenu par opérateur énergétique

4.5 Conclusion

Ce chapitre a discuté des sources de données de vibrations synthétiques et réelles utilisées dans les expériences menées dans le chapitre suivant de cette thèse, et de l'application multifenêtre créée pour afficher les deux types de données précédentes. La première section a montré le premier ensemble de données, qui permet de simuler la présence de deux principaux défauts du roulement. La deuxième section du chapitre a montré une brève description des bases open-source, qui sont les plus courantes dans la littérature. De plus, la base CWRU a été sélectionnée parmi toutes ces bases et présentée en détail, car elle est la plus utilisée par la majorité de la littérature sur le diagnostic des défauts de roulement en raison de sa simplicité, sa popularité et sa diversité. La dernière section a présenté le développement d'une interface graphique basée sur MATLAB pour générer et visualiser les données de validation de notre approche. Cette 'application multifenêtre permet aux utilisateurs de personnaliser les paramètres du signal de vibration et même le diagnostic par la méthode de détection d’enveloppe.

CHAPITRE 5

Une approche pour améliorer la FDM pour le diagnostic des défauts de roulement

Chapitre 5: Une approche pour améliorer la méthode de décomposition de Fourier pour le diagnostic des défauts de roulement

5.1 Introduction

Le signal de vibration du roulement a la caractéristique non stationnaire et non linéaire [35], il est donc difficile d'extraire la caractéristique de défaut. Dans ce chapitre, une nouvelle méthode basée sur la méthode décomposition de Fourier (FDM) et l'opérateur énergétique Teager (TEO) est proposée pour le diagnostic des défauts de roulement. Ce chapitre comprend une description et une validation de cette nouvelle méthode, qui nous l'avons appelée méthode de décomposition de Fourier améliorée (EFDM).

L'efficacité de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts est validée par des résultats de simulation et de l'analyse de signaux expérimentaux. Des études comparatives montrent également l'avantage de l'EFDM, dans le diagnostic des défauts de roulement, par rapport aux méthodes de la décomposition de mode empirique (EMD) et de la décomposition de mode variationnelle (VMD).

5.2 Rapport de fréquence caractéristique de défaut (FCFR)

Dans ce chapitre, nous avons besoin d'un indicateur afin d'évaluer les informations de défaut. Bien qu'il existe de nombreux indicateurs couramment utilisés dans de nombreuses applications, par exemple: le kurtosis, le principe d'entropie de Shannon et le coefficient de corrélation [35]. Cependant, la composante sélectionnée par ces indicateurs ne peut pas automatiquement contenir la plus information sur la fréquence de défaut [72]. Pour cette raison, la valeur FCFR est introduite dans cette section pour sélectionner le FIBF qui contient la plus grande composante de fréquence de défaut, en calculant la proportion de fréquence caractéristique de défaut f_c et ses harmoniques dans le spectre d'enveloppe. En général, le FCFR consiste à mesurer le rapport d'une fréquence f_c dans un signal $x[n]$ comme suit:

$$FCFR_{f_c} = \frac{\sum_{\ell=1}^{L} |X[\ell \cdot f_c]|}{N^{-1} \sum_{\ell=1}^{N} |X[\ell \cdot f]|} \tag{5.1}$$

Où $X[r]$ est le spectre de $x[n]$, f est la résolution fréquentielle et N est le nombre de points dans le spectre, $\ell \cdot f_c$ et $\ell \cdot f$ sont la $\ell^{ème}$ harmonique de f_c et f, respectivement. L'indicateur $FCFR_{f_c}$ plus grand reflète la meilleure capacité d'extraction des caractéristiques de défaut.

Une simple analyse du spectre montre que la plupart des informations de fréquence f_c existent dans les trois premiers harmoniques. Par conséquent, seule la gamme des trois premiers spectres est largement suffisante pour une meilleure évaluation [35]. Nous obtenons ceci, en changeant ce qui suit dans l'Equation (5.1): $L = 3$ et $N = 3f_c$, ce qui réduit également l'influence du bruit.

5.3 Processus de la méthode proposée EFDM

Tout d'abord, le signal de vibration $x[n]$ est décomposé en plusieurs composants de fonction de mode intrinsèque (FIBF) au moyen de FDM, qui est une méthode de décomposition de signal. Ensuite, TEO est appliqué aux FIBFs afin de mettre en évidence l'enveloppe de chaque composant, puis le spectre de chaque enveloppe est calculé, la composante FIBF la plus sensible est sélectionnée selon le critère de FCFR le plus grand. Enfin, le spectre est amélioré en appliquant la TEO à la FIBF sélectionnée, extrayant ainsi la caractéristique de défaut pour diagnostiquer le défaut de roulement. Le schéma fonctionnel expliquant l'approche proposée est illustré à la Figure 5.1, et la procédure détaillée est décrite comme suit:

- ***Analyse FDM:*** la méthode de décomposition de Fourier est appliquée pour décomposer le signal de vibration de roulement $x[n]$ en un groupe de M signaux mono-composants $y_i[n]$ nommé FIBF.

$$x[n] = \sum_{i=1}^{M} y_i[n] + a_0 \tag{5.2}$$

- ***Detection d'enveloppe par TEO***: l'opérateur d'énergie Teager TEO est appliqué sur chaque FIBF $y_i[n]$ pour extraire l'enveloppe de chaque composante $ye_i[n]$ comme suit

$$ye_i[n] = {y_i}^2[n] - y_i[n-1] \cdot y_i[n+1] \tag{5.3}$$

- ***Analyse de spectre*** : la transformée de Fourier rapide FFT est appliquée sur chaque $ye_i[n]$ pour obtenir le spectre d'enveloppe $Ye_i[k]$ défini par

$$Ye_i[k] = \sum_{n=0}^{N-1} ye_i[n] \cdot e^{-j2\pi nk/N} \tag{5.4}$$

- ***Amélioration du spectre d'enveloppe***: l'application directe de TEO sur le signal de vibration brut peut effectuer une détection plus efficace des défauts de roulement, car il met en évidence le train d'impulsions caractéristiques [73]. En conséquence, le TEO est appliqué une seconde fois pour obtenir le spectre d'enveloppe amélioré $Ya_i[k]$ comme suit

$$Ya_i[k] = {Ye_i}^2[k] - Ye_i[k-1] \cdot Ye_i[k+1] \tag{5.5}$$

- ***Extraction de FIBF la plus sensible:*** le FCFR du spectre d'enveloppe amélioré de chaque composante $Ya_i[k]$ est calculé à l'aide de l'Equation (5.6), le FIBF avec FCFR le plus grand est choisi comme composante efficace, et son spectre d'enveloppe est analysé pour détection de défaut de roulement.

$$FCFR_{f_c} = \frac{\sum_{\ell=1}^{3} |Ya_i[\ell \cdot f_c]|}{N^{-1} \sum_{\ell=1}^{3f_c} |Ya_i[\ell \cdot f]|} \tag{5.6}$$

- ***Diagnostic de défaut***: un défaut de roulement peut être diagnostiqué (l'existence du défaut et sa nature), en comparant les $FCFR_{f_c}$ calculés à partir des différentes fréquences caractéristiques f_c (bague intérieure $f_c = f_i$, bague extérieure $f_c = f_o$).

Les $FCFR_{f_i}$ et $FCFR_{f_o}$ sont les valeurs $FCFR_{f_c}$ du défaut de la bague intérieure, du défaut de la bague extérieure, respectivement, obtenus en remplaçant respectivement la fréquence caractéristique de défaut f_c par les fréquences caractéristiques des défauts de la bague intérieure f_i et la bague extérieure f_o dans l'Equation (5.6).

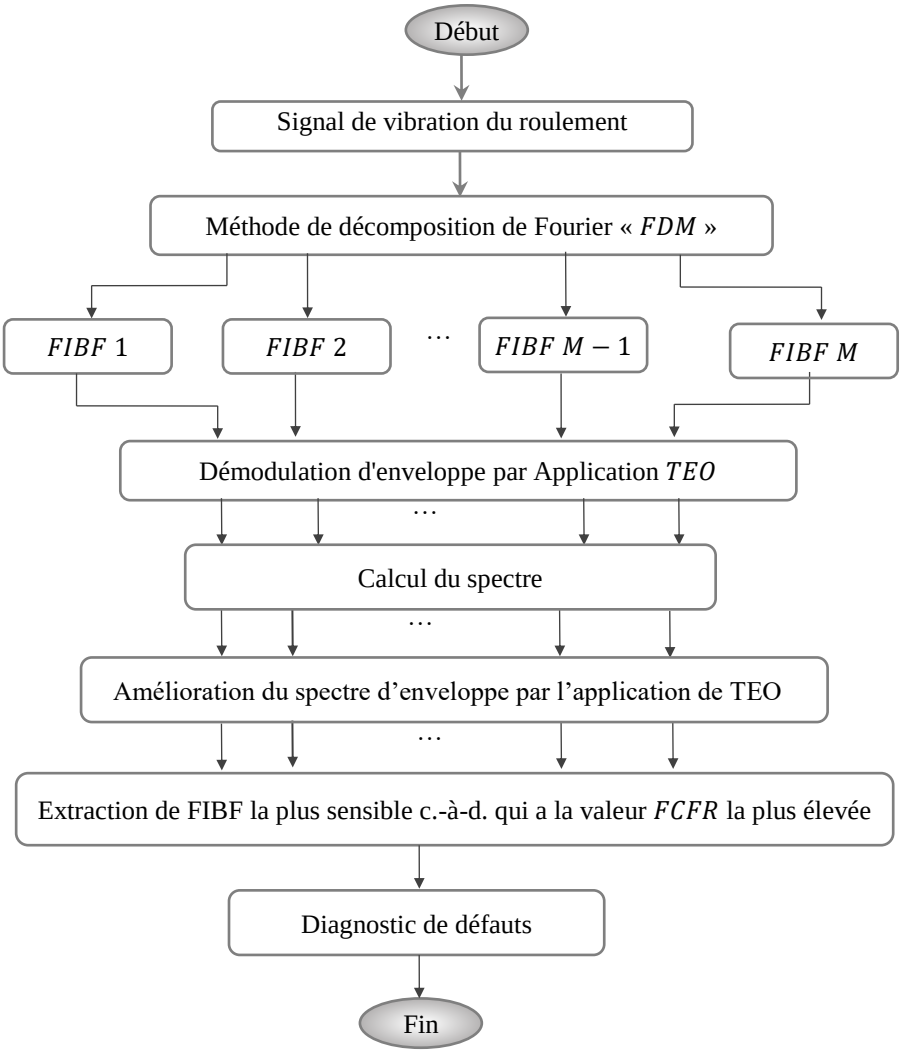


Figure 5.1 L'organigramme de l'algorithme de diagnostic des défauts du roulement, basée sur EFDM

5.4 Validation de la méthode proposée à l'aide de signaux de défaut simulés et expérimentaux

5.4.1 Signaux de défaut simulés analysés par EFDM

Dans cette section, la méthode proposée est utilisée pour analyser des signaux de vibration avec défauts de bague intérieure sim_{IR} et bague extérieure sim_{OR} simulés par un modèle de défaut de roulement typique. Ce modèle a été présenté au chapitre 4, et défini par l'Equation 4.1 et les Figures 4.1 et 4.2. Les paramètres spécifiques des signaux de simulation sim_{IR} et sim_{OR} sont présentés dans le Tableau 4.1.

5.4.1.1 signal de simulation avec défaut de bague intérieure sim_{IR}

Dans cette première partie, la EFDM est utilisée pour analyser le signal de simulation avec défaut de bague intérieure sim_{IR} afin d'obtenir sa fréquence caractéristique de défaut ($f_i = 150[Hz]$). Les-paramètres de simulation sont définis comme suit: la fréquence de rotation de l'arbre f_r est de 10 Hz, la fréquence de résonance du roulement f_n est de 2500 Hz et l'amplitude de vibration causée par un défaut de bague intérieure est de 0.02. De plus, la fréquence d'échantillonnage f_s est fixée à 12 kHz et le rapport signal sur bruit additionné est de -15 dB.

La Figure 5.2 montre la forme d'onde du domaine temporel et le spectre d'enveloppe du signal de simulation sim_{IR}. En comparant la Figure 5.2a avec 5.2b, nous pouvons remarquer que le signal d'impact est presque complètement noyé par un fort bruit de fond. Comme le montre la Figure 5.2c, aucune des composantes de fréquence n'a évidemment une plus grande amplitude dans le spectre d'enveloppe. Par conséquent, il est difficile d'extraire les caractéristiques de défaut par analyse du domaine temporel et spectre d'enveloppe.

Après l'application de la EFDM, cinquante-deux composantes sont séparées. En raison du ce grand nombre de composantes obtenues après décomposition et de l'espace limité, nous ne montrons que six composantes contenant la FIBF effective, comme montré sur la Figure 5.3. Le $FCFR_{fi}$ de tous les FIBF est calculé par l'Equation (5.6), le FIBF avec le plus grand $FCFR_{fi}$ est considéré comme la FIBF effective. Les résultats sont répertoriés dans le Tableau 5.1 , où la FIBF 27 de sim_{IR} est pris comme la composante effective.

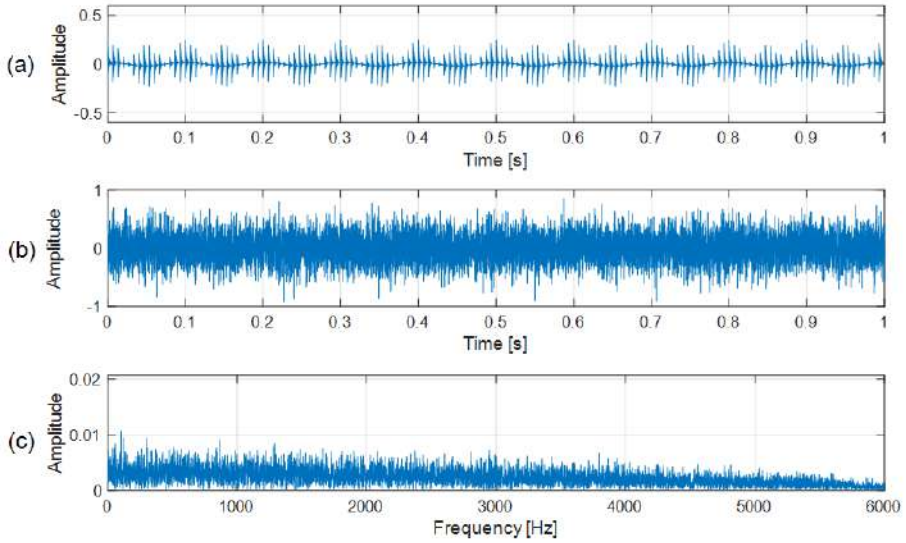


Figure 5.2 Le signal de simulation sim_{IR}: (a) forme d'onde du domaine temporel sim_{IR} sans bruit (b) signal bruité (c) spectre d'enveloppe du signal de simulation

Tableau 5. 1 $FCFR_{fi}$ des résultats de décomposition par EFDM du signal de simulation sim_{IR}

N° de ***FIBF***	$FCFR_{fi}$	*N° de* ***FIBF***	$FCFR_{fi}$	*N° de* ***FIBF***	$FCFR_{fi}$	*N° de* ***FIBF***	$FCFR_{fi}$
1	0.0000	14	0.0000	**27**	**15.919**	40	0.0000
2	0.0000	15	0.0000	28	3.7182	41	0.0000
3	0.0000	16	0.6045	29	1.6209	42	0.0000
4	0.0000	17	0.6633	30	0.6105	43	0.0001
5	0.0000	18	1.4098	31	1.3071	44	0.0003
6	0.0000	19	0.1351	32	0.2571	45	0.0000
7	0.0007	20	4.1833	33	0.0000	46	0.0000
8	0.0000	21	2.4899	34	0.9376	47	0.0000
9	0.0001	22	1.5833	35	0.0000	48	0.0000
10	0.0000	23	2.2449	36	0.0000	49	0.0000
11	0.0000	24	2.0281	37	0.0000	50	0.0000
12	0.0000	25	3.1145	38	0.0000	51	0.0000
13	0.0000	26	3.4156	39	0.0000	52	0.0000

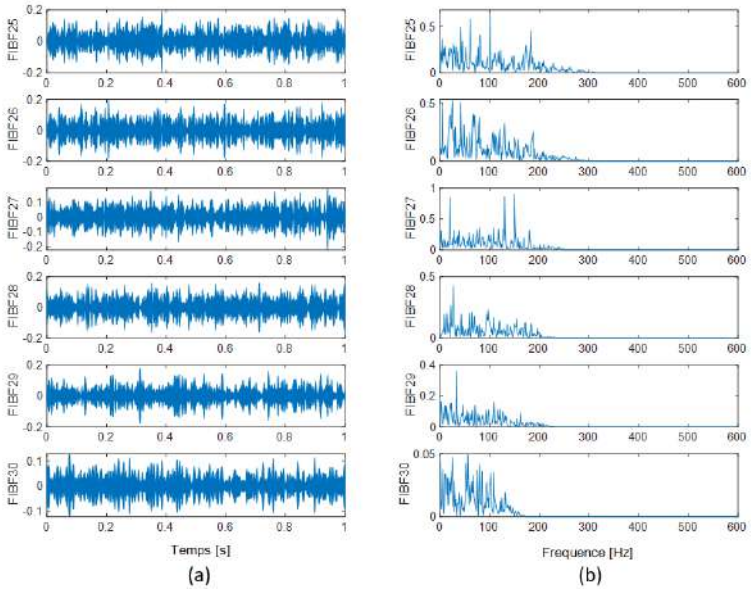


Figure 5.3 Résultats du signal de simulation sim_{IR} décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

A partir du résultat montré dans la Figure 5.4b, nous pouvons voir la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure simulé (150 [Hz]) démodulée à partir du spectre d'amplitude FIBF 27 centré sur la bande de résonance à haute fréquence (2500 [Hz]) présenté par la Figure 5.4a. Également, la fréquence de vitesse de l'arbre et les fréquences caractéristiques, ainsi que leurs harmoniques clairement identifiées sur le spectre d'enveloppe, ce résultat a montré que la caractéristique de défaut est bien extraite par la méthode proposée.

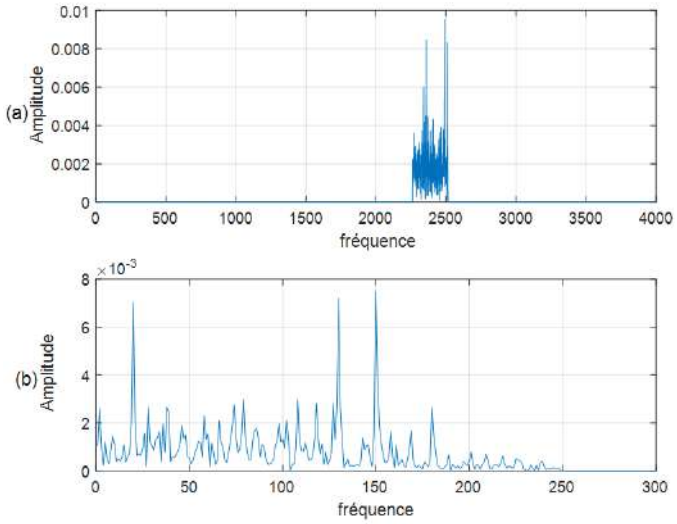


Figure 5.4 Spectres de la vingt septième composante obtenue par EFDM du signal de simulation sim_{IR} (a) Spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe

Pour valider davantage de la méthode proposée dans le domaine du diagnostic des défauts, l'EMD, la VMD et la FDM sont introduites pour analyser le signal de simulation mentionné ci-dessus. Donc, nous pouvons obtenir les spectres d'enveloppe de chaque composante et sélectionner le meilleur spectre à comparer avec le résultat analysé par EFDM. En conséquence**,** dix composantes sont séparées par l'EMD, douze par la VMD et cinquante-deux composantes par la FDM. Chacune des Figures 5.5, 5.6 et 5.7 montre un groupe de six composantes du signal de simulation sim_{IR} décomposé par l'EMD , la VMD et la FDM, respectivement.

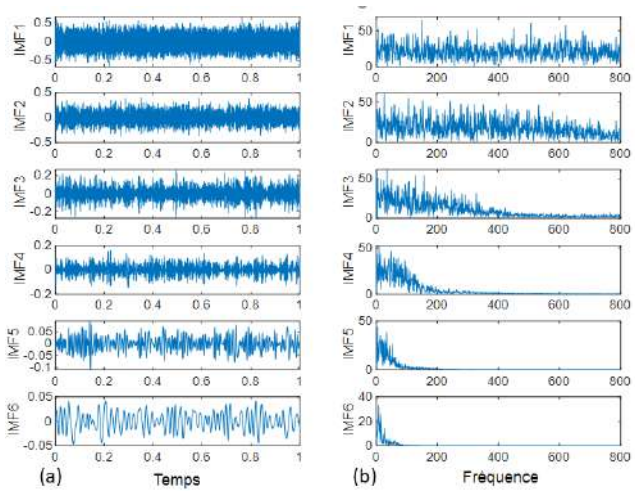


Figure 5.5 Résultats du signal de simulation sim_{IR} décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF

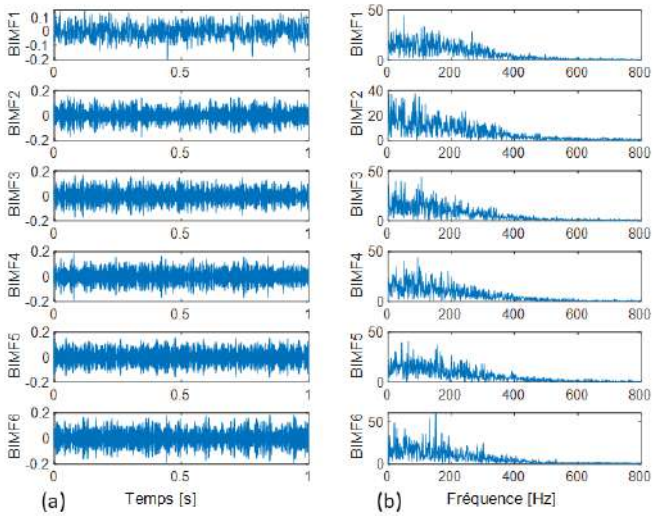


Figure 5.6 Résultats du signal de simulation sim_{IR} décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de chaque BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF

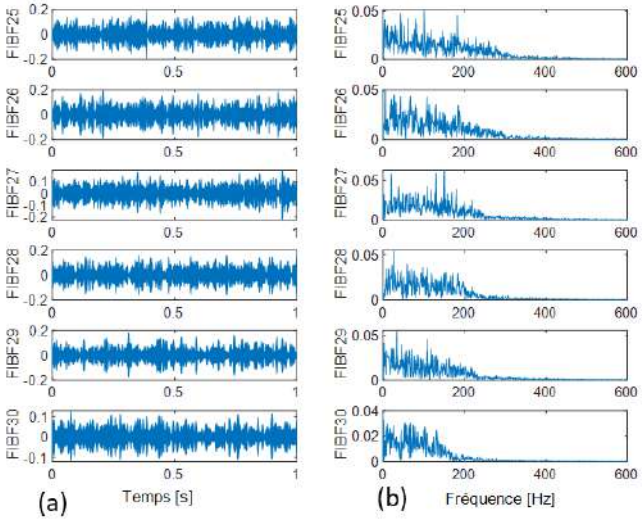


Figure 5.7 Résultats du signal de simulation sim_{IR} décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

Les amplitudes de 1ere harmonique (fréquence 150 [Hz]) des spectres d'enveloppe des composantes effectives correspondantes aux méthodes EMD, VMD, FDM et EFDM sont superposées sur une même figure (Figure 5.14a). Par comparaison, nous pouvons voir que La méthode proposée surpasse les autres algorithmes, en particulier l'EMD largement utilisée.

5.4.1.2 signal de simulation avec défauts de bague extérieure sim_{OR}

Cette fois la EFDM est utilisée pour analyser le signal de simulation avec défaut de bague extérieure sim_{OR} afin d'obtenir sa fréquence caractéristique de défaut ($f_O = 100[Hz]$). Les paramètres de simulation sont définis comme suit: la fréquence de rotation de l'arbre f_r est de 10 Hz, la fréquence de résonance du roulement f_n est de 4000 [Hz] et l'amplitude de vibration causée par un défaut de bague extérieure est de 0.05. De plus, la fréquence d'échantillonnage f_s est fixée à 12 kHz et le rapport signal sur bruit additionné est de -15 dB.

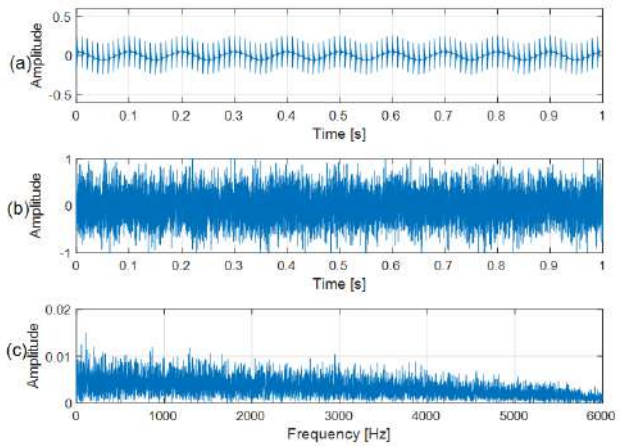


Figure 5.8 Le signal de simulation sim_{OR}: (a) forme d'onde du domaine temporel sim_{OR} sans bruit (b) signal bruité (c) spectre d'enveloppe du signal de simulation

La forme d'onde du domaine temporel et le spectre d'enveloppe du signal de simulation sim_{OR} sont présentés sur la Figure 5.8. On put voir sur la figure spectrale (Figure 5.8c) que la fréquence de défaut f_o, la fréquence de rotation de l'arbre f_r et la bande de résonance haute fréquence f_n sont presque invisibles. Cela informe que la fréquence dominante n'est pas la fréquence de défaut f_o. En revanche, l'application de la EFDM au signal de simulation sim_{OR} a produit cinquante et une composantes. La Figure 5.9 montre seulement six composantes qui incluent la FIBF effective. Les $FCFR_{fo}$ de tous les FIBFs sont calculés par l'Equation 5.6 et sont répertoriés dans le Tableau 5.2, la FIBF avec le plus grand $FCFR_{fo}$ est pris comme la FIBF effective, qui est FIBF 22, où la fréquence caractéristique f_o est prédominante.

La Figure 5.10 montre les spectres d'amplitude et d'enveloppe de la composante FIBF22 (composante effective). D'après le résultat illustré à la Figure 5.10b, nous pouvons voir la fréquence caractéristique du défaut de la bague externe (100 [Hz]) démodulée à partir du spectre d'amplitude centré sur la bande de résonance haute fréquence (4000 [Hz]) illustré à la Figure 5.10a, où la fréquence caractéristique est clairement identifiée sur le spectre d'enveloppe. Ce résultat a montré que l'approche proposée extrait efficacement la caractéristique de défaut de la bague extérieure.

A titre de comparaison, EMD, VMD et FDM sont également appliquées au signal sim_{OR}. En conséquence, neuf composantes sont séparées par EMD, douze par VMD et cinquante et

une composantes par FDM. La Figures 5.11 montre les formes d'onde dans le domaine temporel et les spectres d'enveloppe de six premiers composants IMF obtenues par EMD. De plus, la Figures 5.12 montre les formes d'onde dans le domaine temporel et les spectres d'enveloppe de six dernières composantes BIMF7 à BIMF12 obtenues par VMD. Ainsi, la Figures 5.13 montre les formes d'onde dans le domaine temporel et les spectres d'enveloppe de six composantes FIBF19 à FIBF24 obtenues par FDM. La Figure 5.14b montre les amplitudes des premières harmoniques (crête) (fréquence 100 [Hz]) de spectres d'enveloppe obtenus par les quatre méthodes. Par comparaison, nous pouvons voir que le spectre d'enveloppe obtenu par EFDM a le meilleur effet.

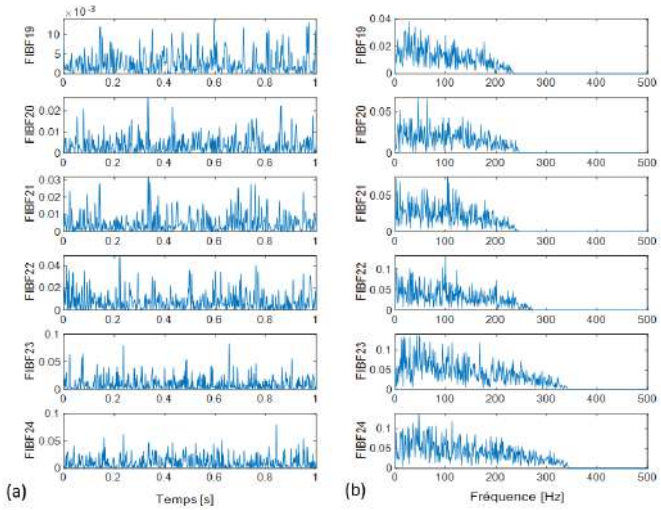


Figure 5.9 Résultats du signal de simulation sim_{OR} décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de chaque FIBF, (b) spectre d'enveloppe de chaque FIBF

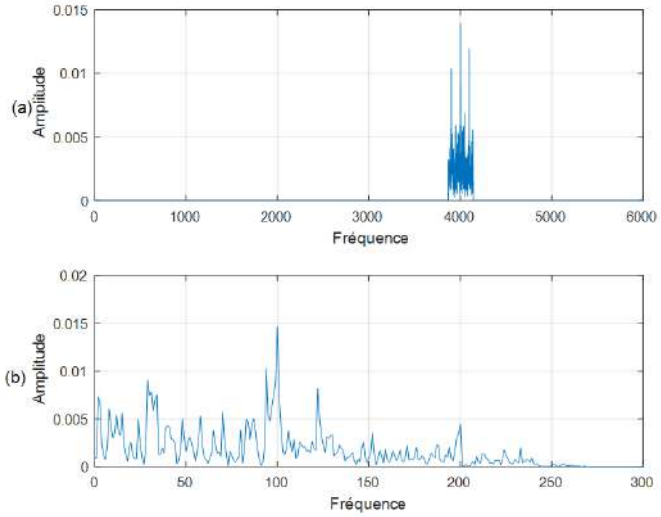


Figure 5.10 Spectres de la vingt deuxième composante obtenue par EFDM du signal de simulation sim_{OR} (a) Spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe

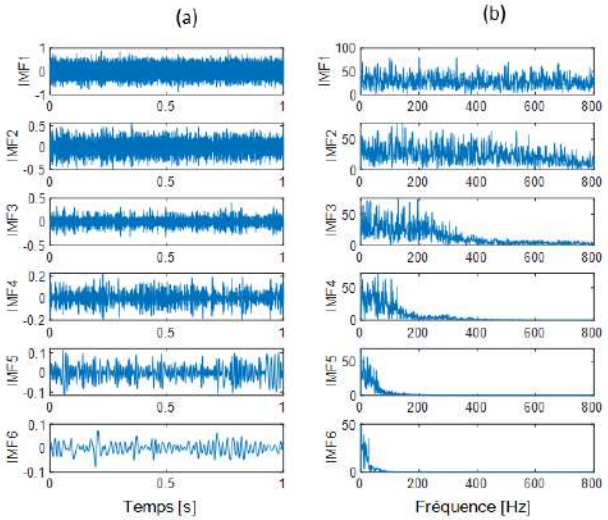


Figure 5.11 Résultats du signal de simulation $\mathrm{sim}_{\mathrm{OR}}$ décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF

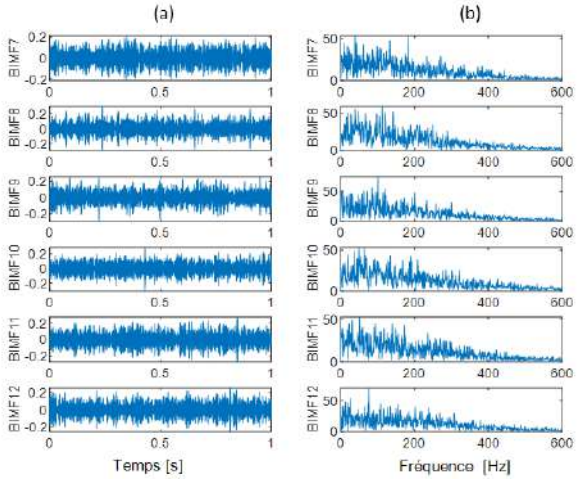


Figure 5.12 Résultats du signal de simulation sim_{IR} décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF

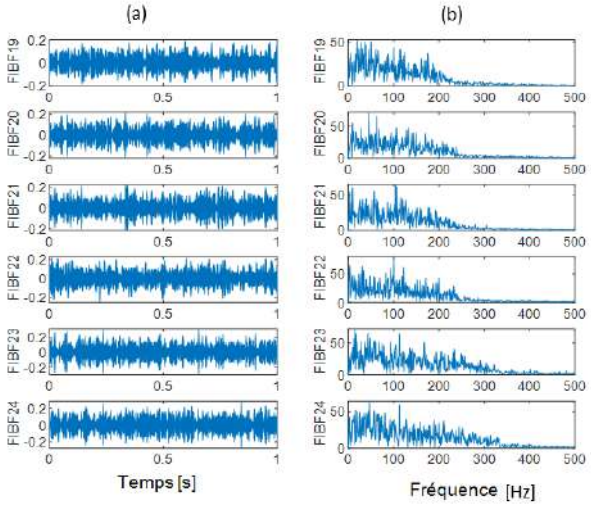


Figure 5.13 Résultats du signal de simulation sim_{IR} décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certain FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

Tableau 5.2 $FCFR_{fo}$ des résultats de décomposition par EFDM du signal de simulation sim_{IR}

N° de ***FIBF***	$\boldsymbol{FCFR_{fo}}$	*N° de* ***FIBF***	$\boldsymbol{FCFR_{fo}}$	*N° de* ***FIBF***	$\boldsymbol{FCFR_{fo}}$	*N° de* ***FIBF***	$\boldsymbol{FCFR_{fo}}$
1	0.0000	14	0.0228	27	5.1441	40	0.0000
2	0.0000	15	1.7248	28	3.8974	41	0.0000
3	0.0000	16	2.5480	29	1.6192	42	0.0000
4	0.0000	17	3.7317	30	1.6220	43	0.0000
5	0.0000	18	1.9173	31	1.3997	44	0.0000
6	0.0002	19	4.1190	32	2.7382	45	0.0000
7	0.0007	20	2.5992	33	2.2085	46	0.0000
8	0.0000	21	2.3759	34	4.2405	47	0.0025
9	0.0019	**22**	**11.324**	35	0.5063	48	0.0000
10	0.0000	23	2.2463	36	0.8019	49	0.0000
11	0.0000	24	5.2595	37	0.0000	50	0.0000
12	0.0000	25	4.3784	38	0.0201	51	0.0000
13	0.0000	26	2.5564	39	0.0000	-	-

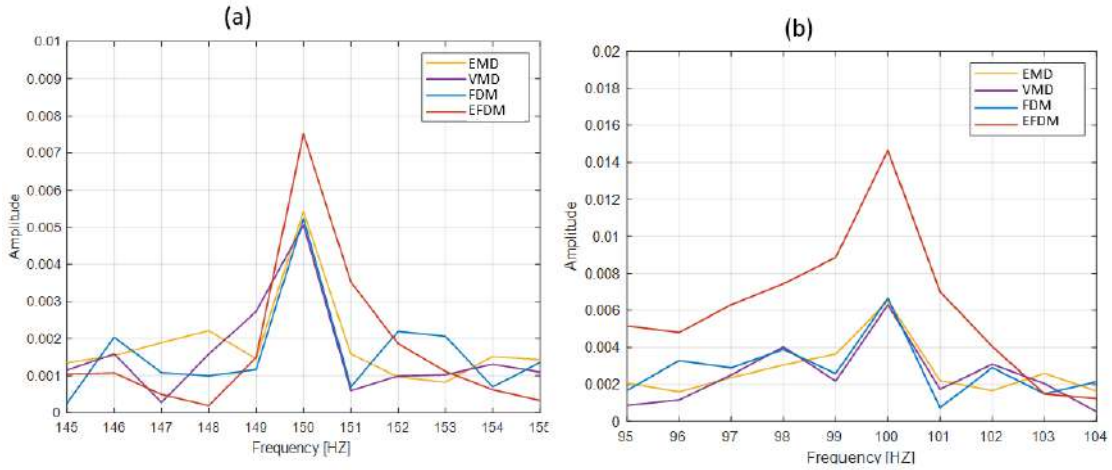


Figure 5.14 Les amplitudes des premières harmoniques des spectres d'enveloppe obtenus par la méthode proposée EFDM et les méthodes existantes EMD, VMD et FDM, (a) du signal de simulation sim_{IR}, (b) du signal de simulation sim_{OR}

Le Tableau 5.3 montre les plus grands $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ des spectres d'enveloppe obtenus après décomposition de signaux de simulation sim_{IR} et sim_{OR}, respectivement, en utilisant différentes méthodes. Pour plus de clartés et pour montrer le contraste des performances des différentes méthodes d'analyse, ce tableau est présenté graphiquement par la Figure 5.15, où l'on peut voit aisément la supériorité de l'approche proposée, même par rapport à la méthode « EMD » la plus connue dans le domaine du diagnostic de roulements. Depuis les résultats enregistrés dans le Tableau 5.3, on peut voir que les indices d'évaluation $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ de EFDM sont significativement plus élevés (presque deux fois) que ceux des autres méthodes de diagnostic de défaut. En conclusion, la méthode EFDM est plus performante que l'EMD, la VMD et la FDM, car l'indicateur $FCFR_{fi}$ ou $FCFR_{fi}$ plus grand reflète la meilleure capacité d'extraction des caractéristiques de défaut.

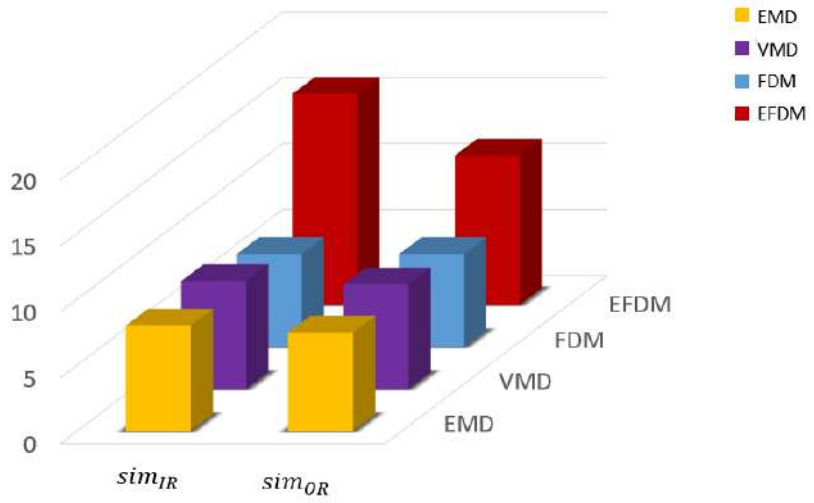


Figure 5.15 $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ des spectre d'enveloppe obtenus après la décomposition de signaux de simulation sim_{IR} et sim_{OR}

Tableau 5.3 Le plus grand $FCFR_i$ et $FCFR_o$ des résultats de décomposition par différentes méthodes des signaux de simulation sim_{IR} et sim_{OR}

Signaux	Paramètres	Méthodes			
		EMD	***VMD***	***FDM***	***EFDM***
sim_{IR}	$FIBF\ N°$	01	06	27	27
	$FCFR_{fi}$	7.99	8.18	7.20	15.91
sim_{OR}	$FIBF\ N°$	01	09	22	22
	$FCFR_{fo}$	7.4655	7.9403	7.0506	11.324

5.4.1.3 Etudes comparatives de l'influence du bruit sur EFDM

Les données simulées tiennent également compte de nombreux phénomènes réels tels que la variation de vitesse et l'effet du bruit. Pour vérifier davantage la supériorité de la méthode proposée dans le diagnostic des défauts, dix niveaux de bruit différents avec des SNR de -2 dB à -20 dB sont utilisés pour comparer différentes approches. L'influence du bruit sur les quatre méthodes est illustrée à la Figure 5.16. Les différents signaux bruités (de SNR entre -2 et -20 dB) sont analysés à l'aide des méthodes EMD, VMD, FDM et EFDM. Les FCFR obtenus sont répertoriés dans le Tableau 5.4 et sont présentés dans la Figure 5.16. Malgré la diminution de la valeur du FCFR en augmentant le SNR, la supériorité de EFDM a été observée par rapport aux autres méthodes et sur toute la gamme des SNR utilisée.

Tableau 5.4 Variation de l'indice d'évaluation $FCFR_{fi}$ en fonction du bruit, pour différentes méthodes.

	Rapport signal sur bruit (SNR)									
	-2dB	**-4dB**	**-6dB**	**-8db**	**-10dB**	**-12dB**	**-14dB**	**-16dB**	**-18dB**	**-20dB**
$FCFR_{fi}$ **de EMD**	50.53	40.46	31.21	23.13	16.73	12.77	9.68	7.10	5.31	4.48
$FCFR_{fi}$ **de VMD**	29.86	30.34	25.72	21.15	16.62	12.81	9.55	7.08	5.30	5.14
$FCFR_{fi}$ **de FDM**	30.84	16.13	20.14	15.78	13.77	9.05	8.74	7.62	6.91	4.83
$FCFR_{fi}$ **de EFDM**	111.65	50.96	72.11	47.49	43.18	23.63	18.47	16.22	14.81	7.37

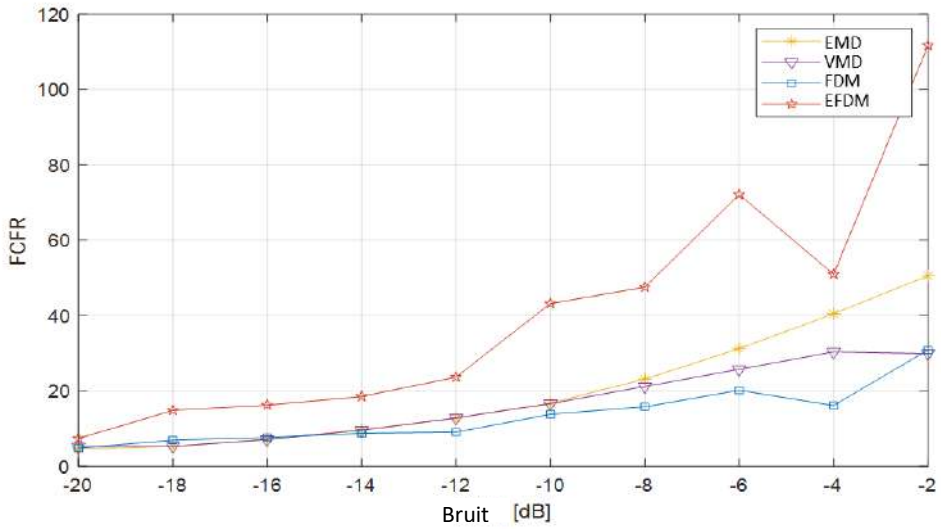


Figure 5.16 Comparaison de variation de $FCFR_{fi}$ en fonction de SNR pour différentes approches (défaut de bague intérieure simulé sim_{IR})

5.4.2 Signaux de défaut de roulement réels analysés par EFDM

Toutes les méthodes ont été comparées dans la section précédente par des données simulées (sim_{IR} et sim_{OR}), où l'accent est mis sur la proximité des signaux vibratoires simulés avec des cas pratiques. Mais, la simulation peut n'être qu'une estimation de cas pratiques. Il existe de nombreux paramètres non quantifiables qui ne peuvent pas être simulés. Différents ensembles de données expérimentales acquises à partir de la même taille de défaut dans des conditions de fonctionnement identiques sont différents en raison de ces paramètres non quantifiables. Il est donc essentiel de comparer ces approches pour les bases de données expérimentales [74]. Après avoir utilisé des données synthétiques dans la section précédente, nous évaluons maintenant la méthode proposée sur des signaux vibratoires mesurés, produits par les roulements de machines tournantes, collectés par WCRU. Les caractéristiques de tous les signaux utilisés ici ont été présentés au chapitre 4.

5.4.2.1 Analyse des défauts de la bague intérieure des roulements DATA1

Ces signaux ont été présentés au chapitre 4, où leurs formes d'onde dans le domaine temporel et leurs spectres ont été données respectivement aux Figures 4.8 et 4.9. En outre, leurs paramètres spécifiques ont été présentés dans le Tableau 4.5.

En premier lieu, la EFDM est utilisée pour analyser le signal de vibration avec défaut de bague intérieure $S1_{IR}$ afin d'obtenir sa fréquence caractéristique de défaut ($f_i = 162.19[Hz]$), avec la fréquence de rotation de l'arbre f_r est de $29.95[Hz]$, le diamètre de défaut est de $0.18[mm]$, la vitesse du moteur est de $1797[rpm]$, la charge du moteur est $0[HP]$ et la fréquence d'échantillonnage f_s est 12 kHz. La Figure 5.17 montre la forme d'onde dans le domaine temporel, le spectre FFT et la vue agrandie pour la région des basses fréquences du signal $S1_{IR}$. Le spectre FFT du signal brut $S1_{IR}$montre la concentration d'énergie entre 2500 et 4000 [Hz], comme le montre la Figure 5.17b. Pour les autres signaux de DATA1 (c'est-à-dire $S2_{IR}$ à $S12_{IR}$), la concentration d'énergie est dans la même région de fréquence que $S1_{IR}$. La Figure 5.17c montre que les quatre premières amplitudes de f_i (BPFI) ne sont pas proéminentes, et plusieurs autres fréquences au voisinage du f_i ont des amplitudes relativement plus élevées.

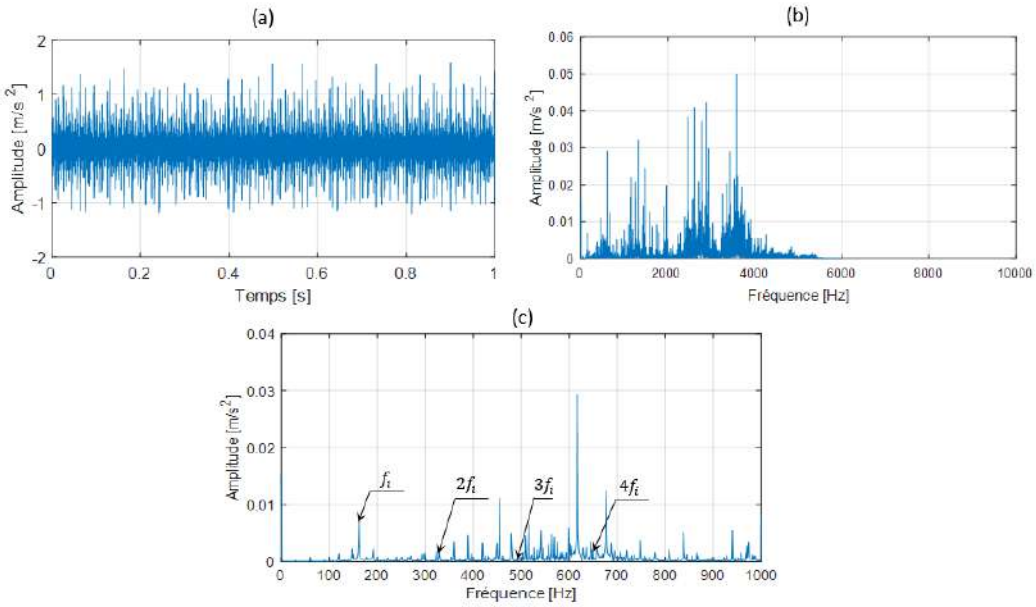


Figure 5.17 Le signal $S1_{IR}$ avec défaut de la bague intérieure (a) Forme d'onde dans le domaine temporel, (b) Forme d'onde dans le domaine fréquentiel, (c) une vue agrandie de la région basse fréquence

Après l'application de la EFDM, quatre-vingt-cinq composantes sont séparées. La Figure 5.18 montre seulement six composantes qui incluent la FIBF effective (FIBF61 à FIBF66). La FIBF 65 de $S1_{IR}$ est retenue comme la composante effective avec le plus grand $FCFR_{fi} =$ 90.38 comme mentionné dans le Tableau 5.5. La Figure 5.19 montre les spectres de la soixante-cinquième composante obtenue par EFDM du signal $S1_{IR}$, où la Figure 5.19a montre le spectre d'amplitude et la Figure 5.19b montre le spectre d'enveloppe. Nous pouvons voir la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure (162 [Hz]) démodulée à partir du spectre d'amplitude FIBF 65 centré sur la bande de résonance à haute fréquence (1200 à 1500 [Hz]) représentée par la Figure 5.19a. Par conséquent, la fréquence de vitesse de l'arbre f_r est clairement identifiée sur le spectre d'enveloppe.

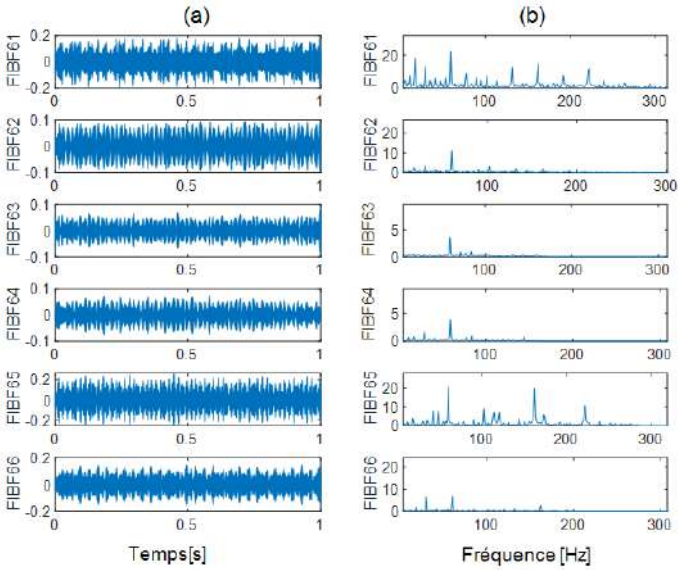


Figure 5.18 Résultats du signal $S1_{IR}$ décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

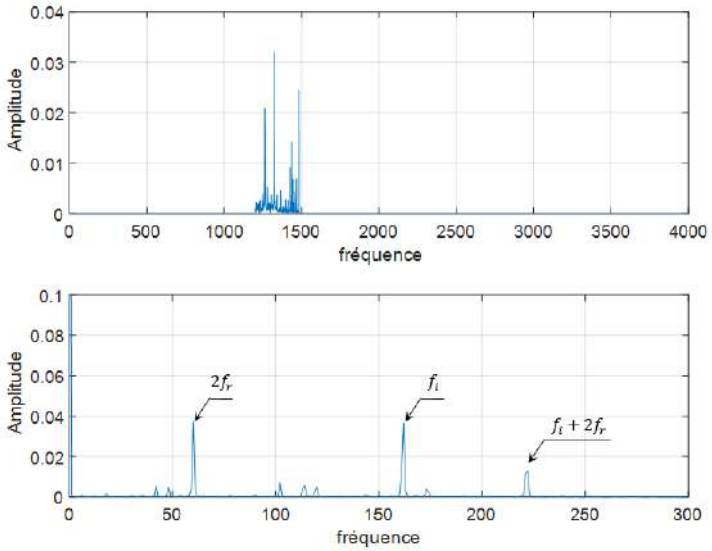


Figure 5.19 Spectres du soixante cinquième composante (FIBF 65) obtenues par EFDM du signal $S1_{IR}$, (a) spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe

A titre de comparaison, EMD, VMD et FDM sont également appliquées au signal $S1_{IR}$. En conséquence, dix composantes sont séparées par EMD, neuf par VMD et quatre-vingt-cinq composantes par FDM. La Figure 5.20 montre les formes d'onde dans le domaine temporel et les spectres d'enveloppe de six premières composantes IMF obtenues par EMD. De plus, la Figure 5.21 montre les formes d'onde dans le domaine temporel et les spectres d'enveloppe de six premières composantes obtenus par VMD. Ainsi, la Figure 5.22 montre les formes d'onde dans le domaine temporel et les spectres d'enveloppe de six composantes FIBF61 à FIBF66 obtenues par FDM. Ce résultat a démontré que l'approche proposée extrait efficacement le défaut de la bague intérieure du roulement.

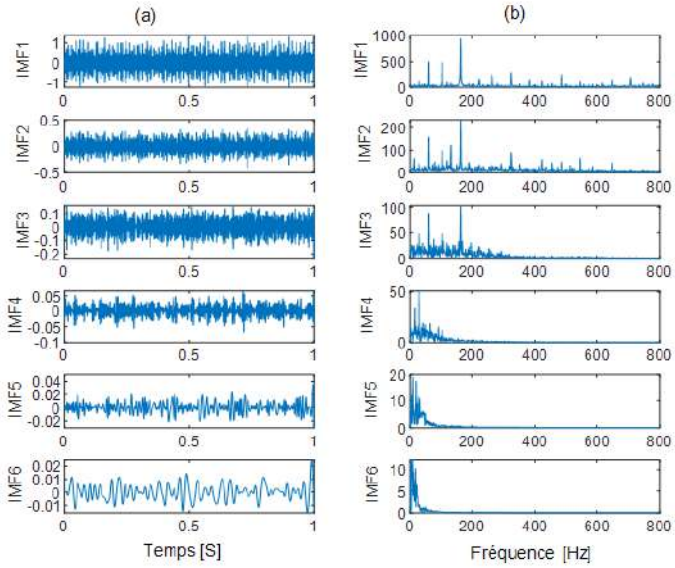


Figure 5.20 Résultats du signal $S1_{IR}$ décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF

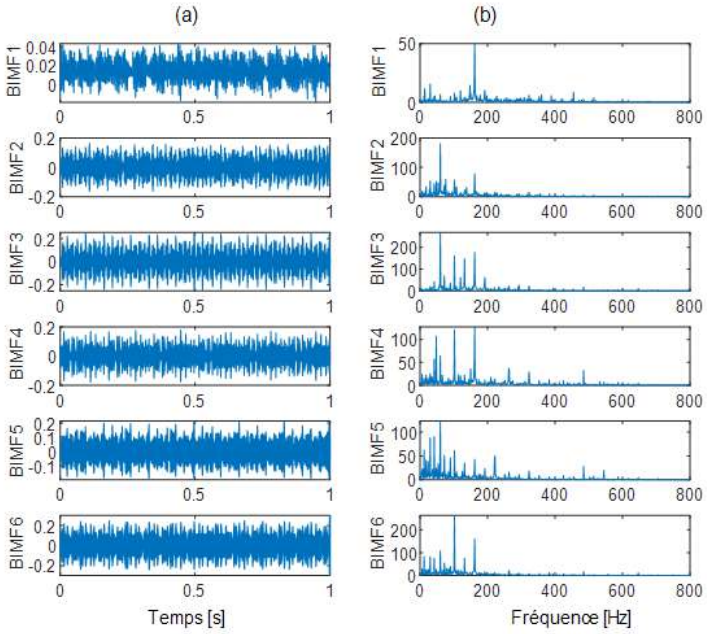


Figure 5.21 Résultats du signal $S1_{IR}$ décomposé par VMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF

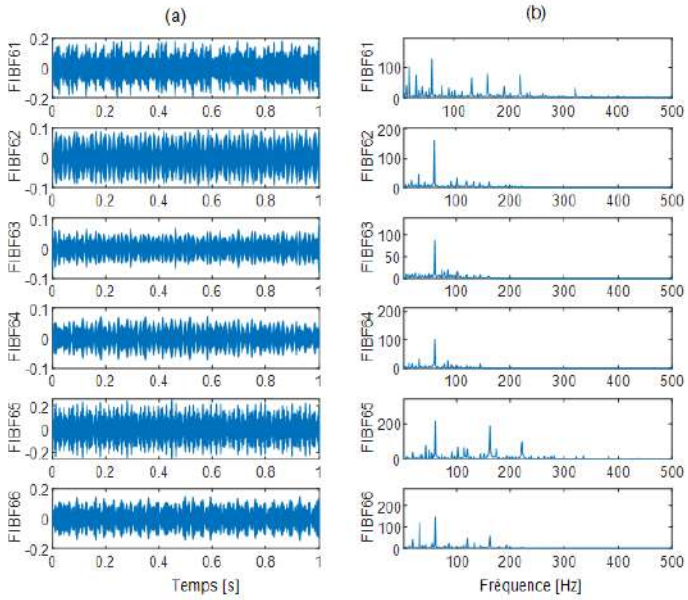


Figure 5.22 Résultats du signal $S1_{IR}$ décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

Pour démontrer davantage l'efficacité de la méthode proposée, nous l'appliquons et en même temps la comparons aux autres méthodes sur tous les signaux "DATA1" contenant des défauts de la bague intérieure de roulements qui fonctionnent sous différentes charges, différentes vitesses de rotation et différentes sévérités de défauts (c'est-à-dire les signaux $S1_{IR}$ à $S12_{IR}$). Ensuite, les $FCFR_{fi}$ de tous les signaux sont regroupés dans le Tableau 5.5 et sont représentés graphiquement dans la Figure 5.23. Où nous pouvons voir les valeurs $FCFR_{fi}$ obtenues sont significativement plus élevées par la méthode EFDM que par la méthode EMD, la méthode VMD et la méthode FDM, indiquant que la méthode EFDM peut détecter efficacement le défaut de la bague intérieure.

Il est évident que l'EFDM a significativement augmenté l'amplitude pour 11 des 12 cas présentés. En effet, les résultats de $FCFR_{fi}$ sont plus claires pour les quatre premiers cas (c'est-à-dire de $S1_{IR}$ à $S4_{IR}$) avec une taille de défaut de diamètre 0.18 [mm], à l'opposé des autres cas($S5_{IR}$ à $S12_{IR}$) , où les $FCFR_{fi}$ sont réduits. Ce problème, selon une étude de référence menée par Wade A. Smith et Robert B. Randall dans leur article de recherche en [75], est dû à une anomalie de la source elle-même, car mêmes les méthodes de référence qu'ils ont utilisées dans leurs études n'ont pas pu extraire la fréquence du défaut pour ces signaux vibratoires. Par conséquent, les résultats des signaux (de $S1_{IR}$ à $S4_{IR}$) sont plus fiables et significatifs. Donc, la valeur moyenne de $FCFR_{fi}$ obtenue par EFDM est supérieure à 300% de celle obtenue par l'EMD.

Tableau 5.5 $FCFR_{fi}$ des spectres d'enveloppe de toutes les composantes effectives des signaux DATA1 (de $S1_{IR}$ à $S12_{IR}$) obtenus par différentes méthodes

Paramètres	Signaux vibratoires des roulements avec défauts de la bague intérieure											
	$S1_{IR}$	$S2_{IR}$	$S3_{IR}$	$S4_{IR}$	$S5_{IR}$	$S6_{IR}$	$S7_{IR}$	$S8_{IR}$	$S9_{IR}$	$S10_{IR}$	$S11_{IR}$	$S12_{IR}$
Nom de fichier ".mat"	105	106	107	108	169	170	171	172	209	210	211	212
Fréquence du défaut $f_i[Hz]$	162.19	159.93	157.94	156.14	162.19	159.93	157.94	156.14	162.19	159.93	157.94	156.14
Fréquence du défaut $f_o[Hz]$	107.36	105.87	104.56	103.36	107.36	105.87	104.56	103.36	107.36	105.87	104.56	103.36
$FCFR_{fi}$ de EMD	46.50	42.06	42.80	37.29	23.50	21.06	21.12	18.85	49.16	36.18	36.80	35.08
$FCFR_{fi}$ de VMD	34.91	30.24	38.41	30.64	35.03	15.56	14.14	12.29	30.20	26.27	30.88	15.81
$FCFR_{fi}$ de FDM	22.99	36.11	53.89	25.91	13.93	16.25	19.89	15.94	32.83	18.17	19.23	22.98
$FCFR_{fi}$ de EFDM	90.38	120.57	185.77	122.58	27.89	29.48	31.47	32.61	100.34	43.84	56.389	58.37
$FCFR_{fo}$ de EFDM	7.62	7.64	35.22	17.65	3.19	2.35	3.90	6.32	14.04	4.19	5.53	3.57

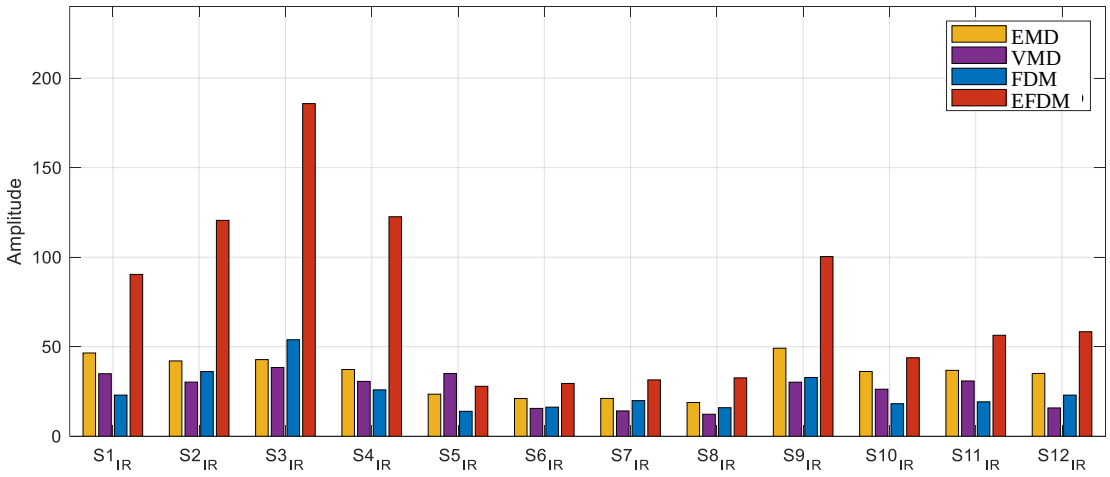


Figure 5.23 $FCFR_{fi}$ de toutes les composantes effectives des signaux DATA1(de $S1_{IR}$ à $S12_{IR}$) obtenus par différentes méthodes

5.4.2.2 Analyse des défauts de la bague extérieure des roulements DATA2

Ces signaux ont été présentés au chapitre 4, où leurs formes d'onde dans le domaine temporel et leurs spectres ont été données respectivement aux Figures 4.10 et 4.11. En outre, leurs paramètres spécifiques ont été présentés dans le Tableau 4.6.

En premier lieu, la EFDM est utilisée pour analyser le signal de vibration avec défaut de bague extérieure $S1_{OR}$ afin d'obtenir sa fréquence caractéristique de défaut ($f_o = 107.36[Hz]$), avec la fréquence de rotation de l'arbre f_r est de $29.95[Hz]$, le diamètre de défaut est de

$0.18[mm]$, la vitesse du moteur est 1797[RPM], la charge du moteur est $0[HP]$ et la fréquence d'échantillonnage f_s est 12 kHz. La Figure 5.24 montre la forme d'onde dans le domaine temporel, le spectre FFT et la vue agrandie pour la région des basses fréquences du signal $S1_{OR}$. Le spectre FFT du signal brut $S1_{OR}$ montre la concentration d'énergie entre 2500 et 4000 [Hz], comme le montre la Figure 5.24b. Pour les autres signaux de données de « DATA2 » (c'est-à-dire $S2_{OR}$ à $S12_{OR}$), la concentration d'énergie est dans la même région de fréquence que $S1_{OR}$. La Figure 5.24c montre que les quatre premières amplitudes de f_o (BPFO) ne sont pas proéminentes, et plusieurs autres fréquences au voisinage du f_o ont des amplitudes relativement plus élevées.

Après l'application de la EFDM, quatre-vingt-cinq composantes sont séparées. La Figure 5.25 montre seulement six composants qui incluent la FIBF effective (FIBF1 à FIBF6). La FIBF 2 de $S1_{OR}$ est retenue comme le composante effective avec le plus grand $FCFR_{fo} = 160.46$ comme montré dans le Tableau 5.6. La Figure 5.26 montre les spectres de la deuxième composante obtenue par EFDM du signal $S1_{OR}$, où la Figure 5.26a montre le spectre d'amplitude et la Figure 5.26b montre le spectre d'enveloppe. Nous pouvons voir la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure (107 [Hz]) démodulée à partir du spectre d'amplitude FIBF 65 centré sur la bande de résonance à haute fréquence (3400 à 4000 [Hz]) représenté par la Figure 5.26a. Par conséquent, la fréquence de vitesse de l'arbre f_r est clairement identifiée sur le spectre d'enveloppe. Ce résultat a démontré que l'approche proposée extrait efficacement le défaut de la bague extérieure du roulement.

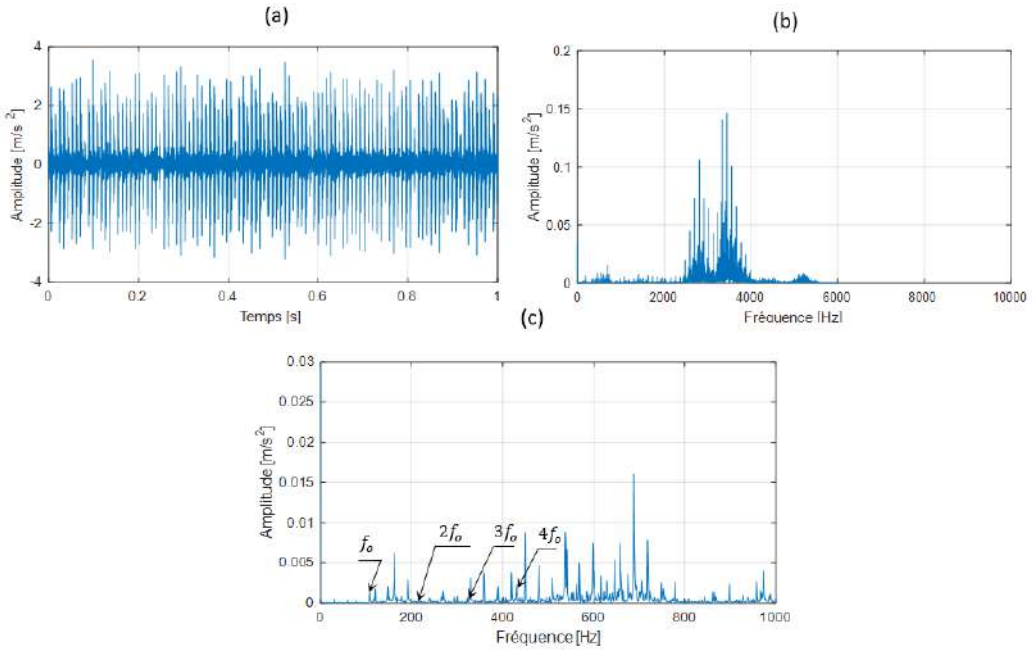


Figure 5.24 Le signal $S1_{OR}$ avec défaut de bague extérieure (a) Forme d'onde dans le domaine temporel, (b) Forme d'onde dans le domaine fréquentiel, (c) vue agrandie de la région basse fréquence

Nous effectuons les mêmes procédures suivies précédemment, qui consistent à comparer les performances de notre méthode EFDM avec les autres méthodes utilisées dans la section précédente. Les Figures 5.27, 5.28 et 5.29 montrent les résultats de décomposition de $S1_{OR}$ en utilisant EMD, VMD et FDM, respectivement.

Les méthodes EMD, VMD, FDM, et EFDM sont également appliquées à tous les signaux de DATA2 contenant des défauts de la bague extérieure de roulements qui fonctionnent sous différentes charges, différentes vitesses de rotation et différentes sévérités de défauts (c'est-à-dire les signaux $S1_{OR}$ à $S12_{OR}$). Ensuite, les $FCFR_{fo}$ et pour tous les signaux sont regroupés dans le Tableau 5.6 et représentés graphiquement dans la Figure 5.30. Où nous pouvons voir que les valeurs $FCFR_{fo}$ obtenues par la méthode EFDM sont significativement plus élevées que celles obtenues par la méthode EMD, la méthode VMD et la méthode FDM, indiquant que la méthode EFDM peut effectivement détecter le défaut de la bague extérieure.

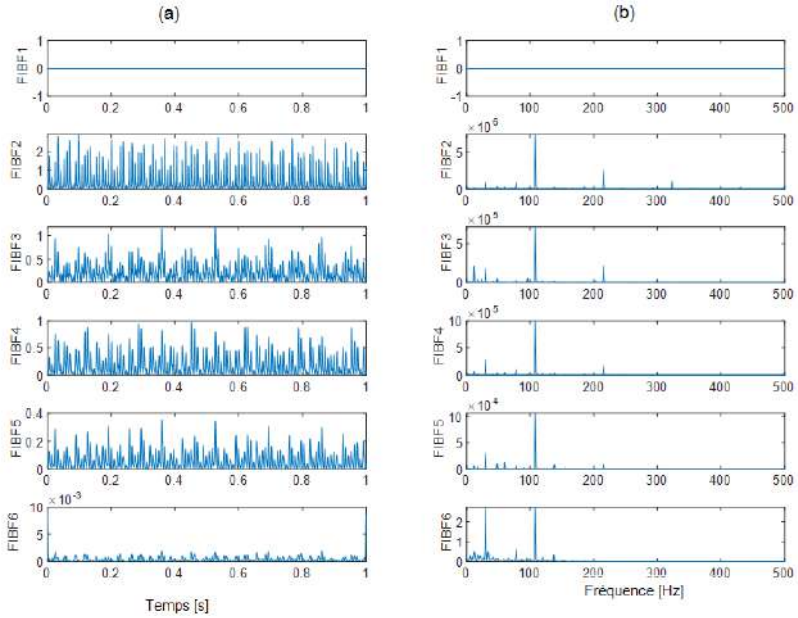


Figure 5.25 Résultats du signal $S1_{OR}$ décomposé par EFDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

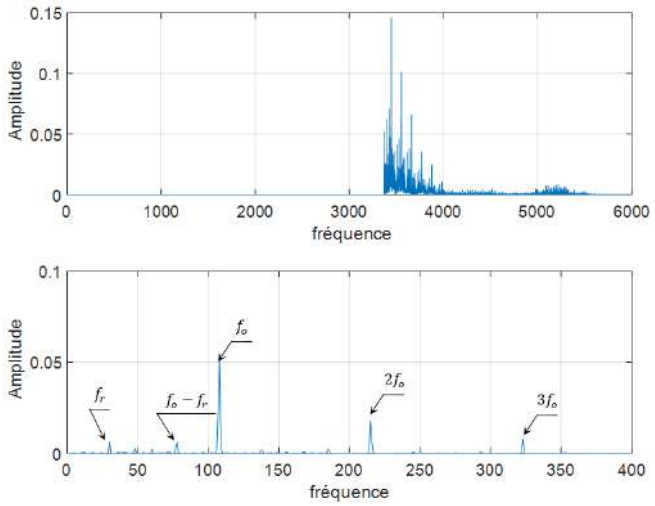


Figure 5.26 Spectres de la deuxième composante (FIBF 2) obtenus par EFDM du signal $S1_{OR}$, (a) Spectre d'amplitude, (b) spectre d'enveloppe

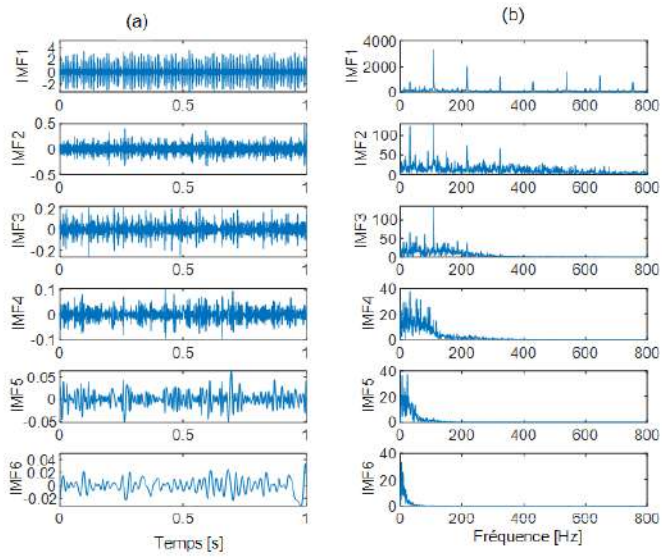


Figure 5.27 Résultats du signal $S1_{OR}$ décomposé par EMD (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains IMF, (b) spectre d'enveloppe de ces IMF

Dans ce cas, nous obtenons également la même observation mentionnée précédemment à propos des signaux de DATA1, c'est-à-dire l'EFDM a considérablement augmenté l'amplitude pour 11 des 12 cas présentés. En effet, les résultats de $FCFR_{fo}$ sont plus claires pour les quatre premiers cas (c'est-à-dire de $S1_{OR}$ à $S4_{OR}$) avec une taille de défaut de diamètre 0.18 [mm]. Par conséquent, les résultats des signaux (de $S1_{OR}$ à $S4_{OR}$) sont plus fiables et significatifs, comme expliqué dans la sous-section précédente. Donc, la valeur moyenne de $FCFR_{fo}$ obtenue par EFDM est supérieure de 300% de celui obtenue par l'EMD.

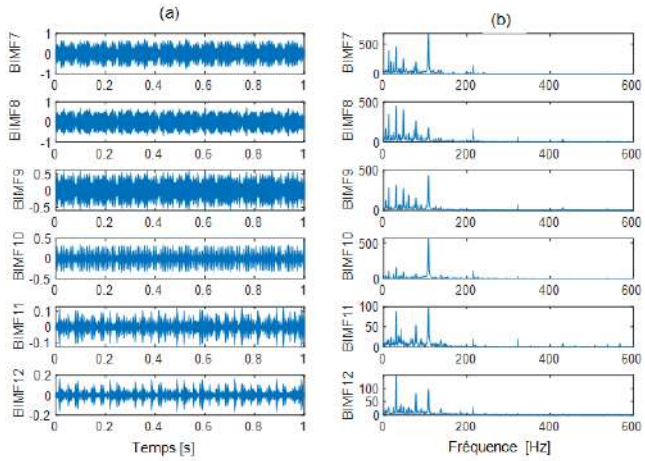


Figure 5.28 Résultats du signal $S1_{OR}$ décomposé par VMD, (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains BIMF, (b) spectre d'enveloppe de ces BIMF

Les amplitudes de la première harmonique ($f_i = 162\ [Hz]$) de chaque spectre d'enveloppe de composante effective obtenue en appliquant les quatre méthodes EMD, VMD, FDM et EFDM sur $S1_{IR}$, sont superposées sur la Figure 5.31b. De même, les amplitudes de la première harmonique ($f_o = 107\ [Hz]$) obtenue en appliquant ces méthodes sur $S1_{OR}$, sont superposées sur la Figure 5.31a. Par comparaison, l'amplitude de fréquence du défaut analysé par EFDM diffère significativement de celle analysée par d'autres méthodes. La valeur d'amplitude de la première harmonique ($f_i = 162\ [Hz]$) obtenue par l'approche EMD est de 36% de celle obtenue par l'approche proposée. De plus, la valeur d'amplitude de la première

harmonique ($f_o = 107\ [Hz]$) obtenue par l'approche EMD est de 21% de celle obtenue par l'approche proposée.

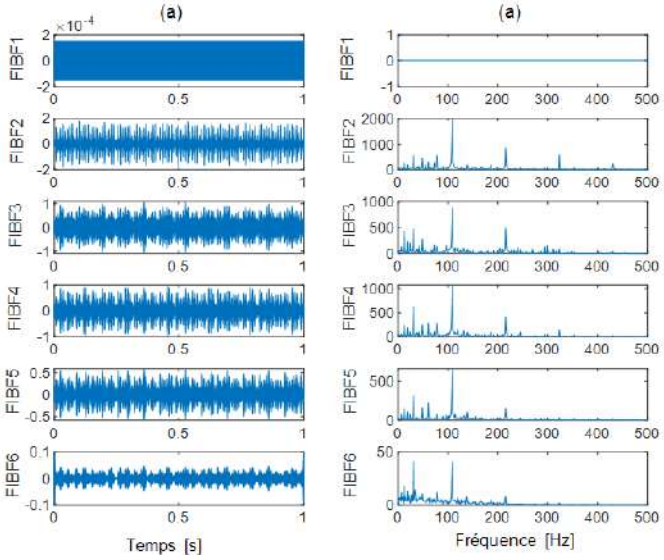


Figure 5.29 Résultats du signal $S1_{OR}$ décomposé par FDM (a) Forme d'onde dans le domaine temporel de certains FIBF, (b) spectre d'enveloppe de ces FIBF

Tableau 5.6 $FCFR_{fo}$ de toutes les composantes effectives des signaux DATA2 ($S1_{OR}$ à $S12_{OR}$) obtenus par différentes méthodes

Paramètres	Signaux de vibration des roulements avec défauts de la bague extérieure OR											
	$S1_{OR}$	$S2_{OR}$	$S3_{OR}$	$S4_{OR}$	$S5_{OR}$	$S6_{OR}$	$S7_{OR}$	$S8_{OR}$	$S9_{OR}$	$S10_{OR}$	$S11_{OR}$	$S12_{OR}$
Nom de fichier ".mat"	130	131	132	133	197	198	199	200	234	235	236	237
Fréquence du défaut $f_o[Hz]$	107.36	105.87	104.56	103.36	107.36	105.87	104.56	103.36	107.36	105.87	104.56	103.36
Fréquence du défaut $f_i[Hz]$	162.19	159.93	157.94	156.14	162.19	159.93	157.94	156.14	162.19	159.93	157.94	156.14
$FCFR_{f_o}$ *de EMD*	49.91	55.54	50.22	59.17	6.16	7.20	6.65	6.45	20.26	26.23	20.28	26.10
$FCFR_{f_o}$de VMD	43.09	39.77	47.73	37.99	11.23	9.38	9.17	10.07	17.42	25.93	9.80	24.13
$FCFR_{f_o}$ de FDM	49.11	45.30	65.89	48.16	7.63	14.98	12.96	10.81	15.12	18.20	11.64	16.01
$FCFR_{f_o}$ de EFDM	160.46	145.35	213.21	140.63	10.43	31.36	32.17	23.99	28.35	38.99	24.37	33.57
$FCFR_{f_i}$ de EFDM	22.41	50.65	27.03	8.84	17.39	9.86	10.58	10.75	1.89	1.01	1.144	1.26

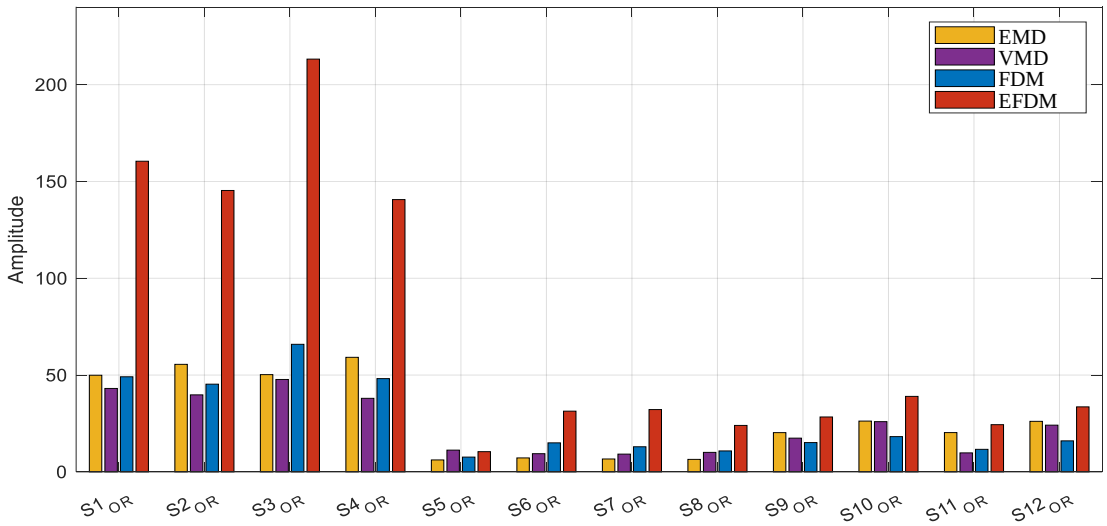


Figure 5.30 $FCFR_{fo}$ des spectre d'enveloppe obtenus après la décomposition de douze signaux de vibration DATA2 ($S1_{OR}$ à $S12_{OR}$) par différentes méthodes

Le Tableau 5.7 montre les $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ des spectres d'enveloppe de composantes effectives obtenues respectivement par la décomposition des signaux $S1_{OR}$ et $S1_{IR}$, en utilisant différentes méthodes. De plus, ce tableau est présenté graphiquement par la Figure 5.32, où l'on peut voit aisément la supériorité de l'approche proposée, même par rapport à la méthode EMD la plus connue dans le domaine du diagnostic des roulements. Car, à partir des résultats enregistrés dans le Tableau 5.7, on peut voir que les indices d'évaluation $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ de EFDM sont significativement plus élevés que ceux des autres méthodes de diagnostic de défaut. Par exemple, la valeur de $FCFR_{fi}$ par l'approche EMD est de 51 % de celle par l'approche proposée. De même La valeur de $FCFR_{f0}$ par l'approche EMD est de 31 % de celle par l'approche proposée. En conclusion, la méthode EFDM est plus performante que l'EMD, la VMD et la FDM, car l'indicateur $FCFR_{fi}$ ou $FCFR_{fi}$ plus grand reflète une meilleure capacité d'extraction des caractéristiques de défaut.

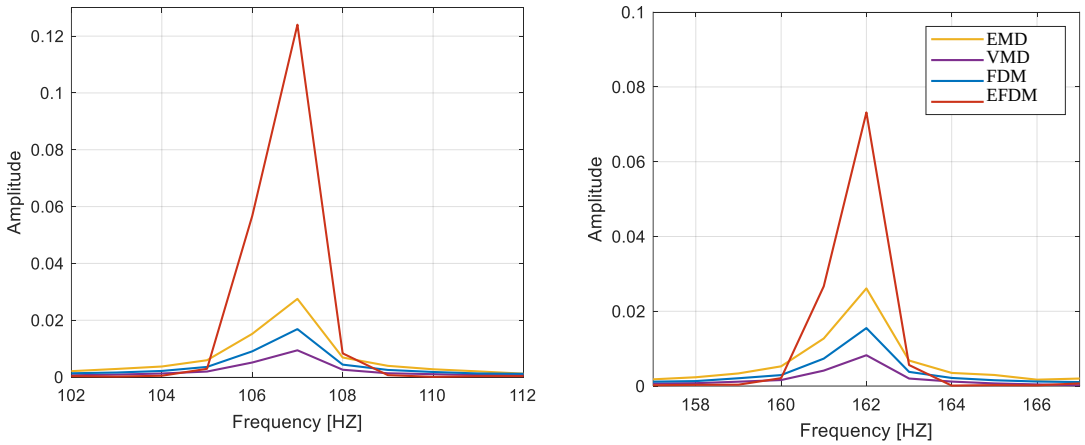


Figure 5.31 Comparaison du spectre d'enveloppe obtenu en appliquant EMD, VMD, FDM et EFDM, (a) l'amplitude de 1ere harmonique du spectre d'enveloppe de la composante effective de $S1_{IR}$, (b) l'amplitude de 1ere harmonique du spectre d'enveloppe de la composante effective de $S1_{OR}$

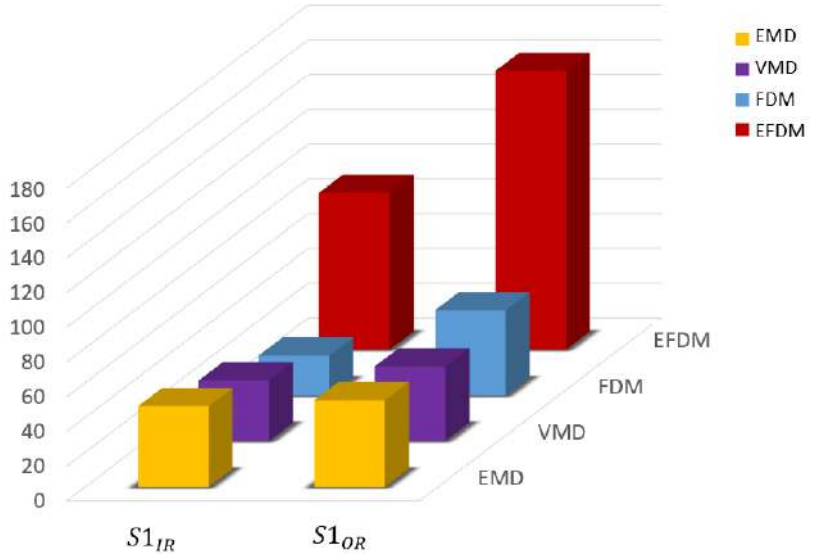


Figure 5.32 $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ des spectre d'enveloppe obtenus après la décomposition de signaux $S1_{IR}$ et $S1_{OR}$ par différents méthodes.

Tableau 5.7 Le plus grand $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ des résultats de décomposition par différentes méthodes des signaux, $S1_{OR}$ et $S1_{IR}$

Signaux	Paramètres	Méthodes			
		EMD	***VMD***	***FDM***	***EFDM***
$S1_{IR}$	$FIBF\ N°$	01	01	65	65
	$FCFR_{fi}$	46.503	34.913	22.986	90.380
$S1_{OR}$	$FIBF\ N°$	01	10	02	02
	$FCFR_{fo}$	49.91	43.09	49.11	160.46

5.4.2.3 Signaux de vibration de roulement sans défaut DATA0

Ces signaux ont été présentés au chapitre 4, où leurs formes d'onde dans le domaine temporel et leurs spectres ont été données respectivement aux Figures 4.14a et 4.14b. En outre, leurs paramètres spécifiques ont été présentés dans le Tableau 4.8. Les méthodes EMD, VMD, FDM et EFDM sont appliquées aux signaux de DATA0 ($S1_{FL}$ à $S4_{FL}$) contenant des signaux de vibration de roulement sans défauts. Les $FCFR_{fi}$(les 4 colonnes à gauche du tableau) et $FCFR_{fo}$ (les 4 colonnes à droite du tableau) pour tous les signaux sont regroupés dans le Tableau 5.8, où l'on peut voir la valeur relativement faible de $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ pour les quatre méthodes.

Tableau 5.8 $FCFR_{fo}$ et $FCFR_{fi}$de toutes les composantes effectives des signaux DATA0 ($S1_{FL}\ à\ S4_{FL}$), obtenues par différentes méthodes

Paramètres	**Signaux de vibration des roulements sans défaut**							
	$S1_{FL}$	$S2_{FL}$	$S3_{FL}$	$S4_{FL}$	$S1_{FL}$	$S2_{FL}$	$S3_{FL}$	$S4_{FL}$
Nom de fichier ".mat"	97	98	99	100	97	98	99	100
Fréquence du défaut $[Hz]$	162.19	159.93	157.94	156.14	107.36	105.87	104.56	103.36
***FCFR* de EMD**	3.39	2.74	4.03	4.38	3.68	4.62	5.17	5.43
***FCFR* de VMD**	3.44	3.68	3.73	4.02	5.09	3.99	3.76	5.94
***FCFR* de FDM**	5.03	3.02	4.70	4.23	5.61	4.88	3.28	3.05
***FCFR* de EFDM**	5.34	1.92	2.04	2.60	5.28	4.80	3.58	3.19

5.4.2.4 Extraction basée sur FCFR et EFDM

De plus, nous utilisons les deux paramètres $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ des trois ensembles DATA1, DATA2 et DATA0, pour construire un vecteur de caractéristiques de défaut, les caractéristiques de défaut extraites sont présentées dans la Figure 5.33. Cette figure montre le résultat de classification des défauts du roulement à partir des conditions de fonctionnement normales et des conditions de défaut des bagues intérieure et extérieure, avec différents diamètres de défaut, où l'axe des abscisses représente $FCFR_{fo}$, et l'axe des ordonnées représente $FCFR_{fi}$. Comme le montre la Figure 5.33, les défauts de roulement sont classés efficacement. Différents échantillons de données de défaut sont situés à différents emplacements dans l'espace des caractéristiques. Par conséquent, l'extraction des caractéristiques des défauts basés sur EFDM, $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ proposée peut efficacement distinguer les défauts des bagues extérieure et intérieure des roulements.

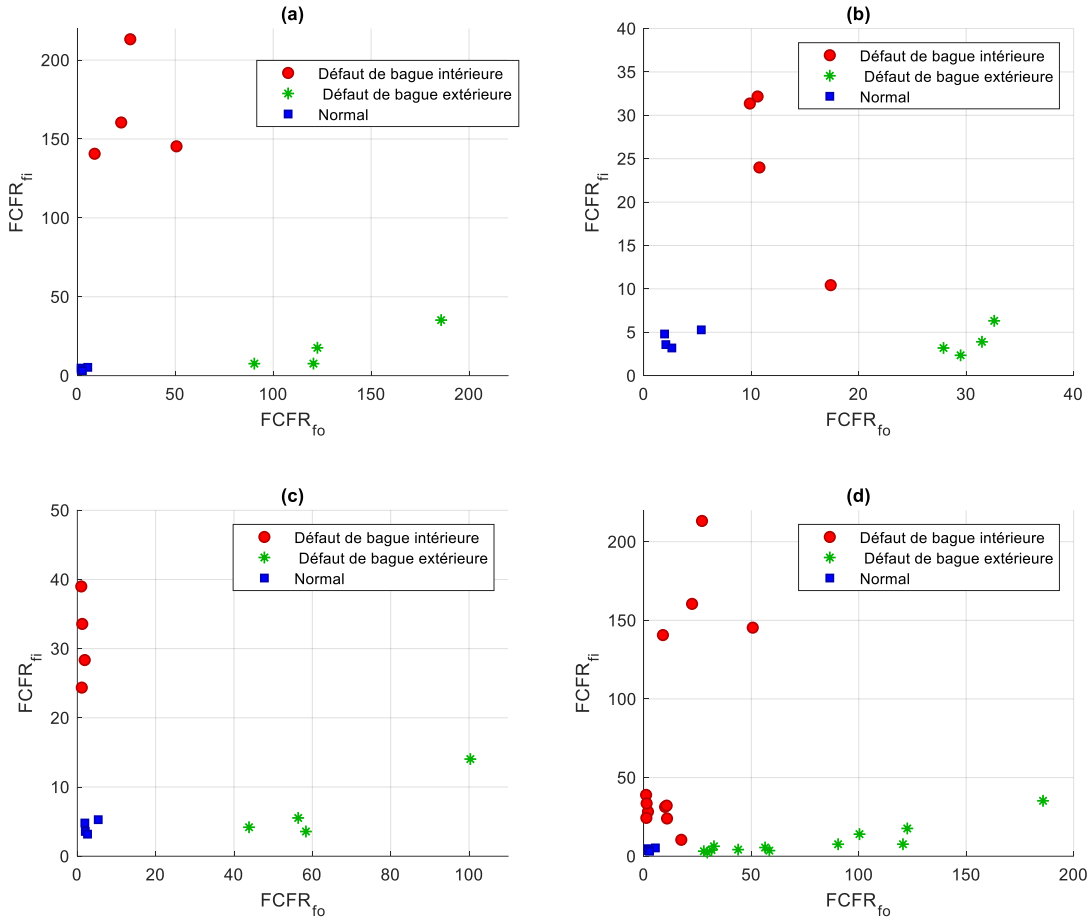


Figure 5.33 Résultats de regroupement de DATA0, DATA1 et DATA 2, avec un diamètre de défaut: (a) 0,18[mm], (b) 0,36[mm], (c) 0,53 [mm], (d) trois cas précédents

5.5 Conclusion

Ce chapitre a introduit une approche de décomposition améliorée appelée EFDM, qui est basée sur FDM et TEO et est utilisée pour identifier les défauts de roulement. Les résultats du diagnostic démontrent que cette technique surmonte efficacement les faiblesses de l'EMD, la VMD et la FDM.

FDM est une méthode récente de décomposition des signaux utilisée dans l'approche proposée pour décomposer les signaux de vibration des roulements en un ensemble de fonctions appelées FIBF. TEO est également utile pour identifier l'enveloppe des signaux non stationnaires (démodulation), il est utilisé deux fois dans l'approche proposée : premièrement pour détecter l'enveloppe et ensuite pour augmenter l'amplitude des fréquences caractéristiques du défaut. Le critère FCFR est utilisé dans cette approche pour déterminer la composante effective et pour évaluer les performances de diagnostic de défaut.

L'analyse des signaux de simulation et des signaux expérimentaux montre que la méthode EFDM extrait efficacement les caractéristiques de défaut. Les défauts de la bague intérieure et extérieure ont été identifiés en appliquant la méthode proposée. Par rapport à l'EMD et à la VMD, la méthode EFDM présente des avantages évidents dans le diagnostic des défauts du roulement.

CHAPITRE 6

Conclusion générale

Chapitre 6: Conclusion générale

Ce dernier chapitre présente les conclusions, les contributions et les perspectives ouvertes par notre étude.

6.1 Conclusions et Contributions

Les roulements sont largement utilisés dans les applications industrielles. Une défaillance inattendue de roulement peut entraîner des pertes économiques importantes. Par conséquent, Il est très important de détecter les premiers symptômes de la panne des roulements. Les défauts des bagues extérieure et intérieure sont les défaillances de roulement les plus courantes. La détection précoce des fissures dans les bagues est essentielle pour une prévention efficace.

Le travail de cette thèse consiste à proposer une nouvelle approche de décomposition améliorée appelée EFDM, basée sur FDM, TEO et FCFR, et utilisée pour identifier les défauts de roulement. Les résultats du diagnostic montrent que cette technique surmonte efficacement les faiblesses de l'EMD, de VMD et de FDM. La FDM est une méthode récente d'analyse de signal qui a été utilisée dans l'approche proposée pour décomposer les signaux de vibration des roulements en un ensemble de fonctions appelées FIBF. De plus, TEO est utile pour détecter l'enveloppe de signaux non stationnaires, et il a été utilisé deux fois dans l'approche proposée : d'abord pour la détection d'enveloppe et ensuite pour augmenter l'amplitude des fréquences caractéristiques du défaut. Le critère FCFR est utilisé dans cette approche pour déterminer le composant efficace et également pour évaluer les performances de diagnostic de défaut.

Sur la base des résultats comparatifs de la section 5.7, l'EFDM peut aider à détecter les défauts imminents dans les roulements à éléments roulants avant les méthodes EMD, VMD et FDM. De plus,-sur la base des résultats de la section 5.8, l'EFDM et les deux paramètres $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ peuvent aider à classifier les défauts de roulement à partir des conditions de fonctionnement normales et des conditions de défaut des bagues intérieure et extérieure, avec différents diamètres de défaut. Les résultats montrent que les défauts de roulement sont classés efficacement, car différents échantillons de données de défaut sont situés à différents endroits dans l'espace des caractéristiques. Par conséquent, l'extraction de caractéristiques de défaut basée sur EFDM, $FCFR_{fi}$ et $FCFR_{fo}$ proposée dans cette thèse peut effectivement distinguer les défauts des bagues extérieure et intérieure des roulements.

6.2 Futurs travaux de recherche

Les futurs travaux de recherche et de pratique sont présentés ci-dessous.

(1) *Test de l'efficacité de l'EFDM sur des roulements présentant des défauts naturels.*

Dans cette thèse, l'approche EFDM est développée et appliquée aux roulements présentant des défauts synthétiques (artificiels). En effet, la topographie des défauts synthétiques peut ne pas reproduire les défauts induits naturellement. En conséquence, les travaux futurs peuvent également inclure l'application de la méthode proposée au diagnostic des défauts des roulements présentant des défauts naturels. En fait, l'étude du cas expérimental

avec défaut naturellement induit et progressif est limitée dans la littérature, car elle nécessite plus de ressources en main-d'œuvre et en temps.

(2) *Extension de l'approche développée EFDM à d'autres applications*

L'approche EFDM peut être utilisée pour analyser les signaux multi-composants, non stationnaires et non linéaires. Par conséquent, ces signaux ne se limitent pas aux signaux de vibration des roulements. L'approche est potentiellement prometteuse pour d'autres applications, telles que le diagnostic de défauts pour les boîtes de vitesses et de turbines.

(3) *Application de l'approches développées EFDM à d'autres domaines*

De même, l'application de l'EFDM ne se limite pas à la maintenance prédictive dans le domaine industriel. Elle peut également être utilisée pour des signaux autres qu'un signal vibratoire, tels que l'électrocardiogramme (ECG), et les signaux phono-cardiogramme (PCG).

(4) *L'intégration d'intelligence artificielle pour la classification de défauts de roulement.*

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

[1] Aiwina Heng, Sheng Zhang, Andy C.C. Tan, Joseph Mathew, Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities, Mechanical Systems and Signal Processing,Volume 23, Issue 3, 2009, Pages 724-739, ISSN 0888-3270, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2008.06.009

[2] F. K. Geitner and H. P. Bloch, Practical Machinery Management for Process Plants: Volume 2: Machinery Failure Analysis and Troubleshooting. Gulf Professional Publishing, 1997.

[3] Omar DJEBILI, Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement, thèse doctorat de l'université de Reims Champagne Ardenne, Spécialité Génie Mécanique (2013).

[4] Albrecht P.F., Appiarius J.C., McCoy R.M., Owen E.L., Sharma D.K. "Assessment of the Reliability of Motors in Utility Applications – Updated, IEEE Energy Conversion, (1986), Available at: http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4765668.

[5] R. Rubini and u. Meneghetti , Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings Mechanical Systems and Signal Processing 15(2), (2001) , 287-302 doi:10.1006/mssp.2000.1330,

[6] I. Vamsi, G. R. Sabareesh, and P. K. Penumakala, Comparison of condition monitoring techniques in assessing fault severity for a wind turbine gearbox under non-stationary loading, Mech. Syst. Signal Process., vol. 124, pp. 1–20, (2019), https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.01.038

[7] Singh P, Joshi SD, Patney RK, Saha K, The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proc. R. Soc, (2017) , http://dx.doi.org/10.1098/rspa.2016.0871.

[8] T. Wang, Q. Han, F. Chu, and Z. Feng, Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: A review, Mech. Syst. Signal Process., vol. 126, pp. b. (2019), 662–685, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.02.051

[9] Chunhong Dou and Jinshan Lin , Extraction of fault features of machinery based on Fourier decomposition method, IEEE Access PP(99):1-1,(2019), doi: 10.1109/ACCESS.2019.2960548

[10] Robert Bond Randall, vibration-based condition monitoring, A John Wiley and Sons, Ltd., Publication (2011).

[11] James M. Wakiru,Liliane Pintelon,Peter N. Muchiri,Peter K. Chemweno, A review on lubricant condition monitoring information analysis for maintenance decision support, Mechanical Systems and Signal Processing Elsevier, 1 March 2019, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.08.039

[12] S. Bagavathiappan, B. B. Lahiri, T. Jayakumar, Infrared thermography for condition monitoring – A review, Infrared Physics & TechnologySeptember 2013, https://doi.org/10.1016/j.infrared.2013.03.006

[13] Adams, Maurice L., Rotating machinery vibration : from analysis to troubleshooting, second edition, CRC Press, Taylor & Francis Group 2010. ISBN 978-1-4398-0717-0

[14] Jyoti Kumar Sinha, Vibration Analysis, Instruments, and Signal Processing, CRC PressTaylor & Francis Group 2015, ISBN-13: 978-1-4822-3145-8 (eBook - PDF)

[15] Hosameldin Ahmed and Asoke K. Nandi , Condition Monitoring with Vibration Signals Compressive Sampling and Learning Algorithms for Rotating Machines 2020 John Wiley & Sons Ltd, ISBN 9781119544630

[16] Alain Boulenger, Christian Pachaud, Aide-mémoire surveillance des machines par analyse des vibrations, Dunod, 2009, ISBN 978-2-10-054190-4

[17] Boualem Boashash, Chapter 1 - Time-Frequency and Instantaneous Frequency Concepts , Time-Frequency Signal Analysis and Processing (Second Edition), ,Academic Press, 2016, Pages 31-63, ISBN 9780123984999, https://doi.org/10.1016/B978-0-12-398499-9.00001-7.

[18] Engin, S. N., Gulez, K., & Badi, M. N. M. (1999). Advanced signal processing techniques for fault diagnostics—a review. Mathematical and Computational Applications, 4, 121–136. https://doi.org/10.3390/mca4020121

[19] Mrinal Mandal, Amir Asif,Continuous and discrete time signals and systems, Cambridge University Press(2007) ISBN: 0521854555,9780521854559

[20] Alan V. Oppenheim, Alan S. Willsky, with S. Hamid, Signals and Systems, Prentice Hall (1996), ISBN: 0138147574,9780138147570,7302030583

[21] Simon Haykin, Barry Van Veen,Signals and Systems, Wiley (1998), ISBN: 0471138207,9780471138204

[22] D. Sundararajan, Chapter 8: Transform Analysis and Transient Response , Introductory Circuit Theory, Springer Nature Switzerland AG (2020) https://doi.org/10.1007/978-3-030-31985-4_8

[23] S. Allen broughton et kurt bryan, discrete fourier analysis and wavelets, applications to signal and image processing, wiley a john wiley & sons, inc., publication(2009)

[24] Priyanka A. Abhang, Bharti W. Gawali, Suresh C. Mehrotra, Chapter 4 - Time and Frequency Analysis, Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition, Academic Press, (2016), Pages 81-96, ISBN 9780128044902, https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804490-2.00004-X.

[25] Goutte, R., Zhu, Y.M., Peyrin, F.: Transformation de Wigner-Ville: description d'un nouvel outil de traitement du signal et des images. Ann. Telecommun. (1987)

[26] F. Peyrin and R. Prost, "A unified definition for the discrete-time, discrete-frequency, and discrete-time/Frequency Wigner distributions," in IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 34, no. 4, pp. 858-867, August 1986, doi: 10.1109/TASSP.1986.1164880.

[27] Kumar, K. M. A., & Manjunath, T. C, Vibration signal analysis using time and time frequency domain: Review. 2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSI). doi:10.1109/icpcsi.2017.8392027

[28] Kumar, S., Goyal, D., Dang, R. K., Dhami, S. S., & Pabla, B. S. (2018). Condition based maintenance of bearings and gears for fault detection – A review. Materials Today: Proceedings, 5(2), 6128–6137.doi:10.1016/j.matpr.2017.12.219

[29] Tedric A. Harris Michael N. Kotzalas, Rolling Bearing Analysis, Essential Concepts of Bearing Technology fifth ed. 2007 by Taylor & Francis Group, LLC.

[30] McInerny, S. A., & Dai, Y. Basic vibration signal processing for bearing fault detection. IEEE Transactions on Education, 46(1), 149–156. (2003). doi:10.1109/te.2002.808234

[31] J. I. Taylor, The Vibration Analysis Handbook, 1st ed. Tampa, FL: Vibration Consultants, Inc, 1994.

[32] Arthur R Crawford; Steve Crawford, The simplified handbook of vibration analysis. Volume 1, Introduction to vibration analysis fundamentals Computational Systems In.c, 1992 ISBN-10: 9994616854 , ISBN-13 : 978-9994616855

[33] Robert B. Randall, Jérôme Antoni, Rolling element bearing diagnostics—A tutorial, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 25, Issue 2, 2011, Pages 485-520, ISSN 0888-3270, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.07.017.

[34] Allbrecht PF, Appiarius JC, McCoy RM, Owen EL (1986) Assessment of the reliability of motors in utility applications—updated. IEEE Trans Energy Convers EC-1(1):39–46 doi:10.1109/tec.1986.4765668

[35] Deng, M., Deng, A., Zhu, J., Zhai, Y., Sun, W., Chen, Q., & Liu, Y , Bandwidth fourier decomposition and its application in incipient fault identification of rolling bearings , Measurement Science and Technology. (2019), doi:10.1088/1361-6501/ab4069

[36] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M L C, Shih H H, Zheng Q N, Yen N C, Tung C C and Liu H H 1998 The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, Proc. R. Soc. a-Mathematical Phys. Eng. Sci. 454 903–95

[37] Dragomiretskiy K and Zosso D Variational Mode Decomposition Ieee Trans. Signal Process. 62 531–44 2014.

[38] Feldman, M., 2011. Hilbert transform in vibration analysis. Mech. Syst. Sig. Process.5

[39] Yuriy S. Shmaliy, Continuous-Time Signals Publisher: Springer2006, Edition 1, ISBN-10: 1402048173, DOI:10.1007/978-1-4020-4818-0

[40] Kvedalen, Eivind, Signal processing using the Teager Energy Operator and other nonlinear operators, Thesis, University of Oslo Department of Informatics (2003). Online at http://folk.uio.no/eivindkv/ek-thesis-2003-05-12-final-2.pdf

[41] L. Cohen, What is a multicomponent signal? in: Proc. IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech, Signal Processing, San Francisco, CA, March 1992.

[42] Sebghati et al.: Basis approach to estimate the instantaneous frequencies in multicomponent AM-FM signals. EURASIP Journal on Audio, Speech, andMusic Processing 2014 2014:8. doi:10.1186/1687-4722-2014-8

[43] Herbert M. Teager and Shushan M. Teager, A Phenomenological Model for Vowel Production in the Vocal Tract, ch. 3, pp. 73{109. San Diego, CA: College-Hill Press, 1983.

[44] James F. Kaiser, \Some Useful Properties of Teager's Energy Operators," Proc. IEEE ICASSP-93, vol. 3, pp. 149{152, 1993.

[45] Petros Maragos, James F. Kaiser, and Thomas F. Quatieri, \On Amplitude and Frequency demodulation Using Energy Operators," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, pp. 1532{1550, April 1993.

[46] Ram Bilas Pachori, Pradip Sircar, Analysis of multicomponent AM-FM signals using FB-DESA method,Digital Signal Processing,Volume 20, Issue 1,2010,Pages 42-62,ISSN 1051-2004, https://doi.org/10.1016/j.dsp.2009.04.013.

[47] L.Wang, Z. Liu, Q. Miao, and X. Zhang, ``Complete ensemble local mean decomposition with adaptive noise and its application to fault diagnosis for rolling bearings," Mech. Syst. Signal Process., vol. 106, pp. 24_39, Jun. 2018. doi:10.1016/j.ymssp.2017.12.031

[48] Huang NE, Wu Z. A review on Hilbert-Huang transform: Method and its applications to geophysical studies. Reviews of Geophysics, 2008, https://doi.org/10.1029/2007RG000228

[49] Qing Ni, J.C. Ji, Ke Feng, Benjamin Halkon, A fault information-guided variational mode decomposition (FIVMD) method for rolling element bearings diagnosis, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 164, 2022, 108216,ISSN 0888-3270, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.108216.]

[50] D. Zhang and Z. Feng, "Application of variational mode decomposition based demodulation Analysis in gearbox fault diagnosis," 2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2016, pp. 1-6, doi: 10.1109/I2MTC.2016.7520586.

[51] Zhao, H., & Li, L. (2017). Fault diagnosis of wind turbine bearing based on variational mode decomposition and Teager energy operator. IET Renewable Power Generation, 11(4), 453–460. doi:10.1049/iet-rpg.2016.0070.

[52] Singh P, Joshi SD, Patney RK, Saha K, The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proc. R. Soc. A 473: 20160871, 2017, http://dx.doi.org/10.1098/rspa.2016.0871.

[53] C. Dou and J. Lin, "Extraction of Fault Features of Machinery Based on Fourier Decomposition Method," in IEEE Access, vol. 7, pp. 183468-183478, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2960548

[54] M. D. Elbi and A. Kizilkaya, "Optimal signal reconstruction based on the Fourier decomposition method," 2017 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO), 2017, pp. 1151-1155.

[55] Wei Zhou, Zhongren Feng, Y.F. Xu, Xiongjiang Wang, Hao Lv, Empirical Fourier decomposition: An accurate signal decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis,

Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 163, 2022, 108155,ISSN 0888-3270, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.108155.

[56] Jiachi Yao, Chao Liu, Keyu Song, Chenlong Feng, Dongxiang Jiang, Fault diagnosis of planetary gearbox based on acoustic signals, Applied Acoustics, Volume 181, 2021, 108151, ISSN 0003-682X, https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2021.108151.

[57] Mehmet Dogan Elbi, Aydin Kizilkaya, Multicomponent signal analysis: Interwoven Fourier decomposition method, Digital Signal Processing, Volume 104, 2020, 102771, ISSN 1051-2004, https://doi.org/10.1016/j.dsp.2020.102771.

[58] Deng, M., Deng, A., Zhu, J., Zhai, Y., Sun, W., Chen, Q., & Liu, Y , Bandwidth fourier decomposition and its application in incipient fault identification of rolling bearings , Measurement Science and Technology. (2019), doi:10.1088/1361-6501/ab4069

[59] Shuting Wan and Xiong Zhang, Teager Energy Entropy Ratio of Wavelet Packet Transform and Its Application in Bearing Fault Diagnosis, Entropy , 20(5), 388, (2018), https://doi.org/10.3390/e20050388

[60] Wang, Dong Tse, Peter W. Tse, Yiu L , A morphogram with the optimal selection of parameters used in morphological analysis for enhancing the ability in bearing fault diagnosis, Measurement Science and Technology, volume23 , issue 6, (2012), doi: 10.1088/0957-0233/23/6/065001

[61] Wade A Smith , R.B. Randall, Rolling Element Bearing Diagnostics Using the Case Western Reserve University Data: A Benchmark Study, Mechanical Systems and Signal Processing, (2015) doi: 10.1016/j.ymssp.2015.04.021

[62] H. Zheng et al., "Cross-Domain Fault Diagnosis Using Knowledge Transfer Strategy: A Review," in IEEE Access, vol. 7, pp. 129260-129290, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939876.

[63] S. Zhang, S. Zhang, B. Wang and T. G. Habetler, "Deep Learning Algorithms for Bearing Fault Diagnostics—A Comprehensive Review," in IEEE Access, vol. 8, pp. 29857-29881, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2972859.

[64] CWRU Dataset, Case Western Reserve University Bearing Data Center. Available: http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file.

[65] MFPT Dataset, Society For Machinery Failure Prevention Technology,[Online]. Available: https://mfpt.org/fault-data-sets/.

[66] C. Lessmeier, J. Kimotho, D. Zimmer, and W. Sextro, “Condition Monitoring of Bearing Damage in Electromechanical Drive Systems by Using Motor Current Signals of Electric Motors: A Benchmark Data Set for Data-Driven Classification,” in European Conference of the Prognostics and Health Management Society, Bilbao, Spain, 2016, pp. 1-17.

[67] A. P. Daga, A. Fasana, S. Marchesiello, and L. Garibaldi, “The Politecnico di Torino rolling bearing test rig: Description and analysis of open access data,” Mech. Syst. Signal Process., vol. 120, pp. 252–273, Apr. 2019.

[68] H. Qiu, J. Lee, J. Lin, and G. Yu, “Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics,” Adv. Eng. Informatics, vol. 17, no. 3–4, pp. 127–140, Jul. 2003.

[69] P. Nectoux et al., “PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests, ” in Proc. IEEE Int. Conf. Prognostics Health Manage., Colorado, United States, Jun. 2012, pp. 1

[70] D. Neupane and J. Seok, "Bearing Fault Detection and Diagnosis Using Case Western Reserve University Dataset With Deep Learning Approaches: A Review," in IEEE Access, vol. 8, pp. 93155-93178, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2990528.

[71] NASA Bearing Dataset, Consulté le : 07 Aout 2021. [En ligne]. Disponible: https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/

[72] Zhang L, Xiong G, Huang W, Zhang L, Xiong G and Huang W , New Procedure and Index for the Parameter Optimization of Complex Wavelet Based Resonance Demodulation, J. Mech. Eng, (2015), 51 129–38, doi: 10.3901/JME.2015.03.129

[73] Patricia Henrı´quez Rodrı´guez , Jesu´ s B. Alonso, Miguel A. Ferrer , Carlos M. Travieso,Application of the Teager–Kaiser energy operator in bearing fault diagnosis, ISA Transactions 52 (2013) 278–284

[74] S. Kumar Mishra, P. Shakya, V. Babureddy, S. Ajay Vignesh, An Approach to Improve High Frequency Resonance Technique for Bearing Fault Diagnosis, Measurement (2021), doi: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109318

[75] Wade A. Smith, Robert B. Randall, Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study, Mechanical Systems and Signal Processing, Volumes 64–65, 2015, Pages 100-131, ISSN 0888-3270, https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.04.021.