

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Badji Mokhtar Annaba University

Université Badji Mokhtar –

Annaba

Faculté de Technologie

Département électromécanique



جامعة باجي مختار –
عنابنة

كلية التكنولوجيا

قسم الالكتروميكانيك

Année : 2021/2022

Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat

THEME :

**ETUDE L'EFFET DE L'USURE DES ENGRENAGES SUR LE SIGNAL
VIBRATOIRE**

Filière :

ÉLECTROMECHANIQUE

Par :

GRABSIA NAIMA

Devant le Jury :

RACHEDI	Mohamed Faouzi	Professeur	UBMA	Président
HADJADJ AOUL	Elias	Professeur	UBMA	Directeur de thèse
BOURAS	Slimane	Professeur	UBMA	Examineur
BENCHOUIA	Nedjem-Eddine	Professeur	Univ. Souk Ahras	Examineur
NAHAL	Mourad	M.C.A	Univ. Souk Ahras	Examineur

Remerciements

Je tiens, avant tout, à remercier **ALLAH** de m'avoir offert la capabilité, les compétences, les moyens, les gens qui m'ont aidé et tout dont ce que j'ai eu besoin pour compléter ce travail.

Je tiens à remercier en premier lieu, mon directeur de thèse, Monsieur **Professeur Hadjadj Aoul Elias**, pour la confiance dont il m'a gratifié, pour ses conseils, sa disponibilité ainsi que son soutien, quand tout allait bien, mais surtout quand ça allait moins bien, qui au-delà d'être un excellent mentor, auprès de qui j'ai fait mes premiers pas en vibration ; Merci de m'avoir offert la possibilité d'orienter mes recherches avec une grande liberté.

J'exprime toute ma reconnaissance et ma gratitude à **Professeur Saad Salah**, directeur de laboratoire des systèmes électromécaniques (LSELM), qui a su être très présent et influent sur la qualité de ce travail, avec ses conseils qui m'ont été d'une aide inestimable et son apport est d'autant plus important pour l'orientation de ce travail ainsi que son aboutissement ; Merci Monsieur **Saad Salah**.

J'exprime ma gratitude au professeur **Rachedi Mohamed Faouzi**, pour l'honneur qu'il m'a fait en présidant le jury de cette thèse. Je le remercie vivement pour sa lecture attentive de mon manuscrit et pour son intérêt à l'égard de mon travail.

Je tiens à remercier également les membres de jury ; Professeur **Bouras Slimane** de Badji Mokhtar Annaba, Professeur **Benchouia Nedjem-Eddine** et Docteur **Nahal Mourad** de l'Université de Mohammed-Chérif Messaadia Souk Ahras pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Aussi, ma profonde gratitude est adressée à tous les membres du laboratoire ‘‘ Laboratory of Management, Maintenance and Rehabilitation of Facilities and Urban Infrastructure’’ de l'université de Mohamed-Chérif Messadia Souk-Ahras pour leurs soutien et aide dans le but de finaliser ce travail.

Je tiens à remercier tous les membres du laboratoire des systèmes électromécaniques (LSELM), pour leur aide.

J'adresse mes plus chaleureuses pensées à mes parents, leurs encouragements et sacrifices ont été déterminants pour aller puiser la motivation nécessaire dans l'aboutissement de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

Mes chers parents, que Allah les protège, qui n'ont pas cessé de prier pour ma réussite,

A ma chère maman, de m'avoir encouragé et inciter la réalisation de ce travail

A mes frères, Imène, Aya, Hamza et Tamer

A notre grande famille, et que toute personne m'ayant aidé de près ou de loin, trouve ici l'expression de ma reconnaissance

Résumé

Le travail de cette thèse porte sur le diagnostic précoce des défauts d'engrenages et a comme objectif principal la proposition d'une technique fiable par traitement des signaux vibratoires extraits d'un ensemble de capteurs pour la détection prédictive des défauts d'engrenages opérant dans un environnement rude. Après une étude bibliographique approfondie sur les techniques de traitement du signal vibratoire dans le domaine temporel, fréquentiel et l'analyse temps fréquence, des essais expérimentaux ont été effectués sur un banc d'essai pour valider l'efficacité des méthodes conventionnelles dans la détection des défauts d'engrenage et l'étude de l'effet de l'usure et la cassure d'une dent sur le signal vibratoire. Par suite, une analyse du signal réel capté sur un multiplicateur d'éolienne a été exécutée. Afin d'identifier la fréquence caractéristique du défaut d'engrenage dans un signal bruité, une méthode hybride a été élaborée en combinant l'ondelette continue de Morlet(MWT) et le kurtogramme rapide (FK). Les résultats obtenus confirment la performance et l'efficacité de la technique proposée pour un diagnostic fiable des engrenages.

Mots- clés : Détection des défauts, engrenages, usure, Kurtogramme rapide, l'ondelette continue de Morlet, signal vibratoire.

Abstract

The work in this thesis focuses on the early detection of gear faults when the main objective is the proposal of a robust technique based on vibration signal extracted from a set of sensors for the predictive detection of gear faults operating in a harsh environment. After a bibliographic study of vibration signal processing techniques in the time and frequency domain and time-frequency analysis, experimental tests were carried out on a test bed to validate the effectiveness of conventional methods in detecting gear defects and studying the effect of wear and breakage tooth on the vibration signal. Therefore, an analysis of the actual signal collected on a wind turbine gearbox was executed. In order to identify the characteristic frequency of the gear fault in a noisy signal, a hybrid method was developed by combining the Morlet continuous wavelet (MWT) and the fast kurtogram (FK). The results obtained confirm the performance and effectiveness of the proposed technique for early gear fault detection.

Keywords: fault detection, gears, wear, fast kurtogram, Morlet continuous wavelet, vibration signal.

مُلخَص

يركز عمل هذه الأطروحة على التشخيص المبكر لأعطال التروس ويتمثل هدفها الرئيسي في اقتراح تقنية موثوقة من خلال معالجة إشارات الاهتزاز المستخرجة باستعمال مجموعة من أجهزة الاستشعار بهدف الكشف التنبؤي عن أعطال التروس التي تعمل في بيئة قاسية. بعد دراسة متعمقة حول تقنيات المعالجة لإشارات الاهتزاز في مجال الوقتي والتردد وتحليل الوقتي والتردد معا، أجريت تجارب على منصة اختبار للتحقق من فعالية طرق التقليدية الكشف عن أعطال التروس ودراسة تأثير تآكل الأسنان وكسرها على إشارة الاهتزاز.

لذلك، تم إجراء تحليل للإشارة الحقيقية التي التقطت من علبة التروس تربينات الرياح من أجل تحديد التردد المميز لعطل التروس من خلال إشارة ملوثة ، تم تطوير طريقة هجينة من خلال الجمع بين موجة المستمرة (MWT) و Kurtogram (FK) السريع.

تؤكد النتائج التي تم الحصول عليها أداء وكفاءة التقنية المقترحة من أجل تشخيص المبكر لأعطاب للتروس.

كلمات مفتاحية: الكشف عن الأعطاب، المسننات، التآكل، موجات المستمرة Morlet، FK، إشارات اهتزازية.

Liste des figures

Chapitre I

Figure I. 1: Les défauts courants des engrenages et leurs proportions.....	6
Figure I. 2: Défaut de cassure de dent [8].....	7
Figure I. 3: (a) Aspect du pignon ; (b) Image d'un moule de la surface d'une dent du pignon avec des piqûres de fatigue [9].....	7
Figure I. 4: Usure combiné [11].....	8
Figure I. 5: Usure adhésive [13].....	9
Figure I. 6: Modifications des morphologies de la surface des engrenages dans le processus d'usure abrasive à l'échelle micro : (a) Une surface neuve, (b) Une surface usée par usure abrasive [9].....	10
Figure I. 7: Fissure de fatigue dans le profil du pied de la dent d'engrenage [16].....	10
Figure I. 8: Les causes des défauts d'engrenage.....	11
Figure I. 9: Signal temporel d'engrenage : (a) cas sain (b) avec défaut d'usure.....	15

Chapitre II

Figure II. 1: L'analyse vibratoire [43].....	21
Figure II. 2: Le principe de l'analyse de l'enveloppe.....	27
Figure II. 3: Calcul du KS à partir de la STFT ; KS est un algorithme qui donne une indication de la façon dont le kurtosis varie avec la fréquence.....	29
Figure II. 4: Décomposition élémentaire.....	31
Figure II. 5: Calcul du Kurtogramme par une structure en bancs de filtres arborescente.....	32
Figure II. 6: Pavage du kurtogramme rapide de l'arbre binaire dyadique.....	32
Figure II. 7: Pavage kurtogramme rapide de l'arbre 1/3-binaire.....	33
Figure II. 8: Echelle de la décomposition par la transformé d'ondelette.....	36
Figure II. 9: Décomposition du signal par ondelette discrète.....	37
Figure II. 10: Exemples d'ondelettes mères.....	39

Chapitre III

Figure III. 1: Spectre typique d'engrenage sain [3].....	44
Figure III. 2: Photo du l'installation expérimental.....	45
Figure III. 3: Photos sur la roue dentée : (a) bon état, (b) dent légèrement usée, (c) dent sévèrement usée, (d) dent complètement cassée.....	46
Figure III. 4: Schéma de l'ensemble des méthodes de traitement du signal appliqué.....	47
Figure III. 5: Le signal vibratoire original en domaine temporel.....	48
Figure III. 6: Valeurs des indicateurs scalaires des signaux originaux.....	49
Figure III. 7: L'analyse spectrale pour chaque cas.....	50

Figure III. 8: La forme d'ondelette de Morlet dans le domaine temporel et son spectre [96] ..	53
Figure III. 9: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire sans défaut	54
Figure III. 10: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent légèrement usée	55
Figure III. 11: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent sévèrement usée	55
Figure III. 12: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent détérioré .	56

Chapitre IV

Figure IV. 1: La difficulté de la surveillance d'éolienne [98]	60
Figure IV. 2: Répartition des coûts causée par les défaillances de systèmes d'énergie éolienne en 2009 [99]	61
Figure IV. 3: Les étapes principales de la méthode proposée.....	63
Figure IV. 4: Défaut de dent du pignon d'éolienne.....	64
Figure IV. 5: Signal vibratoire original de dent du pignon avec défaut	65
Figure IV. 6: L'enveloppe du signal vibratoire original avec défaut	65
Figure IV. 7: Le kurtogramme du signal vibratoire avec défaut original.....	66
Figure IV. 8: Le signal filtré par FK.....	67
Figure IV. 9: Le spectre d'enveloppe carré (SES) du signal filtré.....	67
Figure IV. 10: Scalogramme d'ondelette continue de Morlet pour le signal original.....	68
Figure IV. 11: Les valeurs de Kurtosis de chaque coefficient	69
Figure IV. 12: Le signal du coefficient optimal d'ondelette continue de Morlet	70
Figure IV. 13: L'enveloppe du signal de coefficient optimal.....	70
Figure IV. 14: Le kurtogramme rapide du signal de coefficient optimal	71
Figure IV. 15: Le signal filtré de coefficient optimal.....	72
Figure IV. 16: Spectre d'enveloppe carré du signal de coefficient optimal	73

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I. 1: Localisation des défauts dans les transmissions de puissance à engrenages [3] ...	5
Tableau I. 2: L'application industrielle de roues dentées	12
Tableau I. 3: Avantages et inconvénients des engrenages.....	13

Chapitre III

Tableau III. 1: Indicateur des défauts d'engrenage	44
Tableau III. 2: Les paramètres de la roue à dentures hélicoïdaux.....	46
Tableau III. 3: Les informations obtenues à partir de l'application de chaque technique	57

Chapitre VI

Tableau IV. 1: Les caractéristiques de fonctionnement de la boîte de vitesse	64
--	----

Table de matière

RESUME	IV
ABSTRACT	V
مُلَخَص	VI
LISTE DES FIGURES	VII
LISTE DES TABLEAUX	IX
TABLE DE MATIERE.....	X
LA LISTE DE NOMENCLATURE	XII
INTRODUCTION GENERALE.....	1
• ORGANISATION DE LA THESE	2
CHAPITRE I	4
ETAT DE L'ART SUR LES ENGRENAGES	4
INTRODUCTION.....	5
I.1 LES DIFFERENTS TYPES DE DEFAILLANCES D'ENGRENAGES	5
I.1.1 RUPTURE DE LA DENT	6
I.1.1.1 Rupture de fatigue	6
I.1.1.2 Rupture par surcharge	6
I.1.2 PIQUES	7
I.1.3 USURE	7
I.1.3.1 L'usure adhésive	8
I.1.3.2 L' usure Corrosive.....	9
I.1.3.3 L'usure abrasive.....	9
I.1.4 FISSURATION	10
I.1.5 LES CAUSES DES DEFAUTS D'ENGRENAGE	10
I.2 APPLICATION INDUSTRIEL DES ENGRENAGES	11
I.2.1 AVANTAGES ET INCONVENIENTS DES ENGRENAGES [19].....	13
I.3 L'EFFET DE L'USURE SUR LE SIGNAL VIBRATOIRE	14
I.4 SYNTHESE BIBLIOGRAPHIQUE	15
I.5 CONCLUSION :	19
CHAPITRE II	20
TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL	20
INTRODUCTION.....	21
II.1 POURQUOI L'ANALYSE DE LA SIGNATURE VIBRATOIRE EST-ELLE UTILISEE ?	21
II.2 LES TECHNIQUES DE DETECTION DES DEFAUTS D'ENGRENAGES BASES SUR L'ANALYSE VIBRATOIRE	22
II.2.1 ANALYSE DANS LE DOMAINE TEMPOREL	23
II.2.1.1 La valeur efficace (RMS).....	23
II.2.1.2 Facteur crête (Fc).....	24
II.2.1.3 Le Kurtosis (Ku)	24

II.2.2	ANALYSE DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL	25
II.2.2.1	L'analyse d'enveloppe.....	26
II.2.2.2	Le cepstre	27
II.2.2.3	Le kurtogramme rapide (Fastkurtogram -FK-).....	28
II.2.2.3.1	Principe de l'algorithme.....	30
II.2.3	L'ANALYSE TEMPS-FREQUENCE	34
II.2.3.1	La transformée de Fourier à court terme (STFT)	34
II.2.3.2	La distribution de Wigner-ville (WVD).....	35
II.2.3.3	La transformée d'ondelette.....	35
II.2.3.3.1	L'ondelette continue (CWT).....	36
II.2.3.3.2	L'ondelette discrète (DWT).....	37
II.2.3.3.3	Sélection d'ondelette mère	38
II.2.3.4	La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif (CEEMDAN) :.....	39
II.3	CONCLUSION :	41
CHAPITRE III	42
DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'ENGRENAGE	42
INTRODUCTION	43
III.1	LA FREQUENCE CARACTERISTIQUE DES DEFAUTS D'ENGRENAGE	43
III.2	DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'ENGRENAGE	45
III.2.1	DESCRIPTION DU BANC D'ESSAI ETUDIEE	45
III.2.2	ANALYSE TEMPOREL	47
III.2.3	ANALYSE FREQUENTIEL.....	50
III.2.4	L'ANALYSE TEMPS-FREQUENCE	51
III.2.4.1	Choix de l'ondelette mère dans l'analyse des signaux de vibration	51
III.2.4.2	La transformée d'ondelette de Morlet continue.....	52
III.2.4.3	Les résultats obtenus	54
III.3	CONCLUSION :	58
CHAPITRE IV	59
METHODE PROPOSEE ET VALIDATION	59
INTRODUCTION	60
IV.1	UNE TECHNIQUE HYBRIDE BASEE SUR L'ANALYSE EN ONDELETTE CONTINUE DE MORLET ET LE KURTOGRAMME RAPIDE POUR LA DETECTION DES DEFAUTS D'ENGRENAGE (MWT-FK)	61
IV.2	DESCRIPTION DU CAS DE DEFAUT D'ENGRENAGE D'EOLIENNE	62
IV.3	DIAGNOSTIC DU DEFAUT D'ENGRENAGE PAR LE KURTOGRAMME RAPIDE (FK)	65
IV.4	APPLICATION DE LA METHODE PROPOSEE (MWC-FK)	68
IV.5	CONCLUSION :	74
CONCLUSION GENERALE	76
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	79
PRODUCTION SCIENTIFIQUES	87
PRODUCTION SCIENTIFIQUES :	88

La liste de Nomenclature

- RMS:** La valeur efficace (RootMean Square)
- FC :** Le facteur crête
- KU :** Le kurtosis
- FFT :** La transformé de Fourier rapide (Fast Fourier transform)
- FK:** Le kurtogramme rapide (Fast Kurtogram)
- KS:** Le kurtosis spectral
- STFT :** La transformée de Fourier à court terme (Short time frequency transform)
- WVD :** La transformé de Wigner-Ville (Wigner-Ville Distribution)
- CWT:** La transformée d'ondelette continue (Continuous wavelet transform)
- DWT:** La transformée d'ondelette discrète (Discret wavelet transform)
- PWT :** La transformée d'ondelette de Packet (Packet wavelet transform)
- CEEMDAN:** Le complète ensemble décomposition empirique modale avec bruit adaptatif
(Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)
- MWT :** la transformée d'ondelette de Morlet (Morlet wavelet transform)
- SES :** Le spectre d'enveloppe carré (Squared envelope spectrum)
- f_r :** La fréquence de rotation
- f_{eng} :** La fréquence de l'engrènement
- n :** La vitesse de rotation
- Z :** Nombre des dents

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Parmi les différents moyens de transmission de puissance mécanique entre deux arbres, les engrenages sont notoirement non seulement la solution la plus ancienne, mais aussi la solution la plus satisfaisante, robuste, fiable et durable [1]. Une large gamme de machines industrielles, des éoliennes, les hélicoptères, les groupes motopropulseurs marins et les véhicules à moteur, utilisent couramment des boîtes de vitesses à engrenages pour la transmission de puissance. Comme ces applications sont essentielles pour la sécurité humaine et la réduction des procédures de réparation complexes et des coûts de remplacement élevés, la surveillance en ligne de l'état des engrenages a reçu une attention croissante ces dernières années. Le diagnostic des défauts d'engrenage le plus tôt possible améliorera la disponibilité opérationnelle et maximisera la productivité du système.

De nos jours, le fonctionnement jusqu'à la défaillance est une stratégie inacceptable pour de nombreux processus et opérations industrielles. Une méthode importante pour améliorer la fiabilité et les performances des machines rotatives est l'application de la maintenance conditionnelle pour la détection précoce des défauts, ce qui permet de mettre en œuvre des stratégies de maintenance appropriées à temps pour résoudre le problème avant que le défaut ne provoque l'arrêt de la production et, éventuellement, un accident grave qui pourrait entraîner des blessures humaines. Pour la maintenance conditionnelle, l'action ne se déclenche que lorsqu'un paramètre de contrôle dépasse un seuil prédéterminé, fixé par le constructeur ou par les normes de sécurité. Ce qui participe à la minimisation des coûts.

Chaque technique de surveillance, ne permet pas de capter les mêmes types de défauts, ni d'opérer un diagnostic détaillé pour connaître l'origine, la gravité du défaut et le domaine d'application favorisé pour chaque technique de surveillance [2]. L'analyse vibratoire a été largement utilisée comme un outil efficace pour surveiller et diagnostiquer les défauts des engrenages, fournissant des informations essentielles à l'appui des décisions de maintenance des machines [3]. L'état de santé de la plupart des systèmes dynamiques de machines tournantes change avec le temps, ainsi son signal de vibration changera avec le temps et les caractéristiques des signaux peuvent fournir des informations importantes qui peuvent être utilisées pour explorer l'état de la machine tournante. Aujourd'hui, la plupart des recherches se concentrent sur l'utilisation d'une technique de traitement du signal pour l'analyser car cette technique fournit des informations plus utiles pour la prédiction et le diagnostic des défauts à un stade précoce. L'analyse vibratoire est basée sur des techniques bien connues et largement utilisées, telles que l'analyse dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel.

Cependant, ces méthodes relativement simples présentent l'inconvénient commun de n'être strictement applicables qu'aux signaux de vibrations stationnaires, alors que la plupart des machines tournantes produisent des signaux de vibrations non stationnaires.

Lorsque l'usure des engrenages atteint un certain degré de gravité, elle peut entraîner des défaillances de l'engrenage telles que des piqûres de surface, des écaillages et des dents cassées [4]. Par conséquent, le sujet de la surveillance de l'usure des engrenages fait l'objet d'une attention considérable dans la section de la maintenance conditionnelle. Le signal d'engrenage est souvent fortement contaminé par divers bruits de l'environnement et par les machines à proximité. L'objectif principal de cette thèse est l'application des connaissances et des techniques afin de comprendre l'effet de la variation de la gravité d'usure des engrenages sur le processus de diagnostic des engrenages, et d'autre part proposer une méthode hybride de détection robuste qui permet la détection précoce et le diagnostic des défauts d'engrenage fonctionnant dans des environnements dur.

- **Organisation de la thèse**

Afin d'atteindre les objectifs sus cités, le travail est organisé en quatre chapitres : un chapitre de synthèse bibliographique, un chapitre d'étude et de présentation des fondements mathématiques et deux chapitres pour la validation expérimentale.

Le premier chapitre :

Le premier chapitre de cette thèse présente une vue générale sur la théorie de la transmission par engrenages. Il explique également les modes de défaillance des engrenages avec une synthèse bibliographique sur un ensemble des recherches dans le domaine de diagnostic.

Le deuxième chapitre :

Ce chapitre présente les différentes techniques d'analyse vibratoire couramment utilisées pour la surveillance d'état et le diagnostic des défauts des machines tournantes. Ces techniques sont divisées en trois domaines essentiels brièvement passés en revue; le domaine temporel, fréquentiel et l'analyse temps-fréquence.

Le troisième chapitre :

Ce chapitre décrit le banc d'essai et les paramètres associés à la détection de défauts naissants dans une boîte de vitesses. Cette plate-forme de banc d'essai a été utilisée pour simuler une panne réelle de boîte de vitesses telle qu'elle est trouvée dans l'industrie et pour diagnostiquer cette panne. Les performances des méthodes de traitement du signal sont évaluées pour surveiller l'usure et cassure de dent d'engrenage.

Le quatrième chapitre :

Le dernier chapitre propose une nouvelle méthode adaptative basé sur d'ondelettes de Morlet (CWT) et kurtogramme rapide (FK) pour l'analyse de signaux. La FK a réduit le bruit du signal et a révélé que le défaut contenait une composante d'impulsion connexe qui a fourni la base d'une extraction précise des caractéristiques.

Une Conclusion générale où les résultats montrent que la méthode proposée est bien meilleure que la méthode le kurtogramme rapide (FK) sans prétraitement et l'analyse d'enveloppe. Il s'est avéré être un outil efficace pour la détection et le diagnostic des pannes des machines tournantes. Aussi, des recommandations pour des travaux futurs pour la surveillance à distance de l'état des systèmes de transmission à engrenages sont fournies.

CHAPITRE I

ETAT DE L'ART SUR LES ENGRENAGES

Introduction

Les engrenages sont des éléments jouent un rôle vitale dans plusieurs applications industrielles telles que les machines-outils et les boîtes de vitesse. Une défaillance inattendue d'engrenage peut entraîner des pertes économiques importantes et des accidents mortels. C'est pourquoi le diagnostic des défaillances des engrenages a fait l'objet de recherches intensives. Aujourd'hui la maintenance préventive conditionnelle elle même évolue avec le développement des outils de production. Ce chapitre contient une synthèse bibliographique des travaux de référence portant sur l'utilisation et la proposition des méthodes modernes de traitement du signal pour la détection des défauts des machines tournantes.

I.1 Les différents types de défaillances d'engrenages

Les défaillances d'engrenages ont tendance à se produire lorsqu'un engrenage fonctionne dans des conditions de forte contrainte. Pour les systèmes d'engrenages ou les trains d'engrenages, un rendement élevé et de faibles niveaux de bruit et de vibrations sont les principales exigences. Les défaillances des engrenages peuvent avoir de nombreuses causes différentes, notamment des erreurs de maintenance (par exemple, manque de lubrification, remontage incorrect après maintenance) ou des erreurs de fabrication (par exemple, résistance insuffisante des matériaux utilisés dans la construction des engrenages). Parmi les défauts de la boîte de vitesses, les défauts d'engrenages représentent la plus grande proportion.

Tableau I. 1: Localisation des défauts dans les transmissions de puissance à engrenages [3]

<i>Localisation des défauts</i>	<i>(%)</i>
Dentures	60
Paliers	19
Arbres	10
Carters	7
Autres	4

Les défaillances des engrenages sont classées en deux types importants : distribuées et locales [5]. La figure I.1 montre les défauts courants des engrenages et leurs proportions

correspondantes sont les suivants : dents cassées (41 %), piqûres (31 %), éraflures (10 %), usure (10 %) et autres (8 %) [6].

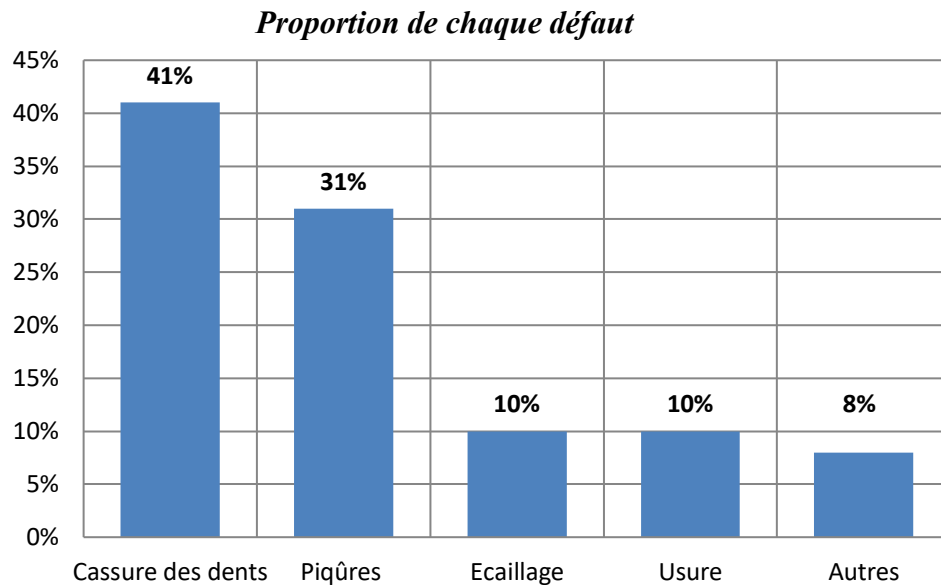


Figure I. 1: Histogramme des défauts courants des engrenages et leurs proportions [6]

I.1.1 Rupture de la dent

La rupture de la dent est considérée comme le défaut d'engrenage le plus dangereux car les morceaux de la dent cassée peuvent causer des problèmes graves supplémentaires avec d'autres composants de la boîte de vitesses tels que les roulements, les arbres, etc. et peuvent entraîner une panne du système de transmission de puissance. Cela peut résulter d'une surcharge ou, plus généralement, d'une charge cyclique sur la dent de l'engrenage au-delà de la limite de résistance du matériau de l'engrenage [7]. Il y a donc deux causes principales de rupture des dents d'engrenage :

I.1.1.1 Rupture de fatigue : La rupture par fatigue en flexion résulte d'une fissure, d'une épaisseur particulière, prenant naissance dans la section de la racine de la dent d'engrenage. La rupture due à la fatigue est généralement appelée "fissure de dent". Cette rupture commence généralement à partir d'un point focal appelé "œil" de fatigue. Lorsque les engrenages présentant une fissure de dent sont soumis à des cycles de contrainte suffisamment répétés, la dent de l'engrenage se détériore et provoque une rupture de dent.

I.1.1.2 Rupture par surcharge : une rupture par surcharge se traduit par une rupture fibreuse et filandreuse montrant des signes d'arrachement ou de déchirement. Elle provoque directement une rupture de dent à la suite d'une surcharge. Cette surcharge dépasse la

résistance à la traction du matériau de l'engrenage ; il en résulte un court cycle de rupture qui commence généralement du côté de la traction du filet de racine.



Figure I. 2: Défaut de cassure de dent [8]

I.1.2 Piqûres

La piqûre peut être divisée en trois différents types de défaillance : piqûre initiale, micro-piqûre et piqûre progressive. Elle peut être initiée en surface ou sous la surface du flanc de la dent de l'engrenage et peut conduire à des piqûres destructrices. Les engrenages fonctionnant sous des défauts de piqûre produisent un fonctionnement extrêmement rugueux et un bruit considérable. Si le diamètre des trous est au-dessus de 0,4 mm et 0,8 mm, on considère qu'il s'agit d'une piqûre initiale. Si le diamètre est supérieur, la faute est considérée comme une piqûre destructrice.

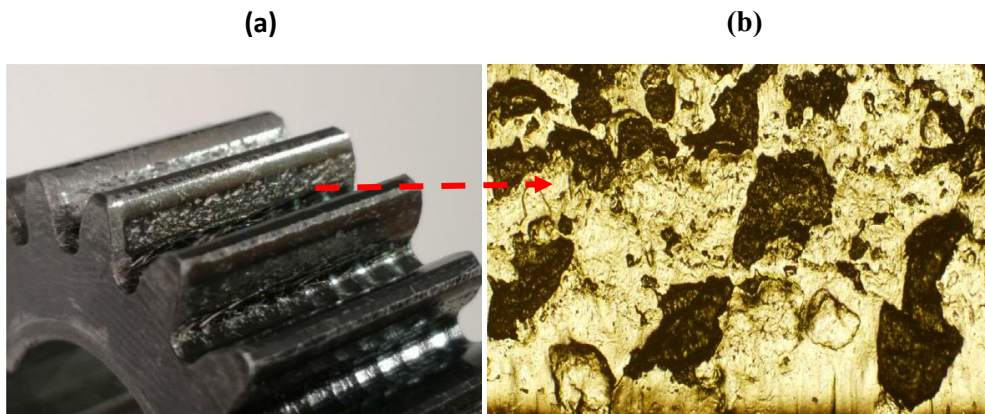


Figure I. 3: (a) Aspect du pignon ; (b) Image d'un moule de la surface d'une dent du pignon avec des piqûres de fatigue [9]

I.1.3 Usure

Une défaillance d'usure est un phénomène de surface dans laquelle les couches supérieures du métal sont enlevées, ou dégradées, avec plus ou moins d'uniformité le long des surfaces de contact des dents des engrenages. Ce type de défaillance se produit généralement lorsque les surfaces des dents des engrenages entrent en contact direct les unes avec les autres, ce qui

entraîne l'enlèvement ou la perte de matériau de surface. Les normes ISO 10825, (1995) et BS 7848, (1996) décrivent de nombreux types d'usure des engrenages tels que l'usure normale, l'usure abrasive et l'usure excessive [10]. Toute usure endommage la surface de l'engrenage, ce qui réduit sa durée de vie. L'usure peut être accélérée, par exemple, par une alimentation insuffisante en lubrifiant. Une telle usure excessive génère du bruit pendant le fonctionnement, peut provoquer des piquûres ou même la rupture des dents de l'engrenage et réduit la durée de vie prévue de l'engrenage. Les trois causes courantes de l'usure des dents des engrenages sont l'entrée de particules individuelles dans l'huile, le contact métal contre métal dû à l'absence du film d'huile et l'usure chimique due à la composition des liquides à l'intérieur des engrenages. Une lubrification correcte est essentielle pour assurer une durée de vie maximale des engrenages. Bien sûr, les changements de conditions de fonctionnement, comme l'augmentation de la vitesse de rotation ou de la charge, entraînent une augmentation correspondante de la température du lubrifiant, mais une température d'huile élevée est considérée comme un indicateur important d'un éventuel problème du système de lubrification. Non seulement la température élevée est une indication d'un problème possible, mais toute augmentation notable de la température réduira la viscosité du lubrifiant, ce qui augmentera la probabilité, par exemple, d'un contact direct de métal à métal et d'une rupture des dents des engrenages.



Figure I. 4: Usure combiné [11]

I.1.3.1 L'usure adhésive

L'usure adhésive se produit lorsque la force d'une dent d'engrenage sur une autre est suffisante pour provoquer une soudure au point de contact. Au fur et à mesure que les

engrenages tournent et que la soudure se brise, des particules de métal sont libérées des surfaces des engrenages, ce qui contamine le système [12].



Figure I. 5: Usure adhésive [13]

I.1.3.2 L' usure Corrosive

La corrosion est un défaut qui se produit lorsque les engrenages fonctionnent dans un environnement chimique défavorable, tel qu'un lubrifiant contaminé, par exemple lorsque des attaques acides endommagent la surface des dents des engrenages. La corrosion est une forme courante d'attaque chimique et se produit lorsque de l'humidité (eau) pénètre dans l'engrenage et que le lubrifiant n'assure pas une protection adéquate des surfaces des engrenages. La rouille "mange" la surface très rapidement et provoque des piqûres. La corrosion s'accompagne généralement d'une augmentation des vibrations et d'une usure rapide.

I.1.3.3 L'usure abrasive

L'usure abrasive est le résultat de la présence des particules étrangères dans le lubrifiant des engrenages. Il peut s'agir des particules métalliques rejetées en raison de l'usure, ou de sable entrant par les joints usés ou endommagés. Ces particules provoquent une usure excessive.

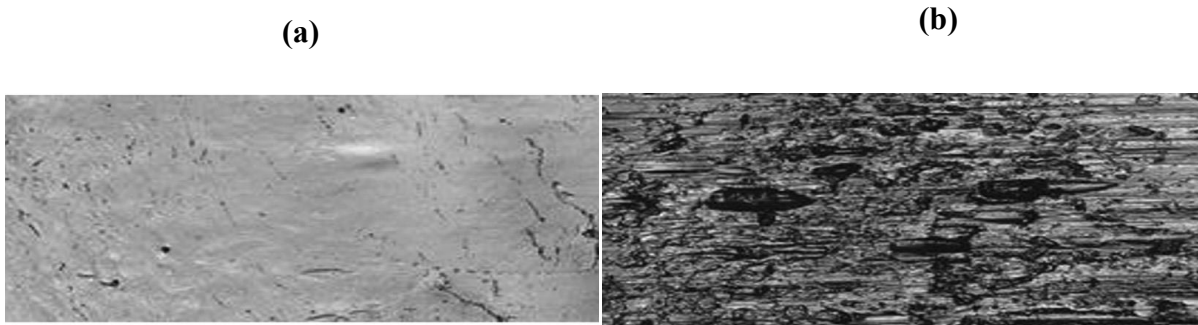


Figure I. 6: Modifications des morphologies de la surface des engrenages dans le processus d'usure abrasive à l'échelle micro : (a) Une surface neuve, (b) Une surface usée par usure abrasive [9]

I.1.4 Fissuration

Les fissures en fatigue se produisent souvent dans l'endroit où les contraintes sont maximales, dans les arrondis des pieds des dents, de la côté où la dent est sollicitée en traction. Ces fissures fragilisent les dents surtout en s'incurvant pour atteindre l'autre côté de la dent, ce qui diminue la rigidité de cette dernière [14]. Dans la plupart des cas, ce type de fissure s'initie au creux d'une piqûre de contact située autour de la région de forte sollicitation en flexion [15]. Le traitement d'une fissure est nécessaire pour arrêter sa propagation.



Figure I. 7: Fissure de fatigue dans le profil du pied de la dent d'engrenage [16]

I.1.5 Les causes des défauts d'engrenage

Un engrenage peut endommager à cause de certain nombre de raisons. La liste ci-dessous présente quelques-unes des causes fondamentales les plus courantes de la défaillance d'un engrenage :

- 1) Charge élevée sur les dents pour des temps de fonctionnement longs.
- 2) Distribution non uniforme de la charge sur les dents.
- 3) Conception incorrecte ou traitement inadéquat.
- 4) Défaut de matériau inhérent à une erreur de fabrication.

- 5) Utilisation négligente ou incorrecte des engrenages.
- 6) Utilisation incorrecte ou mauvaise de la lubrification.
- 7) Influence d'autres pièces telles que les roulements de la boîte de vitesses.
- 8) Effets de désalignement entraînant un endommagement progressif des dents.
- 9) Chaleur extrême due à des conditions de fonctionnement à haute température.
- 10) Contamination du lubrifiant, par exemple humidité et particules abrasives.
- 11) Erreurs dues à une mauvaise installation.

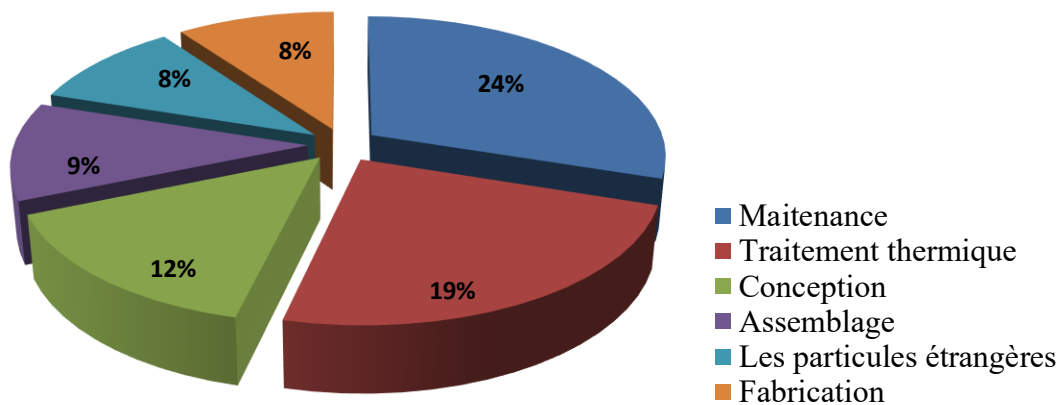






Figure I. 8: Les causes des défauts d'engrenage [17]

I.2 Application industriel des engrenages

Le type d'engrenage utilisé par les différentes industries dépend beaucoup de l'utilisation prévue et des propriétés requises de l'engrenage. Un grand nombre d'engrenages sont fabriqués à partir de différents matériaux et avec des spécifications de performance différentes selon l'application industrielle. Dans certaines industries, notamment l'agriculture, la construction, l'automobile, l'armée, les chemins de fer, les équipements de transformation, les machines-outils, l'énergie éolienne et l'aérospatiale, il existe un large éventail d'applications d'engrenages [18]. Le choix du bon type d'engrenage est essentiel pour éviter les temps d'arrêt et les réparations coûteuses dans tout environnement industriel. L'efficacité de ces mécanismes est déterminée par plusieurs facteurs, tels que la conception, la force de contact, la résistance à la flexion ou les vibrations générées par les différents accouplements entre les engrenages...

Tableau I. 2: L'application industrielle de roues dentées

<i>Types d'engrenage</i>	<i>Applications industriels</i>
<i>Droite</i> 	<ul style="list-style-type: none">- Industrie automobile- Industrie textile- Produits d'ingénierie industrielle
<i>Hélicoïdal</i> 	<ul style="list-style-type: none">- Industrie du sucre, ciment, papier,- extraction de solvants,- caoutchouc,- sidérurgie,- centrales électriques,- mines et minéraux.
<i>Conique</i> 	<ul style="list-style-type: none">- usines de fabrication de produits chimiques- industrie du papier- sucreries- cimenteries- industrie sidérurgique
<i>Engrenages à vis sans fin</i> 	<ul style="list-style-type: none">- Moteurs électriques- Composants automobiles

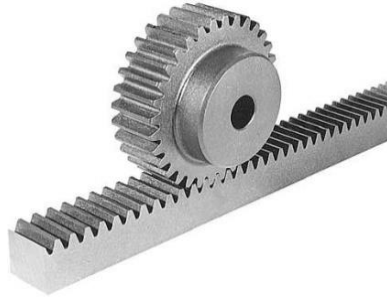
I. Etat de l'art sur les engrenages.

Engrenage planétaire



- Industrie du sucre
- Industrie électrique
- Turbines éoliennes
- Industrie marine
- Industrie agricole

Engrenages de crémaillère



- Matériel de construction
- Machines-outils
- Convoyeurs
- Manutention des matériaux
- Alimentations par rouleaux

I.2.1 Avantages et inconvénients des engrenages [19]

On peut résumer les principaux avantages et inconvénients des transmissions par engrenages dans sur le tableau I.3.

Tableau I. 3: Avantages et inconvénients des engrenages

AVANTAGES	INCONVÉNIENTS
<ul style="list-style-type: none">• Transmission de puissances élevées sous fréquences de rotation élevées.• Transmission à rapport rigoureusement constante (transmission synchrone).• Transmission parfaitement homocinétique.• Possibilités de transmissions entre plusieurs arbres.• Bon rendement général, suivant classe de qualité.• Durée de vie importante.• Bonne fiabilité.	<ul style="list-style-type: none">• Nécessité d'un entraxe précis et constant.• Niveau sonore variable suivant type d'engrenage.• Transmission des à-coups et vibrations.• Nécessité d'une lubrification, souvent par fluide.• Réversibilité possible suivant type d'engrenage.• Coût très variable suivant type d'engrenage et classe de qualité.

I.3 L'effet de l'usure sur le signal vibratoire

Le signal vibratoire généralement contient toutes les informations sur le fonctionnement des machines tournantes et ses états de santé. Les grandeurs mesurées sont le déplacement, la vitesse ou l'accélération le plus souvent utilisées pour les roulements et les engrenages. L'usure des engrenages représente la perte progressive de matière sur les surfaces des dents en contact, due au mouvement d'engrenage et de glissement combiné dans des conditions de lubrification mixte ou limite. C'est l'un des principaux modes de défaillance des engrenages. Les effets de l'usure des engrenages sur les signaux de vibration peuvent être expliqués en termes d'influence sur l'erreur de transmission [20]. Les conséquences directes de l'usure des engrenages sont l'erreur de transmission dynamique, les pertes de transmission de puissance et les niveaux élevés de vibration et de bruit [21-23]. L'influence de l'usure sur les caractéristiques dynamiques des engrenages a été étudiée théoriquement. Il a été reconnu que l'usure de la surface des dents a des effets significatifs sur la charge dynamique et sa distribution. En raison des modifications de la surface de travail des dents causées par l'usure, le rapport de transmission des engrenages ne serait plus statique [22], en particulier pour le cas des engrenages droits, dont les erreurs de transmission sont très sensibles à l'usure [23]. Parallèlement, les caractéristiques dynamiques de l'engrenage peuvent également affecter le processus d'usure, de sorte qu'il existe une relation bidirectionnelle entre eux [24]. Malheureusement, les études sur la surveillance de l'usure des engrenages par vibrations sont plutôt rares. Cela peut être attribué au fait que la réponse des signaux de vibration à l'usure des engrenages est assez complexe. Les études existantes ont révélé que l'usure uniforme des dents conduirait à des augmentations de l'amplitude des harmoniques d'engrènement des dents, et les amplitudes des harmoniques d'engrènement d'ordre supérieur sont un moyen fiable de détecter l'usure uniforme à son stade précoce [25,26]. Pour le cas d'usure non-uniforme les harmoniques de l'engrènement et leurs bandes latérales seront affectées.

La figure I.9 montre le signal vibratoire d'engrenage sain et avec défaut d'usure. D'après ces signaux une augmentation dans la valeur d'amplitude. Les signaux de vibration des engrenages sont le reflet des caractéristiques dynamiques des engrenages au moment où ils sont mesurés, et pourraient donc convenir à une évaluation efficace en temps réel des effets de l'usure sur les engrenages. On peut conclure qu'il devrait donc être possible de développer une approche de la surveillance de l'usure des engrenages basée sur l'analyse des vibrations.

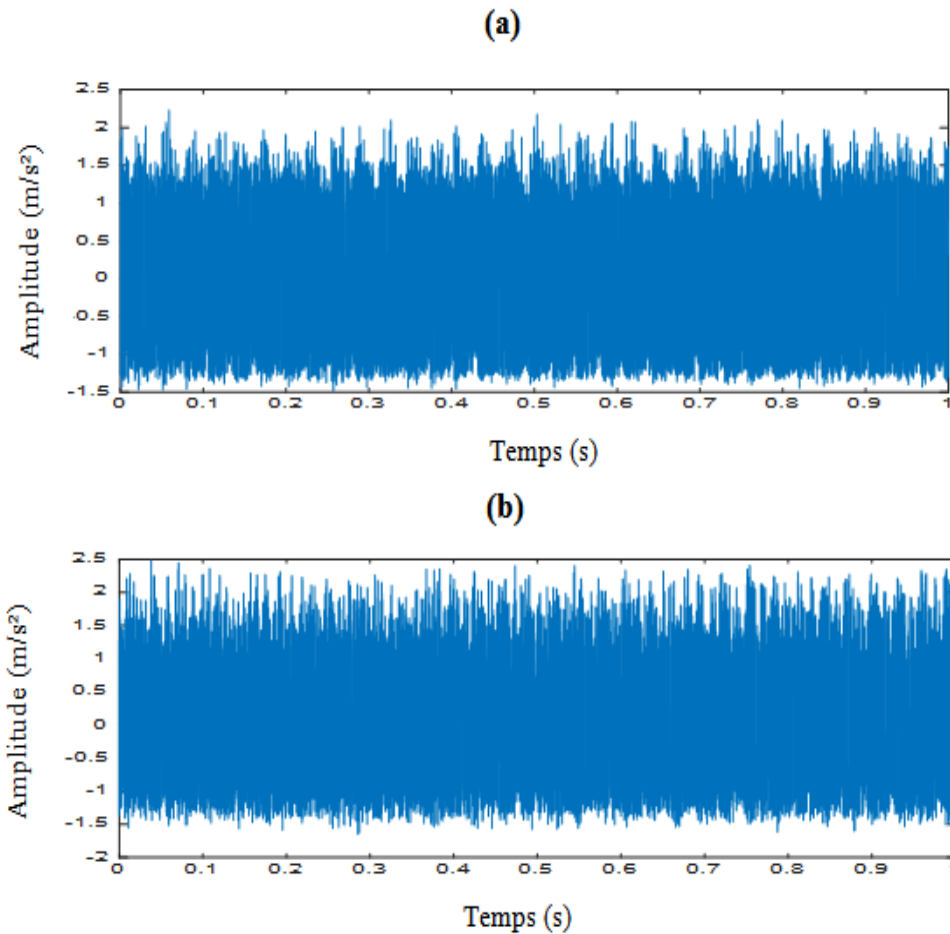


Figure I. 9: Signal temporel d'engrenage : **(a)** cas sain **(b)** avec défaut d'usure

I.4 Synthèse bibliographique

Au cours des 30 dernières années, de nombreux chercheurs ont été étudiés de manière approfondie et se sont concentrés sur les techniques de détection des défaillances et des dommages dans les équipements mécaniques. La plupart des travaux récents sont axés sur les techniques basées sur les vibrations. L'objectif principal de ces techniques est de minimiser le coût et le temps de réparation des machines et d'améliorer les moyens de détection des pannes. Les méthodes modernes de diagnostic des défauts des engrenages peuvent être classées en trois domaines : approche dans le domaine temporel, fréquentiel et temps-fréquence. Dans cette partie, nous présentons une synthèse bibliographique de quelques travaux de recherches sur les différentes méthodes utilisées et les résultats obtenus.

Les signaux acquis à partir de la boîte de vitesses via des accéléromètres sont généralement dans le domaine temporel. Une variation d'énergie apparaît dans le signal lui-même lorsqu'un défaut se produit dans un engrenage. Pour connaître le phénomène

d'apparition du défaut, on utilise des indicateurs de condition, c'est-à-dire qu'on effectue une mesure statistique de l'énergie du signal de vibration. *Anand Pareya et al.* [27], présente un article de synthèse sur l'application de divers indicateurs statistique dans le diagnostic des défauts d'engrenage. Mais, la plupart de ces indicateurs ne sont pas conçues pour appliquer sur les signaux non-stationnaire et non-linéaire et ne sont pas sensibles à la gravité d'anomalie.

Dans le domaine fréquentiel, sans aucun doute, l'analyse de Fourier rapide a été l'approche dominant dans le traitement du signal pour détecter les différents défauts fréquemment rencontrés dans les machines tournantes. Cependant, la transformée de Fourier rapide (FFT) comporte certaines restrictions cruciales : le signal à analyser doit être strictement périodique ou stationnaire, sinon le spectre de FFT résultant n'aura que peu de sens physique. En fait, les signaux de vibration des machines tournantes sont souvent non stationnaires et représentent des processus non linéaires, et leurs composantes de fréquence changent avec le temps. Par conséquent, les méthodes basées sur la FFT ne sont pas adaptées aux signaux non stationnaires et ne fournissent que des performances limitées pour le diagnostic des machines [28]. Pour surmonter ces problèmes, les méthodes temps-fréquence ont fait l'objet d'une attention croissante et ont gagné une acceptation fiable dans le domaine de la maintenance conditionnelle par l'analyse vibratoire.

Une étude comparative de plusieurs méthodes de diagnostic des engrenages de boîte à vitesses de l'hélicoptère a été réalisée par *Nacib Leilaet al.* [29]. Les résultats ont montré que l'analyse cepstrale est la technique la plus efficace pour détecter les défauts d'engrenages par rapport aux autres méthodes appliquées. *Suliman Shanbr et al.* [30] ont proposé un ensemble de techniques de traitement du signal, dont un indicateur statistique, une technique du spectre d'enveloppe et le kurtosis spectral (SK) pour détecter un défaut de roulements dans une boîte de vitesse d'une éolienne. En comparant les résultats des indicateurs statistiques avec l'analyse fréquentielle, il est clair que l'analyse fréquentielle peut être considérée comme un outil supérieur dans la détection des défauts de roulement à des stades précoces, bien que les indicateurs statistiques aient été sensibles lorsque le défaut sur la bague du roulement était bien avancé. Le kurtosis spectral a permis d'identifier précisément localisation du défaut dans les composants du roulement. Les résultats montrent la supériorité de l'analyse du kurtosis spectral (SK) pour détecter les fissures dans les roulements par rapport aux autres techniques appliquées.

Parmi les méthodes d'analyse temps-fréquence, les ondelettes sont les outils les plus répandus dans l'analyse des signaux de vibration. L'analyse temps-fréquence est devenue une technique populaire et utile pour la détection des défauts des engrenages. Il a été reconnu que les défauts des engrenages peuvent générer des transitoires brusques dans les signaux de vibration des boîtes de vitesses. L'analyse en ondelettes est une révolution dans le domaine de l'analyse des signaux, offrant l'opportunité aux chercheurs d'appliquer ses différentes versions dans le domaine de l'analyse vibratoire [31]. En fait, il existe de nombreux articles traitant de l'application de différents types d'ondelettes pour détecter les défauts d'engrenage.

Dans sa version continue appelée la transformée d'ondelette continue (CWT) (en anglais Continuous Wavelet Transform) a été utilisée dans plusieurs recherches pour la détection des défauts des engrenages. Pour vérifier l'efficacité d'ondelette continue a souvent été comparée à d'autres méthodes de traitement dans le domaine de la surveillance d'état [32, 33]. *Weng Teng et al.* [34] ont proposé une technique basée sur l'ondelette gaussienne complexe. La détection de défauts combinés et l'extraction ces caractéristiques sont des tâches difficiles, car les défauts faibles sont toujours enfouis dans l'énergie vibratoire intensive, en particulier dans la boîte de vitesses d'une éolienne composée de nombreux engrenages et roulements dans des conditions de fonctionnement sévères. Le signal est traité à l'aide d'un filtrage conventionnel à bande étroite et d'une transformée de Hilbert, et le défaut de dents cassées de la paire d'engrenages dans le système HSS est détecté de manière distincte. L'analyse du cepstre est adoptée pour distinguer les composantes de fréquence approximatives. Cependant, les caractéristiques du défaut du roulement arrière à haute vitesse ne peuvent pas apparaître dans la démodulation et l'analyse du cepstre. En utilisant la transformée en ondelettes gaussiennes complexes, le signal est décomposé en différentes échelles et le spectrogramme enveloppant multi-échelle (MuSEnS) est obtenu. Grâce à l'analyse des slices du MuSEnS, le défaut de fissure dans la bague intérieure du roulement arrière et le jeu entre l'arbre à grande vitesse et la bague intérieure du roulement sont détectés. Le démontage de la boîte de vitesses de l'éolienne démontre l'efficacité des méthodes appliquées. *Haiyang Liu et al.* [35] ont présentés une technique de filtrage adaptatif de kurtosis spectral (SK), basée sur les ondelettes de Morlet pour extraire les composants transitoires du signal. Les ondelettes de Morlet sont utilisées comme un banc de filtres dont la fréquence centrale est obtenue par le filtrage de corrélation des ondelettes. Ensuite, le filtre optimal est sélectionné de manière adaptative dans le banc de filtres comme celui qui

maximise le SK. Les résultats ont montré l'efficacité de la technique proposée pour extraire la réponse impulsive qui indique la caractéristique du défaut de l'engrenage.

En sa version discrète, *Bellal Belkacemi et al.* [36] ont appliqués l'ondelette discrète sur un signal vibratoire des roulements lubrifiés sains et inappropriés pour la détection de défauts. La validation de cette procédure est réalisée par un dispositif expérimental conçu pour l'acquisition de signaux vibratoires. D'après les résultats obtenus montrent la décomposition par l'ondelette discrète (DWT) est efficace pour le diagnostic et la détection des anomalies liés aux roulements mal lubrifiés pour les vitesses moyennes. Une technique hybride, basée sur l'ensemble décomposition empirique modale avec bruit adaptatif (CEEMDAN) et l'analyse multi-résolution, a été proposée par *M.L. Bouhalais et al.* [37] et testée sur des signaux simulés puis validée expérimentalement sur des signaux mesurés sur des roulements et des engrenages défectueux en régime variable.

Pour plus de travaux concernant les applications de l'analyse en ondelettes de tous types dans le domaine de la détection des défauts des machines tournantes, nous conseillons de consulter l'article de synthèse de *Ruqiang Yan et al.* [38].

Lei Wang et al. [39] ont proposés une méthode hybride basée sur la décomposition moyenne locale d'ensemble (ELMD) et le kurtogramme rapide (FK) pour le diagnostic des machines tournantes. Les résultats ont prouvés l'efficacité de l'algorithme développé par rapport à l'analyse spectrale, le FK individuel et ELMD individuel. Deux cas expérimentaux sont étudiés pour vérifier l'efficacité de la méthode proposée. La méthode d'analyse temps-fréquence comporte deux étapes. Tout d'abord, le signal de vibration original est décomposé à l'aide d'ELMD et le produit de fonction (PF) qui réserve le plus de caractéristiques d'impact du signal original est choisi, en fonction de l'indice de kurtosis. Ensuite, le PF choisi est filtré par le filtre optimal basé sur FK. Bien que la méthode ELMD présentent quelques inconvénients tels que le nombre de fonctions produits (Pf s) peut être inégal, ce qui entraîne un problème de moyenne finale et la possibilité d'une mauvaise suppression du mélange de modes ou d'un bruit résiduel important [40]. Une nouvelle méthode appelée kurtosis empirique du spectre de balayage (ESSK) basée sur la transformée d'ondelettes empirique (EWT) est proposée par *Y. Xu et al* [41]. Cette méthode peut trouver de manière adaptative et précise la bande de fréquences contenant des informations riches sur les caractéristiques des défauts, et extraire la composante correspondante. De multiples signaux de simulation et signaux expérimentaux sont utilisés pour vérifier l'efficacité de la méthode proposée. Les

résultats montrent que la méthode permet d'extraire au maximum les composants qui contiennent les informations sur les impulsions périodiques et de diagnostiquer avec précision les défauts des roulements.

I.5 Conclusion :

La boîte de vitesse joue un rôle très important dans les usines industrielles où les défaillances d'engrenages représentent le plus grand pourcentage de leurs défaillances. L'usure est un défaut inévitable pendant la durée de vie des engrenages, et elle peut modifier de manière significative les profils des dents par usure avant l'apparition de défauts évidents, tels que les piqûres ou l'écaillage. Une usure excessive peut entraîner une répartition inégale de la charge, ce qui peut conduire à l'apparition d'autres types de défaillances de l'engrenage, comme des dents cassées. Pour ces raisons, le sujet de la surveillance de l'usure des engrenages fait l'objet d'une attention considérable dans la section de la maintenance conditionnelle. Par contre, si nous désirons diagnostiquer les défauts d'engrenages, l'opération devient un peu plus compliquée à cause de leur conception et du milieu bruyant. Le choix des approches d'analyse des signaux accélérométriques des machines tournantes est lié d'une part à la nature de la machine et d'autre part à la nature du défaut. Grâce à la synthèse bibliographique, nous essayons de développer une technique robuste qui permettra une détection précoce des défauts d'engrenage basée sur l'ondelette continue du Morlet (CWT), facteur de kurtosis (KU) et le kurtogramme rapide (FK).

CHAPITRE II

TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL

Introduction

L'analyse de la signature vibratoire est la technique de surveillance la plus courante et la plus utilisée pour prévoir l'état d'une machine tournante et est généralement considérée comme un outil prédictif important dans la plupart des programmes de maintenance. Ce chapitre expose une présentation des méthodes de traitement du signal vibratoire dans différents domaines d'analyse qui ont été développés et utilisés par les chercheurs dans le domaine de diagnostic des machines tournantes. Des techniques importantes sont décrites pour aider à la compréhension des résultats obtenus dans ce travail de thèse.

II.1 Pourquoi l'analyse de la signature vibratoire est-elle utilisée ?

Les signaux de vibration sont directement liés au mouvement périodique des composants de la machine et sont très sensibles à toute anomalie des composants en mouvement. La mesure et l'analyse de la réponse aux vibrations fournissent des informations essentielles pour le diagnostic des défauts en fonction de l'état des différents composants des machines [42]. La figure II.1 montre une configuration de positionnement typique des accéléromètres sur l'équipement pour obtenir un signal vibratoire discret. En général, les orientations des sondes suivent les trois axes principaux de la machine, c.-à-d. vertical, horizontal et axial.

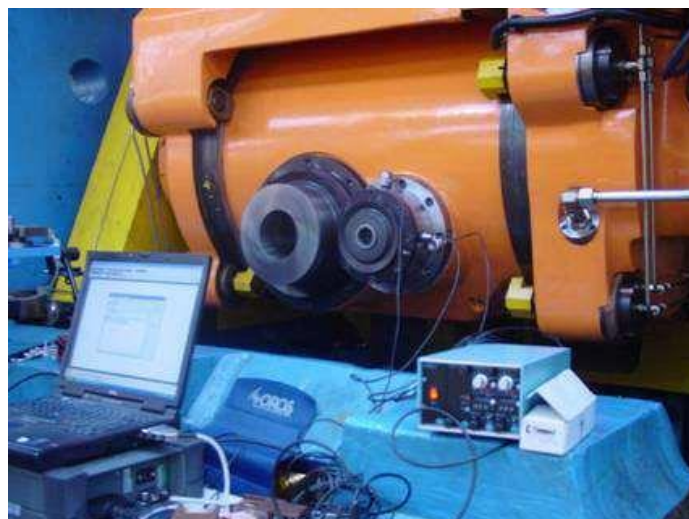


Figure II. 1: L'analyse vibratoire [44]

II. Techniques de traitement du signal

L'analyse des vibrations a la capacité de fournir une technique de surveillance rapide, économique et fiable dans un environnement industriel. Cependant, la surveillance des vibrations ne peut pas fournir toutes les informations requises pour un programme de maintenance basé sur l'état. Néanmoins, l'analyse des vibrations peut être considérée comme un outil efficace pour le diagnostic des défauts d'engrenages en raison des avantages suivants [43] :

- 1- Le signal de vibration est non destructif et sensible à une large gamme de défauts.
- 2- La fréquence et l'amplitude du spectre de vibration sont directement liées à la source de vibration.
- 3- Différentes techniques de traitement du signal peuvent être appliquées au signal de vibration,
- 4- Des mesures rapides et faciles peuvent être obtenues par des accéléromètres, qui sont montés de manière non intrusive sur les surfaces externes d'une machine.
- 5- Les instruments de mesure deviennent peu coûteux en raison du développement rapide de l'électronique et de l'efficacité de fabrication.
- 6- Les signaux de vibration fournissent des informations de diagnostic concernant la nature précise du défaut des machines défectueuses avec une utilisation minimale des transducteurs.
- 7- Très sensible aux anomalies du système.
- 8- Augmentation de la disponibilité des machines, réduction du temps de panne.
- 9- Aucun risque lié à la collection de données, donc la sécurité améliorée.
- 10- Permet de mieux gérer la procédure de maintenance et de réaliser des économies des coûts.
- 11- Peut être utilisé à différents endroits pour des méthodes de mesure plus conventionnelles dans l'industrie pétrolière.

II.2 Les techniques de détection des défauts d'engrenages basés sur l'analyse vibratoire

Le traitement du signal de vibration est essentiel pour extraire des informations pertinentes pour la détection et l'identification d'un défaut de composant. Le succès de tout programmeur de la surveillance des conditions dépend en grande partie de la précision de l'équipement de mesure, des techniques de mesure et de traitement des données. Il existe nombreuses techniques utilisées pour traiter les signaux de vibrations qui peuvent être utilisées pour la détection et le diagnostic des défauts d'engrenages. Ces techniques peut

essentiellement classer en : l'analyse du domaine temporel, analyse du domaine fréquentiel, analyse du domaine temps-fréquence [39].

II.2.1 Analyse dans le domaine temporel

L'analyse conventionnelle dans le domaine temporel permet d'utiliser les l'amplitude et les informations temporelles contenues dans le signal temporel de vibration de l'engrenage pour détecter les défauts de l'engrenage. Cette analyse est l'un des techniques les plus faciles, moins couteuses et rapides. L'amplitude du signal peut être utilisée pour signaler la présence d'un défaut et la périodicité de la vibration peut alors indiquer la source probable du défaut. Quelques machines ou organes mécaniques génèrent un signal vibratoire très complexe et bruité. Lorsqu'un défaut de ces systèmes augmente progressivement, le niveau de vibration résultant est susceptible d'augmenter de façon constante avec le temps, mais l'augmentation de la vibration peut être très faible et difficile à identifier. Si la variation de la valeur de niveau de gravité est faible de ce défaut, il est difficile à identifier les symptômes du défaut par les changements enregistrés sur la forme du signal vibratoire. Les paramètres statistiques permettent de surveiller l'état des machines qui produit des signaux aléatoires et non déterministes.

II.2.1.1 La valeur efficace (RMS)

La valeur efficace (RMS) d'un signal de vibration est une caractéristique de l'analyse temporelle qui est la mesure de la puissance contenu dans la signature vibratoire. La valeur efficace a été initialement développée pour décrire la température d'une résistance soumise à un courant alternatif sinusoïdal [45]. La moyenne quadratique (RMS) pourrait être l'un des indicateurs les plus couramment utilisés dans la surveillance des vibrations [46]. Il peut être efficace pour suivre le bruit du système, mais il ne donne pas l'information significative permettant d'identifier le composant défaillant. RMS peut être défini comme [47] :

$$RMSx = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2}. \quad (\text{II.1})$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \quad (\text{II.2})$$

N est le nombre d'échantillons prélevés pour le signal, $x(n)$ est l'amplitude du signal pour le n ème échantillon, \bar{x} est la valeur moyenne des N amplitudes.

Le RMS devient plus utile à mesure que la défaillance dentaire progresse et constitue une mesure du niveau de vibration global du système. Il est donc considéré comme un très bon descripteur de l'état général des boîtes de vitesses et est sensible aux changements des conditions de fonctionnement telles que la charge et la vitesse [48].

II.2.1.2 Facteur crête (F_c)

L'un des paramètres fréquemment utilisés pour caractériser les données obtenues est le facteur de crête. Le facteur crête est défini comme un rapport entre la valeur maximale (la valeur de crête) du signal et la valeur efficace (RMS) et est donné par l'équation suivante [49]:

$$F_c = \frac{\text{valeur crête}}{RMS} \quad (\text{II.3})$$

Lorsqu'une seule dent est endommagée, il n'y a pas de changement dans la valeur RMS du signal de vibration pendant une rotation de l'arbre d'entraînement où se trouve l'engrenage endommagé, alors que la valeur de crête augmente. Par conséquent, le facteur de crête augmente sa valeur. Au fur et à mesure que les dommages progressent, la valeur moyenne quadratique du signal de vibration augmente et le facteur de crête diminue. Ce paramètre permet de découvrir de très petits dommages de surface, comme le montrent les expériences. Le facteur de crête est souvent utilisé dans les dispositifs de surveillance de la qualité des boîtes de vitesses. Pour une opération normale, le facteur de crête peut atteindre une valeur comprise entre 2 et 6 [50], les valeurs supérieures à 6 ont tendance à être liées à des machines défectueuses.

II.2.1.3 Le Kurtosis (Ku)

Le kurtosis est le moment statistique du 4ème ordre du signal de vibration, et parce qu'il élève le signal à la quatrième puissance, il amplifie efficacement les pics isolés du signal. Kurtosis est un paramètre statistique, défini comme [51] :

$$Ku = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (\text{II.4})$$

Lorsque l'engrenage s'use ou se casse, cette caractéristique devrait signaler une erreur due à l'augmentation du niveau de vibration [52]. Simplement, on peut dire que le kurtosis est une mesure statistique du nombre d'amplitude des pics dans un signal. Quand il y a plus de pics dans un signal, la valeur de kurtosis devient plus grande. La valeur du signal qui contient du bruit gaussien est égale à trois, et un signal ayant des pics plus nombreux et plus nets, donne une valeur plus élevée de kurtosis [53].

II.2.2 Analyse dans le domaine fréquentiel

Faute de pouvoir représenter le signal vibratoire en fonction du temps sous une forme facilement exploitable, on a recherché à le représenter dans un diagramme amplitudes-fréquences appelé **spectre** (parce qu'intemporel) [54]. Le principe de l'analyse spectrale est de décomposer le signal à traiter sur des bandes de fréquences en fonction d'amplitude. Cette technique est une technique conventionnelle puissante pour le traitement des vibrations et a été démontrée comme un outil utile pour la détection et le diagnostic des défauts dans les machines tournantes simple. Généralement, les machines industrielles génèrent un signal vibratoire complexe et est difficile à traiter dans le domaine temporel. La transformée de Fourier rapide (FFT) a été développée par Cooley et Turkey [55] en 1965 à fin de réduire le temps de calcul de la transformée de Fourier discrète. Ensuite, cette transformée est bien adaptée à la détection des défauts des machines tournantes. Afin de diagnostiquer les différents défauts existants dans le système mécanique il faut identifier les fréquences fondamentales qui caractérisent le fonctionnement sain du système parce que l'analyse spectrale se repose sur le suivi et la surveillance des changements des valeurs d'amplitudes dans le spectre fréquentiel. L'analyse des niveaux de vibration relatifs à différentes bandes de fréquence peut souvent donner une indication sur la nature et la gravité d'un défaut, ce qui permet d'établir un excellent diagnostic. Pour obtenir le spectre $X(f)$ de $x(t)$ on applique la transformée de Fourier :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt. \quad (\text{II.5})$$

Son calcul pour un signal discret $x(k)$ de longueur N est donné par [54]:

$$x(m) = \sum_{N=0}^{N-1} x(k)e^{-\frac{2\pi mk}{N}} \quad (\text{II.6})$$

II.2.2.1 L'analyse d'enveloppe

Un défaut d'engrenage ou de roulement entraîne une convolution de la fréquence porteuse avec la fréquence de modulation dans les signaux de vibration. L'analyse de démodulation est une méthode efficace pour séparer les composants modulants des signaux originaux. La technique de détection de l'enveloppe se concentre sur une plage étroite dans la bande de fréquences spécifiée, ce qui est utile pour détecter les impulsions de faible niveau qui sont inférieures au niveau de bruit dans le spectre normal. Le filtrage passe-bas et la transformation de Hilbert basée sur la FFT [56] sont les méthodes les plus connues pour détecter l'enveloppe. Cependant, la transformée de Hilbert basée sur la FFT présente l'avantage d'être très rapide et convient donc à la détection d'enveloppe en temps réel. La transformée de Hilbert du signal $x(t)$ est définie par une transformée intégrale [57] :

$$\hat{x}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (\text{II.7})$$

Où $x(t)$ désigne le signal d'origine, et il est généralement remplacé par un signal filtré passe-bande. Une expression analytique de $x(t)$ est donnée par

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) \quad (\text{II.8})$$

Ensuite, l'enveloppe d'amplitude de $x(t)$ est représentée par

$$|z(t)| = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \quad (\text{II.9})$$

Et la phase correspondante est décrite comme

$$\theta(t) = \arctan \frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \quad (\text{II.10})$$

Il est bien connu que l'enveloppe est un signal de basse fréquence par rapport au signal original. En pratique, la méthode de l'enveloppe demande une série de traitements du signal temporel brut avant d'obtenir le résultat.

Elle se décompose en trois étapes. La première étape, consiste à filtrer le signal mesuré par un filtre passe-bande autour de la fréquence de résonance. Ensuite, le signal filtré est ensuite traité par la transformée de Hilbert et finalement on applique la transformée de Fourier pour avoir l'enveloppe du signal.

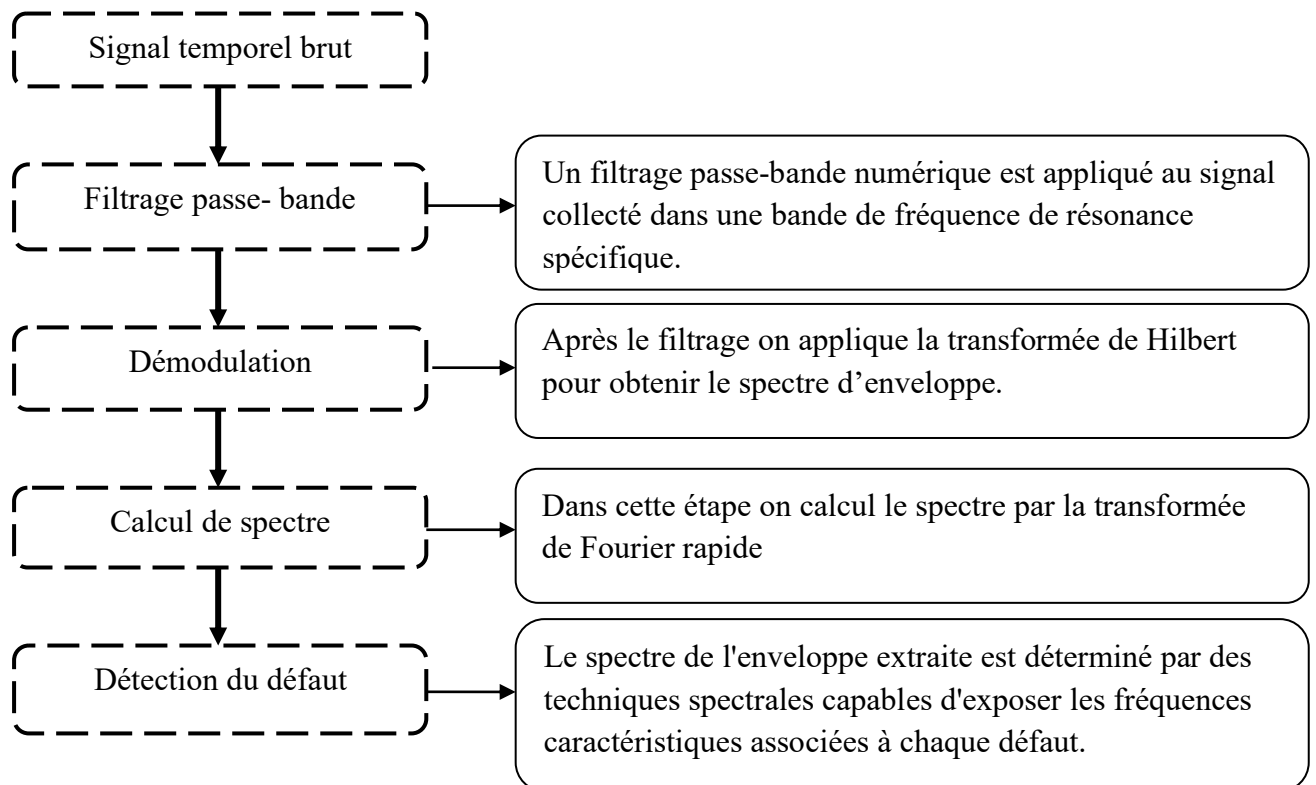


Figure II. 2: Le principe de l'analyse de l'enveloppe

En effet, cette méthode requiert a priori un filtrage par bande-passante et une démodulation avant de passer à la transformée de Fourier. Sélectionner un filtre passe-bande dépend de deux paramètres : la fréquence centrale et la bande optimale. Le défaut est détecté uniquement si ces deux éléments sont proprement choisis. Sinon, la démodulation peut ne pas révéler les manifestations espérées liées au défaut et ses harmoniques. Cela dit, le choix de ces paramètres requiert plus d'expérience et consomme plus de temps [54]. Le problème de cette technique réside dans le choix du type du filtre à utiliser [58].

II.2.2.2 Le cepstre

Le premier article sur le cepstre [59] a été publié en 1963, deux ans avant la publication de l'algorithme FFT [56] et avec l'un des mêmes co-auteurs (Tukey). Le cepstre est en quelque sorte le spectre d'un spectre logarithmique et il permet de trouver les périodicités dans le spectre original [60]. L'application originale était la détection des échos dans les signaux sismiques, où elle s'est avérée très supérieure à la fonction d'autocorrélation, car elle était insensible à la couleur du signal.

Le cepstre est défini comme la transformée de Fourier inverse (TF^{-1}) du logarithme naturel de la transformée de Fourier d'une série de signaux, c'est-à-dire :

$$C(\tau) = TF^{-1} [\log X(f)]. \quad (\text{II.11})$$

La première application du cepstre à des problèmes mécaniques a été présentée par Randall [61, 62] qui a reconnu la similitude entre le problème de la hauteur de la voix et la détection de structures périodiques dans le spectre logarithmique de familles d'harmoniques et de bandes latérales causées par des défauts localisés dans des engrenages. En particulier, le cepstre avait la capacité de séparer les effets des deux engrenages modulant une particulière fréquence d'engrenage.

II.2.2.3 Le kurtogramme rapide (Fastkurtogram -FK-)

Dans un papier de conférence en 1983, Dwyer avait initialement défini le kurtosis spectral (KS) comme le moment normalisé d'ordre 4 de la partie réelle de la transformée de Fourier à court terme (STFT) pour mesurer l'impulsivité en fonction de la fréquence, et il a été principalement appliqué à l'analyse des signaux sonar [63]. Le KS est un outil statistique qui peut indiquer la présence des séries de transitoires et leur localisation dans le domaine fréquentiel. L'idée fondamentale du kurtosis spectral est d'obtenir une valeur du kurtosis à chaque fréquence respectivement. KS basé sur STFT est un moyen d'obtenir un diagramme temps/fréquence d'un signal. Le principe de STFT est de diviser un signal de données en N segments et de calculer la FFT sur chaque segment. Ces résultats sont un ensemble de spectres locaux dans lesquels KS est calculé.

Selon la définition de KS, la bande de fréquence avec la valeur KS la plus élevée est celle dominée par le défaut d'engrenage ou de roulement ; sinon la valeur SK reste faible. Par conséquent, le KS peut être considéré comme une fonction de filtre qui sélectionne la bande de fréquences avec le niveau d'impulsivité le plus élevé, comme décrit dans l'équation (II.12).

$$K_y(f) = \frac{K_x(f)}{[1 + \rho(f)]^2} \quad (\text{II.12})$$

Dans laquelle, $\rho(f)$ est la fonction du rapport bruit/signal de la fréquence.

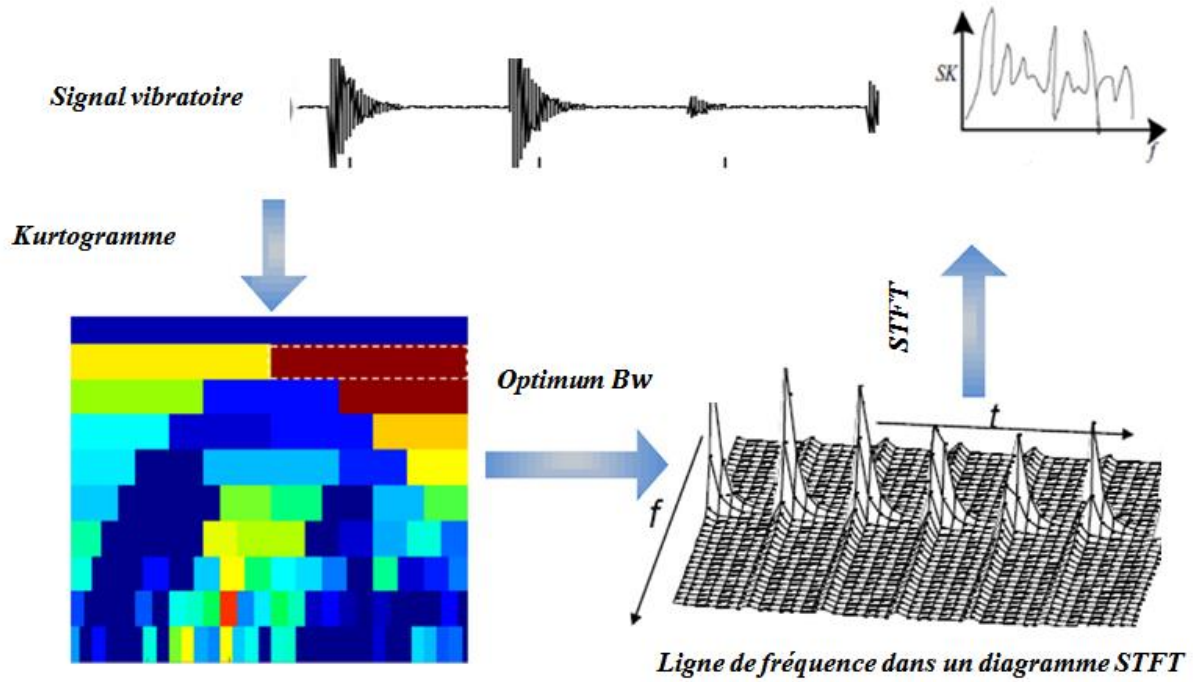


Figure II. 3: Calcul du KS à partir de la STFT ; KS est un algorithme qui donne une indication de la façon dont le kurtosis varie avec la fréquence

Antoni [64,65] a proposé deux méthodes pour calculer le kurtosis spectral. L'une est basée sur la transformée de Fourier à temps court (appelé le Kurtogramme pour trouver le filtre optimal) [63] et l'autre est basée sur les banques de filtres binaires 1/3 (Kurtogramme rapide pour la surveillance en ligne et le diagnostic des défauts) [65]. Antoni [65] a utilisé la représentation de la Wold-Cramér d'un signal non stationnaire $x(n)$ pour définir le KS:

$$X(n) = \int_{-1/2}^{+1/2} H(n, f) e^{j2\pi f n} dZ_x(f) \quad (\text{II.13})$$

Où $dZ_x(f)$ est un incrément spectral orthonormé et où $H(n; f)$ s'interprète comme l'enveloppe complexe à la fréquence f . Le KS de $X(n)$ se formule alors :

$$K_X(f) = \frac{|H(n, f)|^4}{\langle |H(n, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (\text{II.14})$$

Où $f(n) = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-1} \sum_1^N f(n)$ symbolise la moyenne temporelle d'une fonction $f(n)$.

Cette définition jouit de nombreuses propriétés dont nous rappelons brièvement les plus importantes :

- i) le KS des processus stationnaires réguliers est une fonction constante de la fréquence,
- ii) le KS des processus stationnaires gaussiens est une fonction identiquement nulle,
- iii) en présence de bruit stationnaire additif $N(n)$, le KS d'un processus non-stationnaire $X(n)$ s'exprime

$$K_{(X+N)}(f) = K_X(f) / [1 + \rho(f)] \quad (\text{II.15})$$

Les propriétés (i)-(iii) suffisent à comprendre la capacité du KS à détecter, caractériser et localiser en fréquence des non stationnarités.

Le graphique kurtogramme rapide est utilisé pour afficher les valeurs du KS de différentes bandes de fréquences dans le domaine fréquentiel. La fréquence f et la fréquence de la résolution Δf sont utilisées comme fonctions clés pour construire le kurtogramme et pour sélectionner la bande de fréquence qui a les composantes impulsives les plus élevées [66]. Donc, l'algorithme rapide (FK) représente la valeur du Kurtosis spectral dans un plan $(f, \Delta f)$. Dans une image de FK, chaque bloc coloré représente une bande de fréquence. La couleur d'un bloc coloré représente la valeur KS de la bande de fréquence, la largeur du bloc représente la largeur de bande, et la position du bloc en abscisse représente la fréquence centrale. Le bloc ayant la valeur KS la plus élevée indiquera les paramètres du filtre passe-bande optimal. Les paramètres du filtre passe-bande optimal sont déterminés. Ensuite, on utilise l'analyse d'enveloppe avec le filtre pour établir un diagnostic.

II.2.2.3.1 Principe de l'algorithme

Le principe de l'algorithme rapide du calcul du kurtogramme qui été décrit par Antoni est basé sur une structure en bancs de filtres arborescente relativement classique si ce n'est qu'elle s'appuie sur les propriétés particulières des filtres quasi-analytiques.

Soit $x(n)$ un processus non-stationnaire, et soient $h_0(n)$ et $h_1(n)$ deux filtres d'analyse quasi-analytiques, respectivement « passe-bas » et « passe-haut » dans les bandes de fréquence $[0; 1/4]$ et $[1/4; 1/2]$:

$$h_0(n) = h(n)e^{i\pi n/4} \quad (\text{II.13})$$

$$h_1(n) = h(n)e^{i3\pi n/4}, (i^2 = -1) \quad (\text{II.14})$$

Les filtres $h_0(n)$ et $h_1(n)$ vont servir de base à l'élaboration du banc de filtres arborescent en réalisant les opérations élémentaires de la figure II.4 itérées en cascade de manière à obtenir l'arbre de décomposition de la figure II.5, dont chaque niveau k représente un banc de filtres "uniforme" à 2^k bandes.

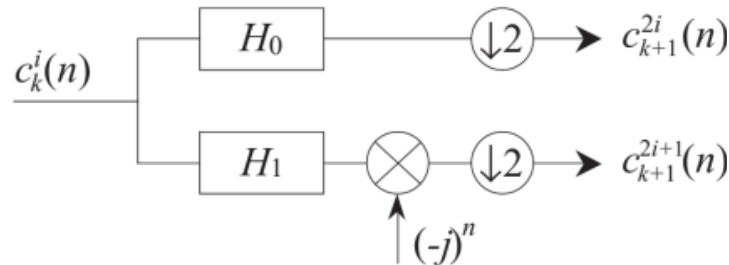


Figure II. 4: Décomposition élémentaire

Par conséquent il s'ensuit que les coefficients $C_k^i(n)$ sont indicés par un indice fréquentiel i et par un indice de résolution fréquentielle k , et qu'ils s'interprètent comme l'enveloppe complexe de $X(n)$ (sous-échantillonnée d'un facteur 2^k) dans la bande de fréquence positionnée sur la fréquence centrale $f_i = (i + 2^{-1})2^{-k-1}$ et de largeur de bande $(\Delta f)_i = 2^{-k-1}$. Le kurtogramme est finalement obtenu par le calcul du kurtosis sur toutes les séquences de coefficients $C_k^i(n), i = 0, \dots, 2^k - 1, k = 0, \dots, K-1$:

$$K_k^i = \frac{|C_k^i(n)|^4}{\langle |C_k^i(n)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (\text{II.15})$$

Sa représentation dans le plan $(f, \Delta f)$ échantillonné aux nœuds $\{f_i; (\Delta f)_k\}$ est schématisée à la figure II.6.

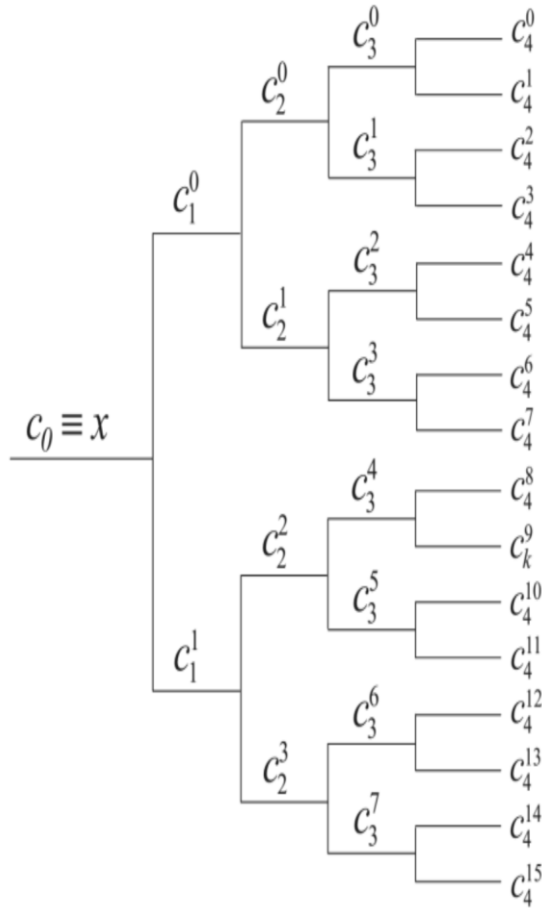


Figure II. 5: Calcul du Kurtogramme par une structure en bancs de filtres arborescente

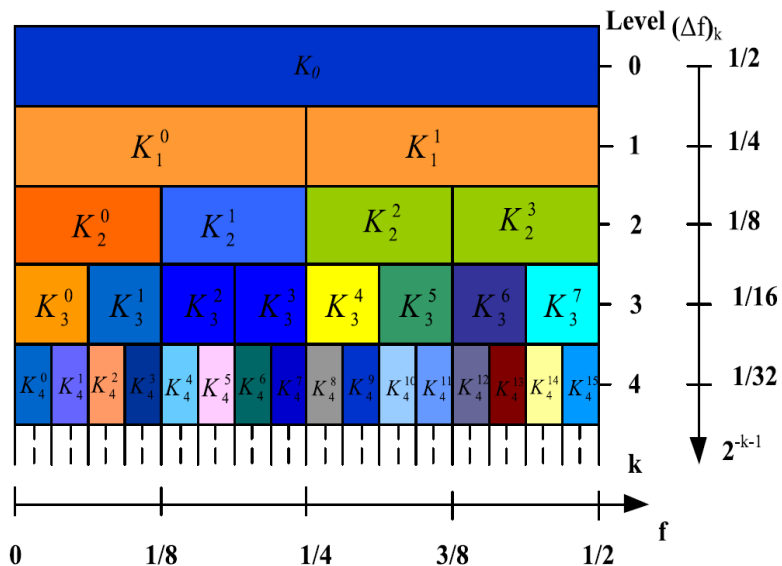


Figure II. 6: Pavage du kurtogramme rapide de l'arbre binaire dyadique

II. Techniques de traitement du signal

Pour obtenir un échantillon plus fin du plan de dyade, la structure arborescente binaire 1/3 des bancs de filtres est répartie sur la structure arborescente binaire, comme le montre la figure II.7. L'idée est de définir trois nouveaux filtres passe-bas quasi-analytiques $g_j(n)$, $j = 0; 1; 2$, de bandes passantes respectives $[0; 1/6]$, $[1/6; 1/3]$, and $[1/3; 1/2]$. Ces filtres sont ensuite utilisés pour décomposer chaque séquence $C_i^k(n)$, $k = 0; \dots; K-1$, $i = 0; \dots; 2^k-1$ en trois nouvelles sous séquences $C_{k.6}^{i+j}(n)$, $j = 0; 1; 2$, en basses, moyennes et hautes fréquences de l'intervalle $[i.2^{-k-1}; (i+1).2^{-k-1}]$.

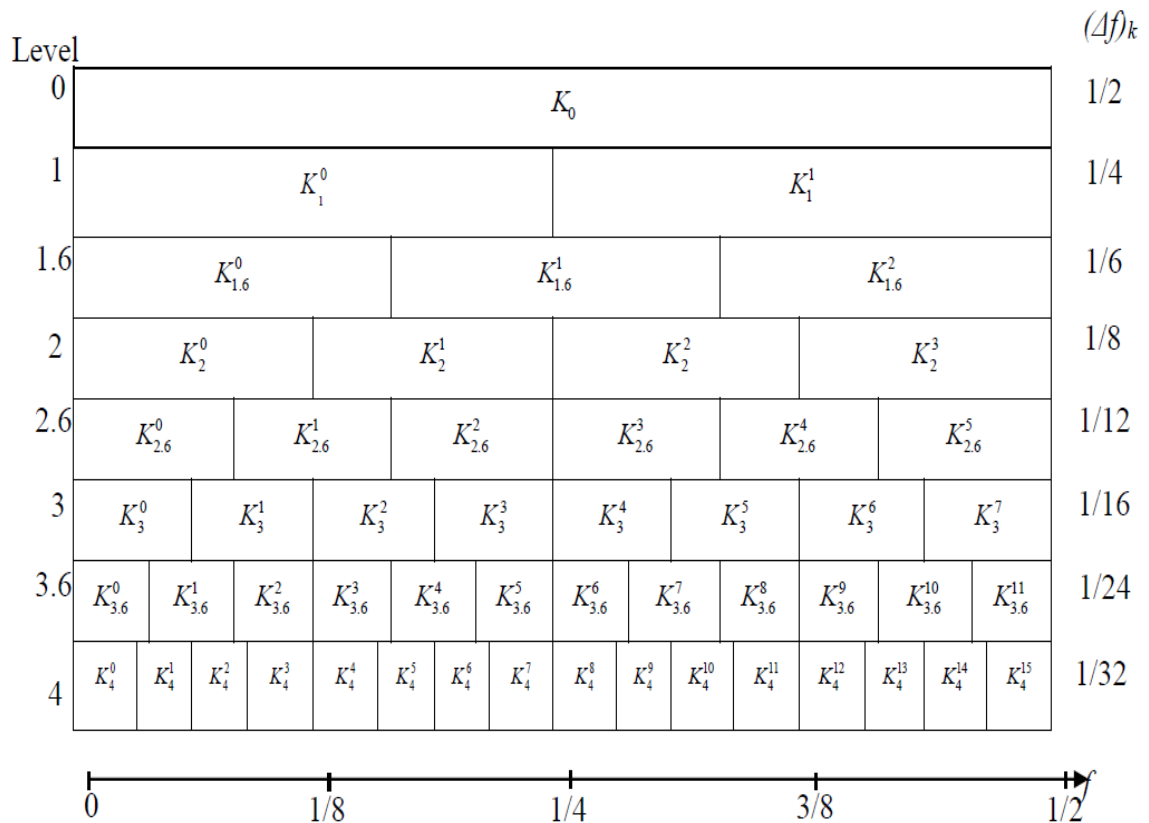


Figure II. 7: Pavage kurtogramme rapide de l'arbre 1/3-binaire

En raison de ses avantages dans la détection, la caractérisation et la localisation de signaux transitoires cachés dans les signaux, le kurtogramme rapide s'est prouvé être un outil efficace et pratique pour le diagnostic des défauts des machines tournantes de machines tournantes [67].

II.2.3 L'analyse Temps-fréquence

Les signaux réels sont généralement de nature non stationnaire. L'analyse des signaux vibratoires dans les domaines fréquentiel et temporel produit des caractéristiques du signal qui fournissent des informations uniquement dans leurs domaines respectifs. Aucune information spectrale n'est contenue dans le domaine temporel et lorsque le signal est transformé du domaine temporel au domaine fréquentiel, des informations détaillées sur le domaine temporel seront perdues. L'analyse temps-fréquence comprend des techniques qui étudient simultanément un signal dans les domaines temporels et fréquentiels en utilisant les différentes représentations temps-fréquence [57]. L'analyse temps-fréquence est devenue une technique populaire et utile pour la détection des défauts des engrenages. Il a été reconnu que les défauts des engrenages peuvent générer des pics transitoires importants dans les signaux de vibration des boîtes de vitesses [68]. Les chercheurs ont développé diverses méthodes dans le domaine temps-fréquence, telles que La transformée de Fourier à court terme (STFT), la distribution de Wigner-Ville et les ondelettes, pour diagnostiquer les réducteurs planétaires [69].

II.2.3.1 La transformée de Fourier à court terme (STFT)

La STFT divise un signal entier ou divisé en segments de courte durée, puis applique à chaque segment, une analyse de Fourier. La distribution temps-fréquence peut être obtenue en faisant glisser la fenêtre successivement le long de l'axe des temps du signal. La STFT est définie par l'équation (II.16).

$$S(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega(t - \tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{II.16})$$

Dans lequel, $\omega(t)$ est la fenêtre qui se déplace le long du signal et τ est l'emplacement temporel de cette fenêtre. Les premières applications des méthodes temps-fréquence aux défaillances d'engrenages ont commencé avec les travaux de B.D. Forrester, qui a appliqué la méthode STFT à la détection des défaillances d'engrenages [70,71]. L'inconvénient de l'application de la STFT est que la largeur de la fenêtre reste constante pendant toute l'analyse. C'est une limitation lorsqu'une résolution plus élevée est nécessaire pour identifier des changements soudains dans le temps. Une fois que la largeur de la fenêtre est sélectionnée, elle ne peut pas être modifiée pendant la transformation.

II.2.3.2 La distribution de Wigner-ville (WVD)

Une technique alternative et populaire d'analyse temps-fréquence est la transformée de Wigner-Ville pour la représentation de l'énergie d'un signal dans le plan temps-fréquence. La base de la WVD est qu'elle possède une fonction conjointe de temps et de fréquence, ce qui permet de décrire simultanément la densité d'énergie ou l'intensité d'un signal en temps et en fréquence. L'un des principaux avantages de la méthode WVD est sa capacité à surmonter les limites de la méthode STFT en améliorant la résolution en temps et en fréquence. L'expression de la distribution de Wigner-Ville est donnée par l'équation (II.17).

$$WVD(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \frac{\tau}{2})x^*(t - \frac{\tau}{2})e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (II.17)$$

Où, $x(t)$ et x^* sont le signal et son conjugué complexe, respectivement.

Bien que la méthode WVD souffre toujours d'une limite, à savoir l'inévitable interférence entre les termes pendant l'analyse des signaux à composantes multiples [72,73].

II.2.3.3 La transformée d'ondelette

Les premiers travaux sur les ondelettes ont été réalisés dans les années 1980 par Morlet, Grossmann, Meyer, Mallat et d'autres, mais c'est l'article d'Ingrid Daubechies en 1988 [74] qui a attiré l'attention des grands mathématiciens appliqués au traitement du signal, aux statistiques et à l'analyse numérique. Des applications de la transformation en ondelettes ont été observées dans divers domaines de l'ingénierie, tels que le génie biomédical, le génie civil, l'ingénierie mécanique, etc. La transformée en ondelettes peut être considérée comme un outil mathématique qui convertit un signal dans le domaine temporel en une forme différente, i.e. une série de coefficients d'ondelettes dans le domaine temporel et les fréquences en fonction du temps. Afin d'obtenir une bonne résolution temporelle pour les signaux transitoires à haute fréquence et une bonne résolution fréquentielle pour les composantes à basse fréquence, J. Morlet a d'abord introduit l'idée des ondelettes comme une famille de fonctions construites à partir de translations et de dilatations d'une fonction unique appelée "ondelette mère" $\psi(t)$.

Mathématiquement la transformée d'ondelettes se met sous la forme:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \quad (II.18)$$

Avec s c'est le paramètre d'échelle ou de dilatation et τ c'est le paramètre de translation ou facteur de dilatation.

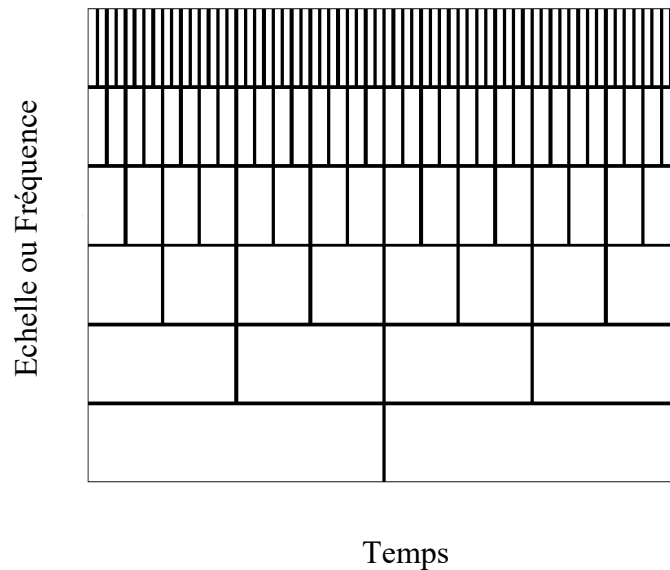


Figure II. 8: Echelle de la décomposition par la transformé d'ondelette

Traditionnellement, la transformée en ondelettes peut être classée comme : la transformée d'ondelette continue (CWT), la transformée d'ondelette discrète (DWT), et la transformée d'ondelette de Packet (PWT).

II.2.3.3.1 L'ondelette continue (CWT)

La CWT d'un signal $x(t)$ peut être réalisée par une opération de convolution entre le signal $x(t)$ et le conjugué complexe d'une famille d'ondelettes, qui s'exprime comme suit :

$$CWT(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt \quad (\text{II.19})$$

Avec :

s est le paramètre d'échelle et τ est le paramètre de translation et également appelé facteur de dilatation.

$\psi(t)$ est l'ondelette mère.

ψ^* dénote le complexe conjugué de ψ .

Les $CWT(s, \tau)$ sont les coefficients d'ondelettes.

L'équation (II.19) indique que la TOC est similaire à la transformée de Fourier sauf que la famille des ondelettes est utilisée comme fonction de base pour remplacer les fonctions sinus et cosinus. Puisque la famille des ondelettes contient deux paramètres (le paramètre d'échelle s et le paramètre de translation τ , la transformation d'un signal avec la famille des ondelettes signifie que ce signal sera projeté dans un plan bidimensionnel, à l'échelle du temps, au lieu du plan unidimensionnel de la transformée de Fourier.

II.2.3.3.2 L'ondelette discrète (DWT)

L'exécution de la CWT sur un signal conduira à la génération de formations redondantes, car les paramètres d'échelle s et de translation τ sont modifiés en permanence. Bien que la redondance soit utile dans certaines applications telles que le débruitage des signaux et l'extraction de caractéristiques, où les performances souhaitées sont obtenues au prix d'un temps de calcul accru, d'autres applications peuvent avoir besoin de mettre l'accent sur l'efficacité du calcul. Après les développements de Mallat [75], de nombreuses dérivations de la DWT sont apparues. Elles étaient basées sur l'utilisation de filtres numériques pour optimiser le processus de calcul, en générant des informations dans des bandes de fréquences.

La DWT est réalisée à l'aide d'une série de filtres passe-haut pour analyser les hautes fréquences (Détails (D_j)) et d'une série de filtres passe-bas pour analyser les basses fréquences (Approximations (A_j)) comme représenté dans la figure II.9, qui sont connus sous le nom d'arbre de décomposition de Mallator-Mallat [76]. Ainsi, un signal est complètement décomposé en sa version détaillée (composantes haute fréquence) et en sa version approximée (composantes basse fréquence). La DWT basée sur de telles fonctions ondelettes est appelée transformée en ondelettes orthogonales (OWT). L'un des types d'ondelettes utilisés dans l'analyse OWT est celui de Daubechies [77].

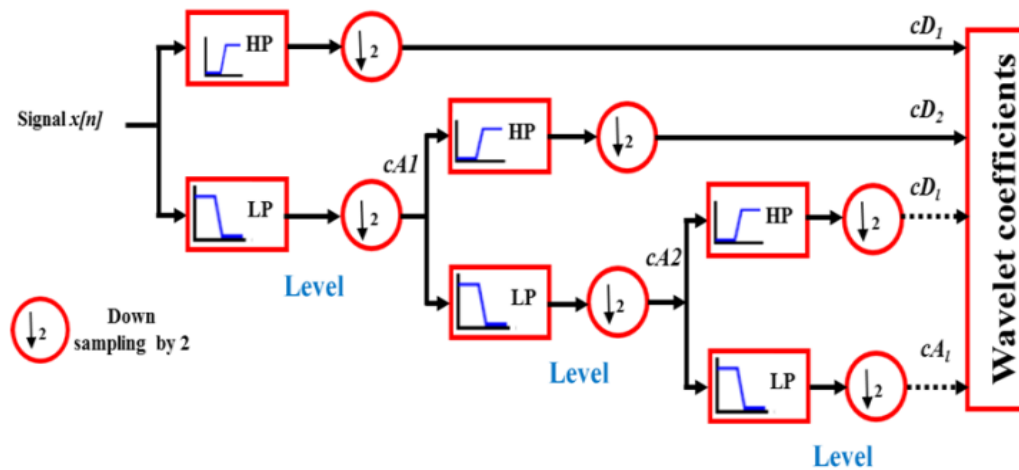


Figure II. 9: Décomposition du signal par ondelette discrète [76]

II.2.3.3.3 Sélection d'ondelette mère

Il existe plusieurs types d'ondelettes mères qui peuvent être utilisés pour détecter et diagnostiquer les défauts dans les machines tournantes comme : Haar, Meyer, Daubechies, Morlet, etc. Par conséquent, l'ondelette donne de bons résultats si l'ondelette mère est soigneusement sélectionnée. Sur la base des études précédentes, les propriétés de l'ondelette mère sont considérées dans la sélection d'une ondelette mère. Cependant, il existe souvent plus d'une ondelette mère ayant les mêmes propriétés existent souvent. Pour surmonter ce problème, la similarité entre le signal et l'ondelette mère est prise en compte dans la sélection d'une ondelette mère. Des approches qualitatives et quantitatives ont été proposées et appliquées pur la sélection de l'ondelette mère dans divers domaines.

La sélection de l'ondelette mère basée sur la similarité entre le signal et l'ondelette mère était un autre critère de sélection basé sur des approches qualitatives. Normalement, la correspondance de forme par inspection est appliquée pour choisir l'ondelette mère la plus appropriée. *Tang et al.* [78] ont appliqué l'ondelette de Morlet au débruitage des signaux de vibration pour le diagnostic des défauts des éoliennes, car l'ondelette de Morlet est similaire au signal d'impulsion mécanique. Ils ont également fait remarquer que pour augmenter l'amplitude des coefficients d'ondelettes générés liés aux impulsions de défaut et d'améliorer le processus de détection de défaut, l'ondelette mère sélectionnée doit être similaire à la réponse aux impulsions mécaniques en termes de caractéristiques. Afin de justifier la similarité entre le signal et l'ondelette mère avec une méthode plus précise, des approches quantitatives ont été proposées ces dernières années. *J. Rafiee et al.* [79] ont proposé la sélection de l'ondelette mère la plus similaire aux signaux d'engrenage en calculant les variances des coefficients d'ondelettes continues. Parmi les 324 ondelettes mères, la db44 a été sélectionnée pour l'analyse car elle était l'ondelette mère la plus similaire aux signaux d'engrenage.

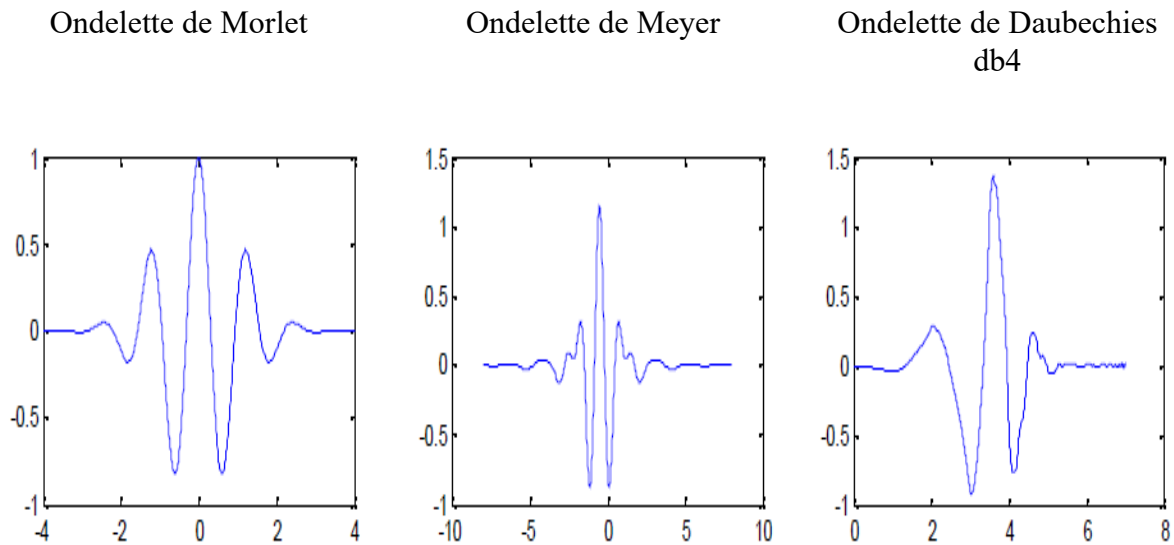


Figure II. 10: Exemples d'ondelettes mères

II.2.3.4 La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif (CEEMDAN) :

En 1998, Huang a proposée une méthode adaptative d'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires appelée la décomposition en modes empiriques (EMD) [80]. En effet, l'EMD a été déjà appliquée avec succès dans de nombreux domaines autres que l'analyse vibratoire. Cependant, l'EMD rencontre certains problèmes, tels que la présence d'oscillations d'amplitude très disparate dans un mode, ou la présence d'oscillations très similaires dans différents modes, appelée "mélange de modes" ou "mode mixing". Par conséquent, Huang a proposé l'ensemble décomposition en mode empirique (EEMD) sur la base de l'EMD [81]. Cet algorithme peut effectivement réduire le mélange de modes de l'EMD en utilisant un bruit blanc gaussien qui a une distribution uniforme dans le domaine de fréquence et moyenne zéro. Bien que l'EEMD puisse efficacement réduire le mélange des modes, un problème de l'EMD, l'EEMD ne peut pas maintenir l'exhaustivité de l'EMD, et il contient du bruit résiduel dans chaque composante de l'IMF et de la composante résiduelle de sa décomposition, ce qui affecte la précision de la reconstruction du signal original. Pour redresser ce problème, plusieurs optimisations ont été proposées qui reviennent toutes à modifier le type de bruit ajouté pour minimiser le nombre d'itérations et le temps de calcul.

En 2011, Colominas et al [82] ont proposé une version optimisée qui par comparaison avec l'algorithme classique de l'EEMD, requiert moins de la moitié des itérations pour donner le même résultat. Dans la méthode proposée, un bruit particulier est ajouté à chaque étape de la décomposition et un résidu unique est calculé pour obtenir chaque mode. La nouvelle technique prend le nom de La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif

CEEMDAN ou « Complet Ensemble Empirical Mode decomposition with Adaptive Noise ». Pour un signal $x(t)$, la CEEMDAN utilise le même algorithme de l'EEMD pour calculer la première un résidu unique est ensuite calculé comme suivant :

$$r_1(t) = x(t) - \overline{IMF_1(t)} \quad (II.20)$$

Pour mieux décrire l'algorithme du CEEMDAN, définir un opérateur $E_j(.)$ qui produit le $j^{\text{ème}}$ mode obtenu par la décomposition EEMD, $\omega^i(t)$ le bruit blanc gaussien et ε_i le SNR :

- décomposer par EMD I réalisations $x(n) + \varepsilon_0 \omega^i(n)$ à obtenir leurs premiers modes et calculer

$$\overline{IMF_1}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_1^i = \overline{IMF_1}(t) \quad (II.21)$$

- à la première étape ($k = 1$), calculer le premier résidu comme $r_1(t) = x(t) - \overline{IMF_1}(t)$
- décomposer les réalisations $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(\omega^i(t))$ jusqu'à leur premier mode EMD et définir le deuxième mode

$$\overline{IMF_2}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(\omega^i(t))) \quad (II.22)$$

- pour $k = 2, \dots, K$ calculer le k -ième résidu

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - \overline{IMF_k}(t) \quad (II.23)$$

- décomposer les réalisations $r_k(t) + \varepsilon_k E_k(\omega^i(t))$, $i = 1, \dots, I$, jusqu'à leur premier mode EMD et définissent le $(k + 1)$ -ième mode comme

$$\overline{IMF_{(k+1)}}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k(t) + \varepsilon_k E_k(\omega^i(t))) \quad (II.24)$$

Les 3 dernières étapes sont répétées jusqu'à que le résidu obtenu n'est plus faisable à être décomposé et satisfera :

$$R(t) = x(t) - \sum_{k=1}^K \overline{IMF_k}(t) \quad (II.25)$$

Avec K le nombre total des modes. Le signal original (t) peut être décrit à la fin de décomposition comme:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \overline{IMF_k}(t) + R(t) \quad (II.26)$$

II.3 Conclusion :

Ce chapitre explique les bases théoriques des méthodes de traitement du signal conventionnelles basées sur l'analyse vibratoire afin de faciliter la compréhension des résultats présentés dans les chapitres suivantes. Nous abordons d'abord brièvement les techniques de traitement des données de vibrations qui sont couramment utilisées dans le domaine de la détection et de diagnostic des défauts des engrenages, notamment le domaine temporel, le domaine fréquentiel et l'analyse temps-fréquence. En complément de ce qui précède, un aperçu des applications de chaque méthode est également présenté. L'utilisation de l'analyse temps-fréquence telle que la transformation en ondelettes de Morlet a été établie lors de l'analyse des données de vibration des machines complexes telles que les boîtes de vitesses pour de meilleurs résultats dans le traitement des signaux non stationnaires.

CHAPITRE III

DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'ENGRENAGE

Introduction

Quelques méthodes de traitement du signal a été présentés dans le dernier chapitre pour les trois domaines d'analyse (temporelle, fréquentielle, temps-fréquence). L'objectif de ce chapitre est de comparer et tester la sensibilité et la robustesse des techniques de traitement du signal utilisées pour la détection des défauts d'engrenage dans des milieux bruités. Il existe de nombreuses techniques conventionnelles utilisées pour surveiller l'état des machines rotatives. La plupart d'entre elles sont faciles à comprendre et à mettre en œuvre. Les méthodes utilisées dans ce chapitre comprennent des paramètres statistiques communs calculés dans le domaine temporel avec les caractéristiques de fréquence calculées dans le domaine fréquentiel. En outre, les représentations d'ondelette continue de Morlet ont également été appliquées afin d'établir des méthodes plus efficaces d'examen des changements dus aux défauts dans le domaine conjoint temps-fréquence. De ce fait, des signaux expérimentaux ont été employé pour faire une étude comparative et détecter des diverses anomalies d'engrenage.

III.1 La fréquence caractéristique des défauts d'engrenage

Les vibrations d'un engrenage sont générées principalement par le choc entre les dents des deux roues qui le constituent. Cette signature vibratoire, est traduite par un signal appelé «signal d'engrènement ». Les composantes spectrales des vibrations de l'engrenage sont la fréquence de l'engrènement (f_{eng}) et ses bandes latérales, ainsi que les multiples de la fréquence de rotation (f_r). La fréquence d'engrènement mathématiquement donné par l'expression suivante :

$$f_{eng} = z \cdot f_r \quad (III.1)$$

Lorsque les engrenages sont en bon état, la f_{eng} et ses harmoniques sont à basse fréquence. Comme nous l'avons mentionné dans le premier chapitre, les défauts de l'engrenage sont classés en défauts distribués et défauts localisés. L'excentricité, le désalignement de l'engrenage sont des défauts distribués et leur spectre montre des pics d'énergie élevés à la fréquence de l'engrènement. Les dents fissurées et l'usure des dents sont des défauts localisés dont le spectre présente des pics d'énergie de bande latérale répartis sur l'ensemble du spectre. C'est l'une des caractéristiques les plus importantes des vibrations ; tous les composants ou défauts vibrent généralement à une fréquence spécifique, il est donc facile de détecter ces fréquences dans le spectre sain. Cependant, lorsqu'une partie mécanique du système est dégradée ou endommagée, la composante de fréquence associée dans le

III. diagnostic des défauts d'engrenage

spectre changera. Ainsi, la nouvelle valeur pourrait être comparée à la référence afin d'effectuer la détection et le diagnostic des défauts.

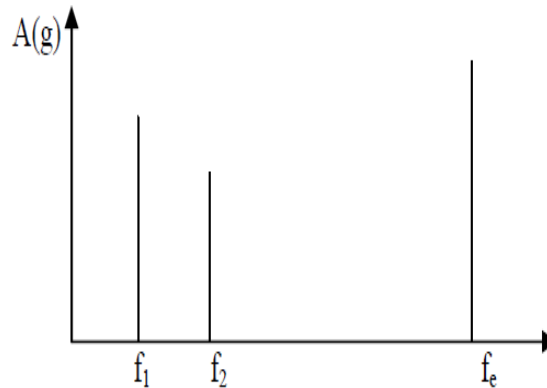


Figure III. 1: Spectre typique d'engrenage sain [3]

Tableau III. 1: Indicateur des défauts d'engrenage

<i>Défaut</i>	<i>Caractéristique du défaut dans le spectre</i>
<i>Cassure et fissure de dent</i>	- Une amplitude élevée à la fréquence de rotation de la roue correspondante.
<i>Usure</i>	- provoque des bandes latérales de grande amplitude autour de la f_{eng} .
<i>Jeu excessif</i>	- L'excitation des fréquences naturelles de l'engrenage et de la f_{eng}
<i>Le désalignement des engrenages</i>	- Petites amplitudes en 1 f_{eng} mais amplitudes beaucoup plus élevées en 2 ou 3 f_{eng} . - Les harmoniques f_{eng} de second ordre et d'ordre supérieur.
<i>Le désalignement de l'arbre d'engrenage excentrique</i>	- Sous-multiple de la fréquence d'engrènement.

III.2 Diagnostic des défauts d'engrenage

III.2.1 Description du banc d'essai étudiée

Cette partie présente un banc d'essai pour faire une étude comparative sur un ensemble des méthodes de traitement du signal vibratoire et tester chaque domaine (temporel, fréquentiel, temps-fréquence) dans la surveillance d'état des systèmes mécaniques. Dans ce travail, un banc d'essai a été réalisé afin d'être le plus près possible des conditions réelles de l'industrie à l'université de Souk-Ahras. Il a la possibilité d'illustrer différentes combinaisons de cas :

- fonctionnement sain,
- balourd,
- défaut de roulements,
- défaut d'engrenages ainsi que les combinaisons de ces états.

L'entraînement du banc est assuré avec une vitesse de rotation de 1400 tours par minute durant tous les essais. La figure III.1, illustre le banc d'essai qui se compose d'engrenages hélicoïdaux (peuvent être remplacés par des engrenages soit en bonne état ou en avec défauts) pour obtenir un ensemble des signaux vibratoires des différents défauts d'engrenage. Pour une bonne fixation et pour garder les mêmes points de mesures, les accéléromètres utilisés, pour l'enregistrement des signaux, ont été fixés sur le palier par des goujons mécaniques. Les signaux de vibration sont ensuite enregistrés par le dispositif d'acquisition des données Vibxpert (vib 5.300).

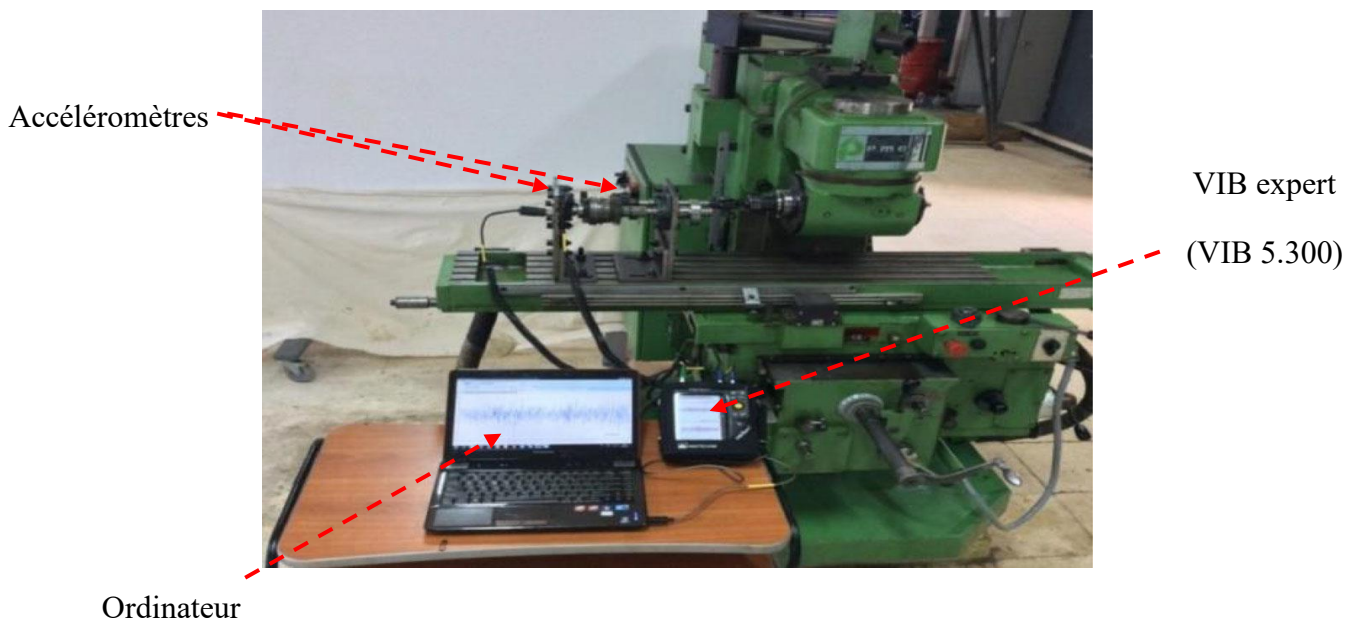


Figure III. 2: Banc d'essai.

III. diagnostic des défauts d'engrenage

Tableau III. 2: Les paramètres de la roue à dentures hélicoïdaux

Paramètres	Valeurs
Nombre de dents	29
Diamètre de tête (mm)	70.14
Diamètre de pied (mm)	58.74
Diamètre primitif (mm)	64.54
Angle de pression	20

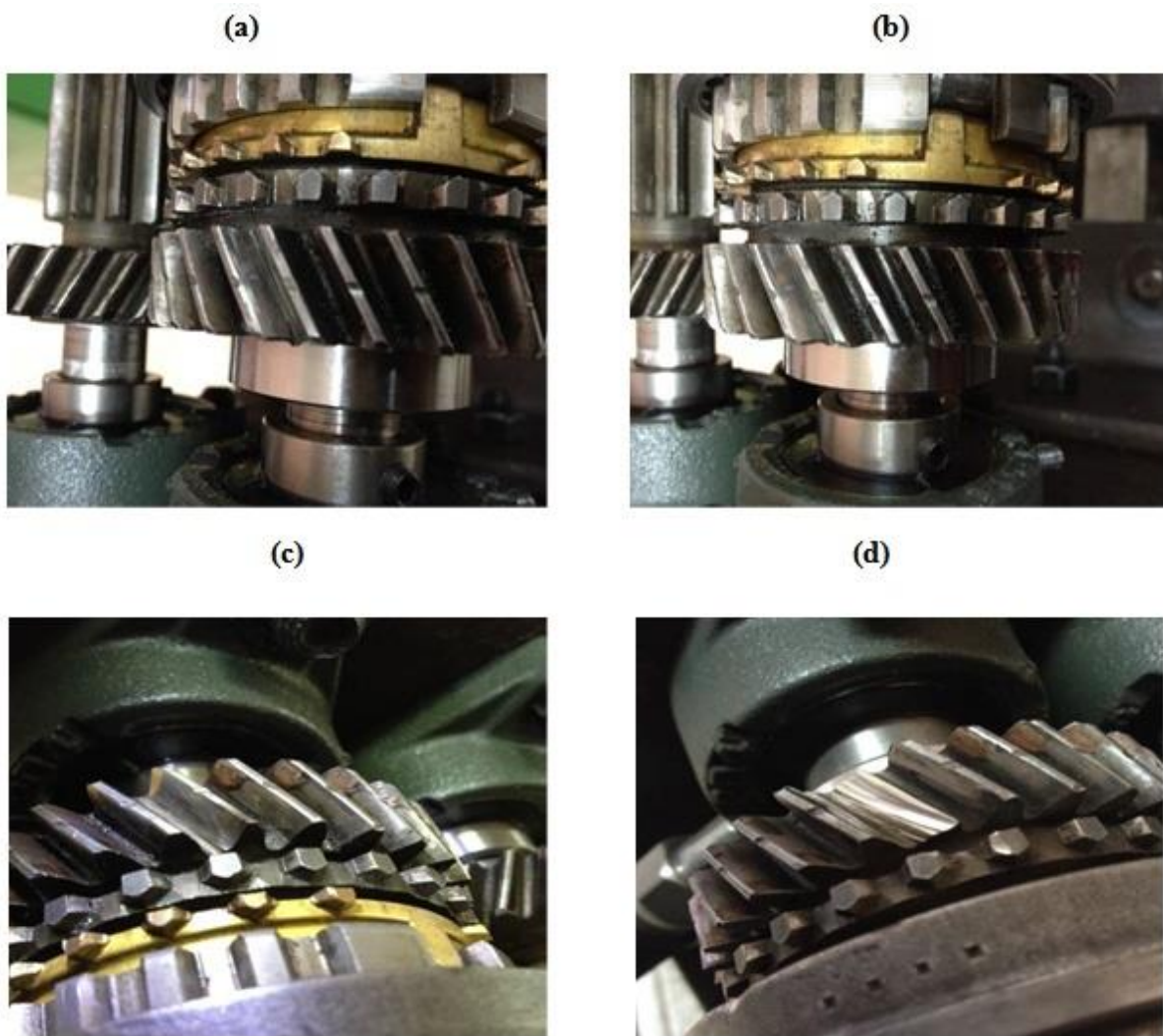


Figure III. 3: Photos sur la roue dentée : (a) bon état, (b) dent légèrement usée, (c) dent sévèrement usée, (d) dent complètement cassée

Quatre cas, de défauts d'engrenage qui sont illustrés dans cette expérience, sont donnés dans la figure III.4. Le premier cas représente les engrenages opérant sous les conditions saines. Cet état de fonctionnement est utilisé comme référence, dans l'objectif de le comparer aux autres conditions de fonctionnements.

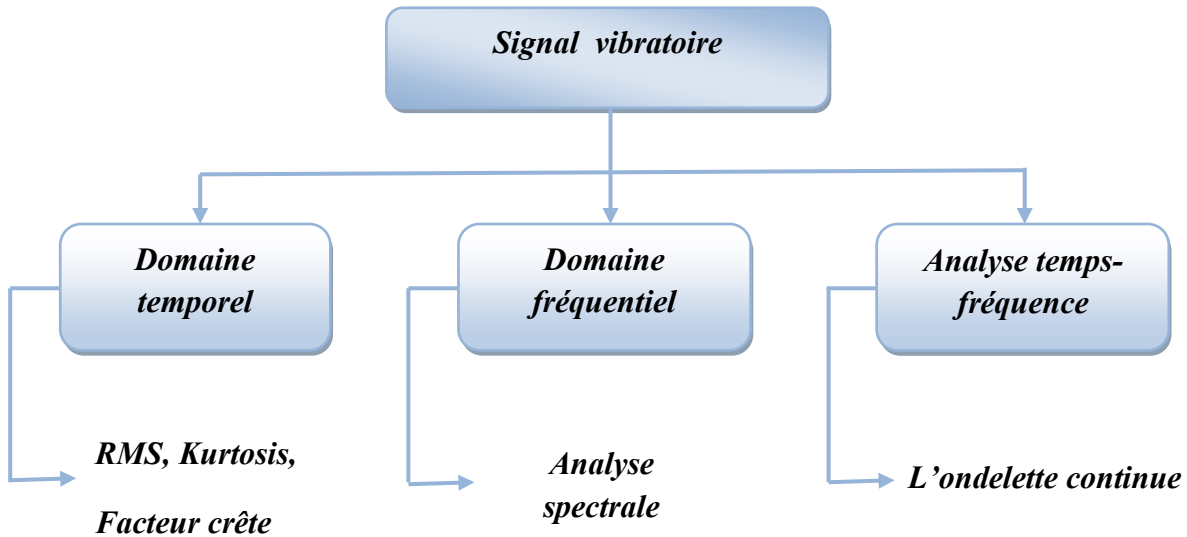


Figure III. 4: Schéma de l'ensemble des méthodes de traitement du signal appliqué

III.2.2 Analyse temporel

Les signaux extraits de l'engrenage défectueux peuvent être traités à l'aide de différents indicateurs afin d'obtenir les caractéristiques de la vibration mesurée et d'identifier l'état de santé du composant. En réalité d'après les travaux précédents, le kurtosis et le facteur de crête sont les indicateurs les plus sensibles aux chocs [83]. Pour démontrer encore une fois ceci une étude comparative avec un autre indicateur statistique couramment utilisé a été entamée. Pour ce faire, les trois indicateurs scalaires ont été calculés : le kurtosis, le facteur de crête et la valeur efficace pour les différents signaux vibratoires. La figure III.5, montre les signaux vibratoires pour les différents états d'engrenage dans le domaine temporel. Toutes les formes d'onde montrent un certain degré de distorsion, mais aucun symptôme de défaut évident n'a été trouvé, même dans des conditions de défaut très sévères comme le défaut usure sévère et cassure de dent.

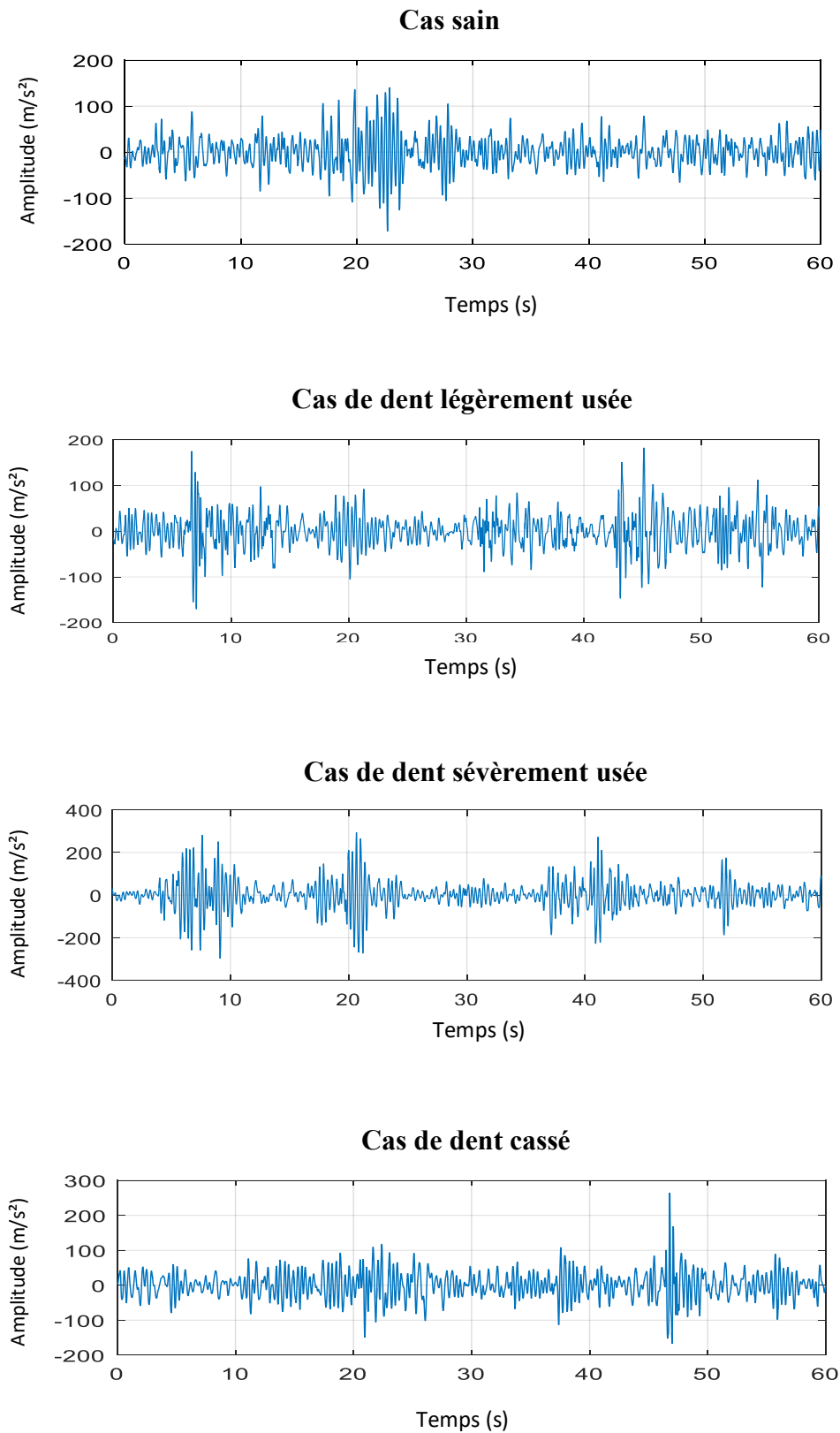


Figure III. 5: Le signal vibratoire original en domaine temporel

En effet, un défaut va induire des chocs sur le signal temporel modifiant la Gaussienneté des amplitudes, le signal n'étant plus Gaussien, le kurtosis affiche des valeurs supérieures à trois ou encore six pour le facteur de crête [58]. La figure III.6 représente l'évolution des indicateurs statistiques pour les différents cas du défaut d'engrenage. Il semble assez facile d'affirmer que ces indicateurs sont sensibles aux variations de la gravité du défaut. La valeur du facteur de crête est supérieure à 6 pour le défaut de dent cassée et inférieure à cette valeur pour les autres cas (cas sain, dent légèrement et sévèrement usée). On peut dire que cet indicateur est sensible au défaut de type choc.

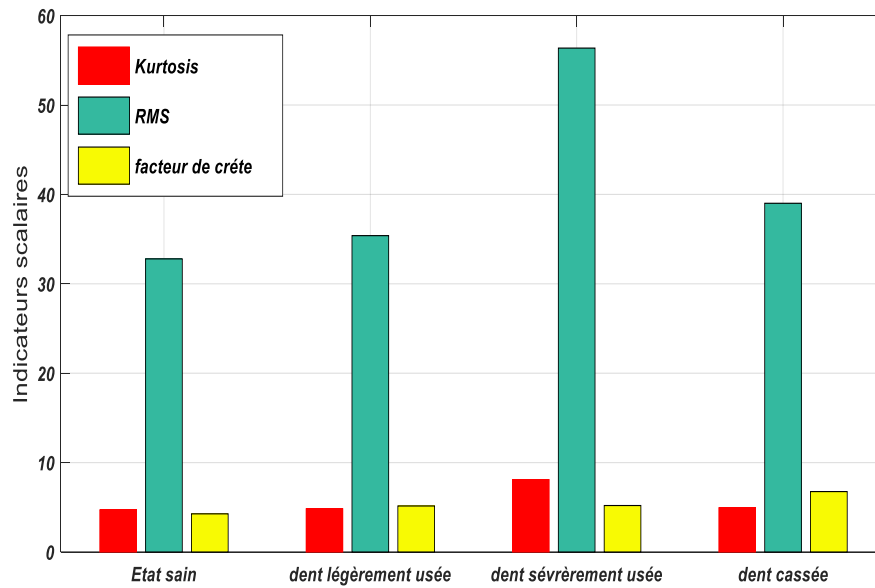


Figure III. 6: Valeurs des indicateurs scalaires des signaux originaux

Les valeurs du Kurtosis sont supérieures à 4 pour tout les cas des défauts. D'après la figure III.6 les valeurs du Kurtosis et RMS dans le cas de dent sévèrement usée sont le plus grandes par rapport aux autres types de défauts. Donc on peut conclure que le RMS est plus sensible au défaut d'usure sévère. On remarque aussi que RMS et Kurtosis est plus sensible de l'apparition du défaut par rapport au facteur crête.

Le facteur de crête et le kurtosis sont actuellement les indicateurs scalaires les plus fiables pour la détection des défauts induisant des forces impulsives périodiques, ils ont donné de meilleurs résultats notamment pour la détection des défauts de roulements et d'engrenages [84]. L'inconvénient majeur de l'indicateur facteur crête réside dans sa décroissance lors d'un développement important du défaut [58]. RMS est sensible à la variation d'énergie d'amplitude du signal et pas à sa forme [85].

En fait, ces indicateurs n'ont pas de signification particulière sur l'état de l'engrenage, ils ne peuvent donc pas être des indicateurs d'une détérioration, mais leur évolution dans le temps peut avoir une signification sur l'aggravation du défaut. Les limites de ces indicateurs simples sont telles que, même si elles sont utilisées simultanément, elles peuvent conduire à un diagnostic de défaut incorrect. Un traitement du signal plus avancé, tel que les techniques de domaine de fréquence et de temps-fréquence conjoint, devrait être appliqué aux fins de la surveillance des engrenages.

III.2.3 Analyse fréquentiel

L'analyse fréquentiel par FFT est appliquée sur les signaux vibratoires pour tous les cas de fonctionnement.

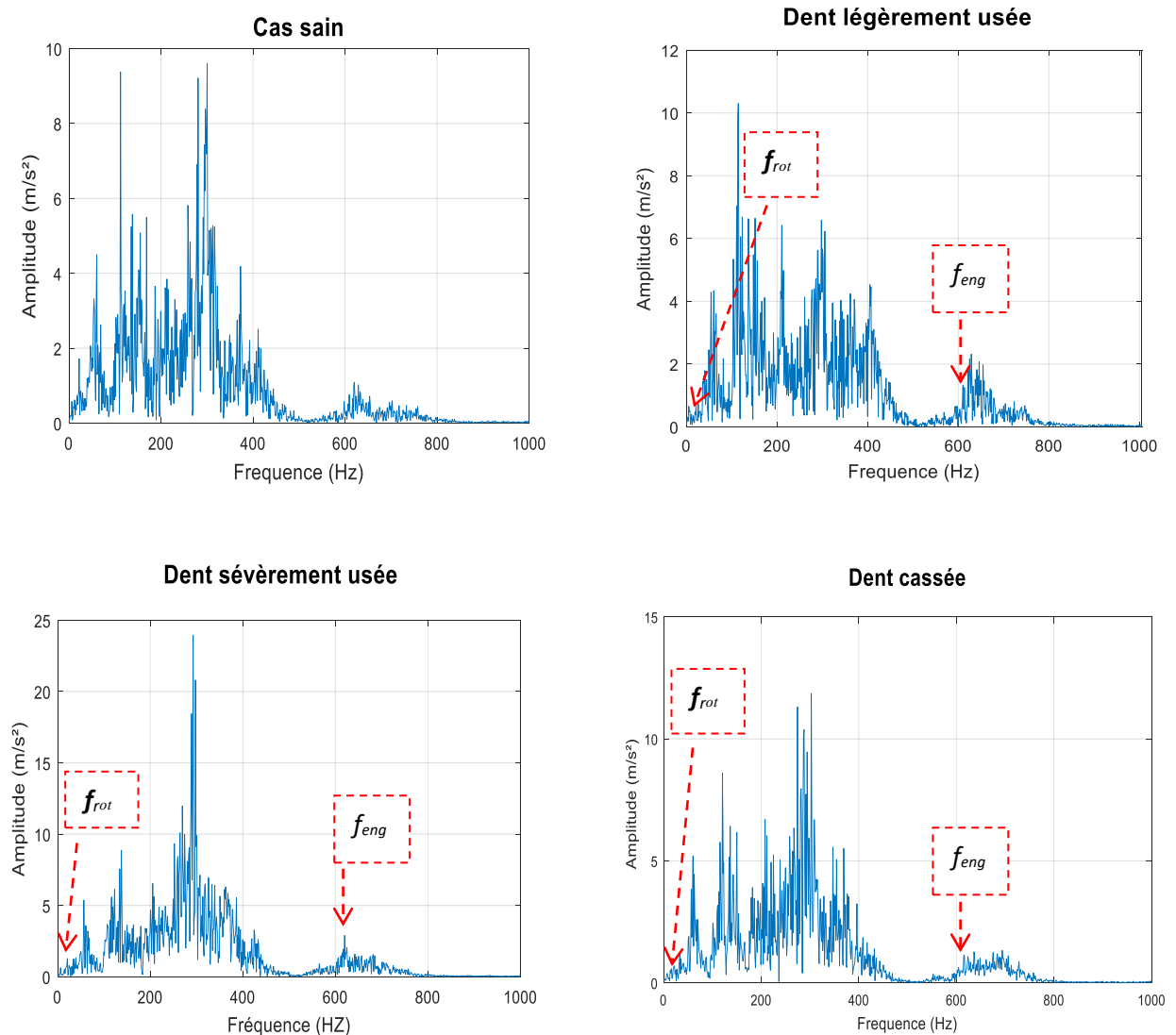


Figure III. 7: L'analyse spectrale pour chaque cas

La figure III.7 montre le spectre des signaux vibratoires d'engrenage à base de la transformée de Fourier rapide (FFT). Pour une vitesse de 1400 tr/min, la fréquence de rotation vaut $f_{rot} = (23,4 \text{ Hz})$ et fréquence d'engrènement $f_{eng} \approx 677 \text{ Hz}$. Le spectre fréquentiel montre des pics très faible à la f_{rot} et f_{eng} pour tous les défauts d'engrenage. On constate bien l'augmentation de l'amplitude avec la sévérité du défaut, mais il est difficile de tirer des conclusions sur la gravité du défaut. La présence d'un défaut d'usure de l'engrenage entraîne une augmentation brutale de l'énergie vibratoire [86], ce qui est confirmé par l'augmentation de l'amplitude dans le spectre du défaut d'usure sévère des dents d'engrenage. Aucune pics importantes a été observé sur le spectre pour les cas du défaut dus a non stationnarité du signal et la présence du bruit. Par conséquent, l'analyse classique l'analyse de Fourier classique présente certaines limites, comme l'impossibilité de traiter des signaux non stationnaires [87].

III.2.4 L'analyse temps-fréquence

Il existe deux types de fonctions d'ondelettes, orthogonales et non orthogonales. Parmi les orthogonales les plus utilisées sont celles de Haar, Daubechies, Coiflets, Symlets et Meyer, etc., tandis que les fonctions non orthogonales comprennent Morlet et Mexican, etc. Dans la transformée en ondelettes discrète dyadique et la transformée d'ondelettes en paquets, on doit choisir une fonction d'ondelette orthogonale, tandis que dans la transformée en ondelettes continue, on peut choisir une fonction d'ondelette orthogonale ou non orthogonale, ce qui offre une plus grande liberté de choix [88]. Comme les différents types d'ondelettes ont des structures temps-fréquence différentes, nous devons utiliser l'ondelette dont la structure temps-fréquence correspond le mieux à celle de la composante transitoire afin de détecter efficacement cette dernière.

III.2.4.1 Choix de l'ondelette mère dans l'analyse des signaux de vibration

Le choix de l'ondelette (type et ordre) adaptée à l'analyse d'un signal vibratoire est un challenge essentiel [89]. En effet, dans plusieurs recherches, le choix de l'ondelette mère appropriée se fait sur base de la littérature. **B. Bouzouane et al.** [90] ont testé deux types d'ondelettes sur des cas réels :Daubechies et Morlet. Les résultats obtenus ont montré que la méthode multi-résolution (Daubechies) était mieux adaptée à l'identification et à la surveillance des balourds et que la transformée continue (Morlet) était plus adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires tels que ceux générés par les engrenages.

Dans l'article de *X. Yao et al.* [91], grâce à une série de tests et de comparaisons des fonctions d'ondelettes généralement utilisées, ils ont constatés que l'ondelette de Morlet donne des résultats efficaces dans le diagnostic précoce de fissure de dent d'engrenage par fatigue. *K. Vernekar et al.* [92] ont analysés les techniques de traitement des signaux de vibration en utilisant la FFT et la technique CWT. Cette étude expérimentale indique que la méthode CWT (l'ondelette mère de Morlet) est efficace pour diagnostiquer les défauts des engrenages. L'ondelette de Morlet a été utilisée par *A. Ohadi et al.* [93] pour obtenir les coefficients d'ondelette des signaux convertis dans le domaine angulaire afin de diagnostiquer les défauts des engrenages. L'énergie et l'entropie de Shannon des coefficients d'ondelettes sont utilisées comme deux nouvelles caractéristiques avec d'autres paramètres statistiques comme entrée du classificateur par réseau neuronal. *H. Liu et al.* [94] dans leurs article une méthode d'extraction de caractéristiques transitoires faibles avec la transformée en ondelettes de Morlet optimisée et l'indice de kurtosis. Les ondelettes de Morlet sont utilisées comme des bancs de filtres. *Y. Kong et al.* [95] ont proposés une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques d'un défaut localisé d'engrenage basée sur le kurtosis spectral et le spectre d'énergie des ondelettes temporelles (SK-TWES). Enfin, l'analyse du spectre d'énergie des ondelettes temporelles est effectuée sur le signal filtré, en choisissant l'ondelette de Morlet comme ondelette mère qui possède une grande similarité avec les composantes impulsives.

III.2.4.2 La transformée d'ondelette de Morlet continue

Il existe deux types d'ondelettes, à savoir les ondelettes analytiques réelles et les ondelettes analytiques complexes. Les ondelettes analytiques complexes peuvent séparer les composantes d'amplitude et de phase et être utilisées pour mesurer l'évolution temporelle des transitions de fréquence. Les ondelettes analytiques réelles peuvent être utilisées pour détecter le signal transitoire. L'ondelette de Morlet est définie comme une fonction exponentielle complexe dans le domaine temporel et a une forme de fenêtre gaussienne dans le domaine fréquentiel comme suit [93] :

$$\psi(t) = \pi^{-1/4} e^{i\omega_1 t} e^{-t^2/2} \quad (\text{III.2})$$

Où ω_1 est la fréquence non dimensionnelle. La fonction d'une ondelette de Morlet est un signal exponentiel sinusoïdal. Par conséquent, sa forme peut être ajustée afin de s'adapter aux diverses formes d'onde sinusoïdales que l'on trouve couramment dans de nombreux systèmes dynamiques. Il s'agit d'un signal sinusoïdal décroissant de façon exponentielle des deux côtés [96] comme indiqué sur la figure III.8.

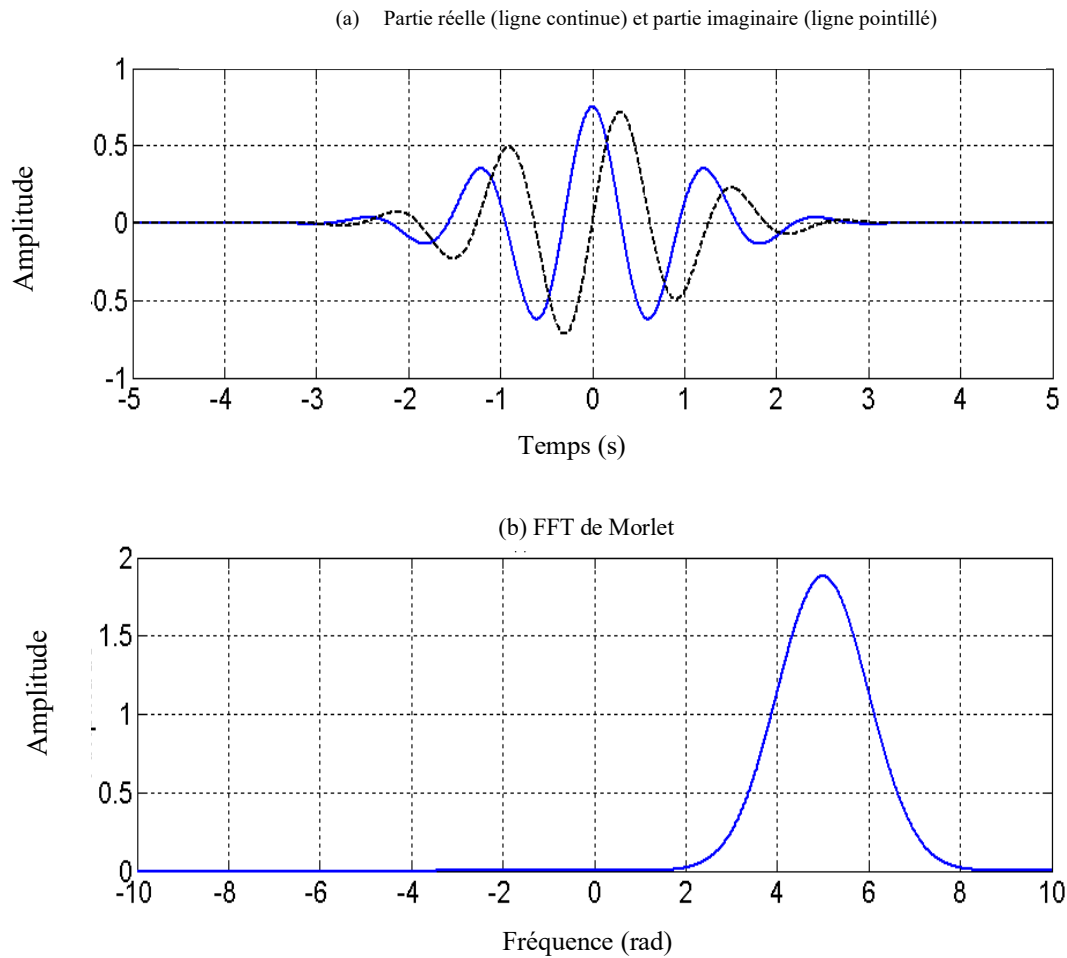


Figure III. 8: La forme d'ondelette de Morlet dans le domaine temporel et son spectre [97]

En effet, les coefficients d'ondelettes mesurent la similarité entre le signal et chacune de ses ondelettes fils. Plus l'ondelette de fils est similaire à la composante caractéristique, plus le coefficient d'ondelette correspondant est grand [98]. Il est donc important de choisir une fonction ondelette appropriée pour le diagnostic des défauts mécaniques. Le principe de base est de choisir une fonction ondelette dont la forme est similaire au signal vibratoire provoqué par le défaut mécanique. Comme on le sait, lorsqu'un défaut survient, le signal vibratoire de la machine comporte des impulsions périodiques, dont la forme est en ondelette de Morlet. Dans ce travail, la fonction ondelette mère de Morlet est utilisée en raison de l'apparition et de l'existence de défauts dans les composants rotatifs composants tels que les boîtes de vitesses sont périodiques impulsion qui est similaire à la forme temporelle d'ondelette de Morlet.

III.2.4.3 Les résultats obtenus

Comme l'indiquent les signaux du domaine temporel, les vibrations de la boîte de vitesse présentent clairement de nombreux pics locaux. De plus, on peut voir que les engrenages présentant des défauts locaux produisent des courts pics transitoires. Ces caractéristiques des signaux ne peuvent pas être caractérisées par une analyse de fréquence normale. Au lieu de cela, une méthode conjointe temps-fréquence est souvent utilisée pour les analyser. Dans cette section l'ondelette de Morlet est appliquée sur les signaux d'engrenage pour les différents cas de fonctionnement. La figure III.9 expose le scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire sans défaut. Pour une visualisation plus précise des caractéristiques du temps et de fréquence, les résultats sont présentés sous forme d'images en couleur. Dans le spectre de puissance des ondelettes, l'axe horizontal et l'axe vertical représentent respectivement le temps et la fréquence. La couleur de chaque point indique la magnitude des coefficients d'ondelettes sur la grille temps-fréquence. La couleur jaune signifie que le niveau d'énergie est élevé.

D'après le scalogramme de la figure III.9, on remarque qu'il n'y a pas de distribution d'énergie évidente pour le cas sain.

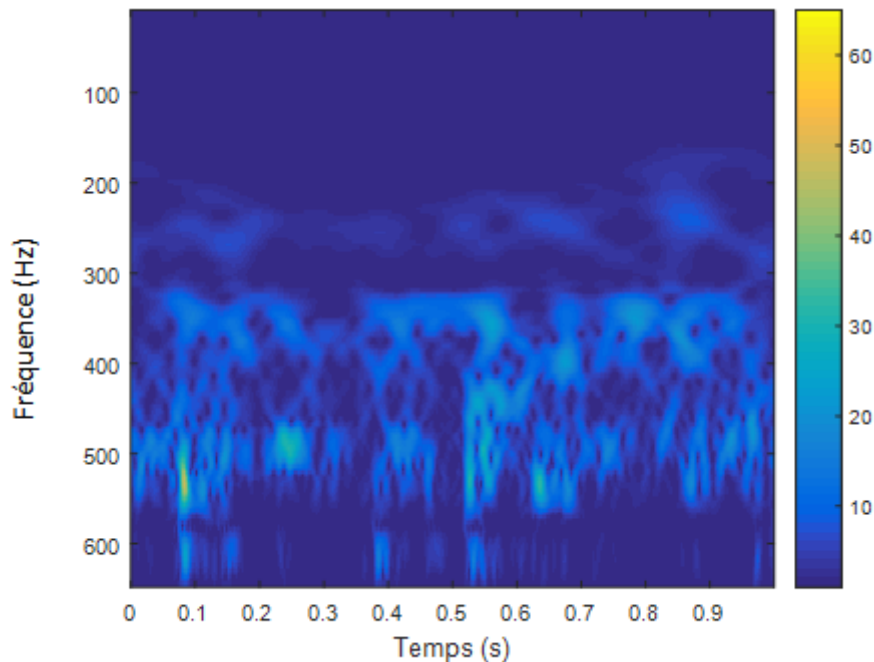


Figure III. 9: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire sans défaut

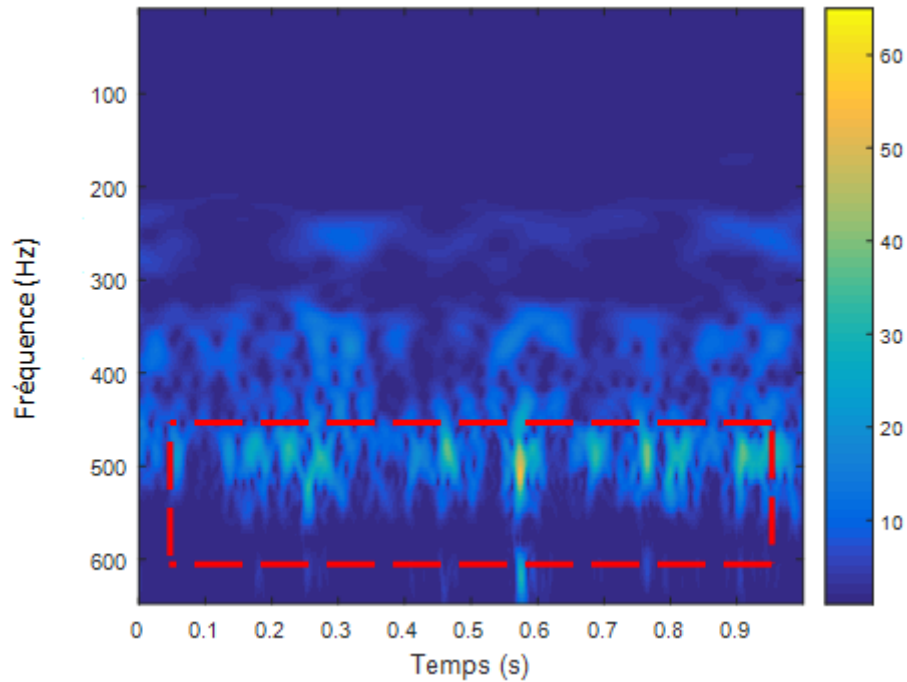


Figure III. 10: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent légèrement usée

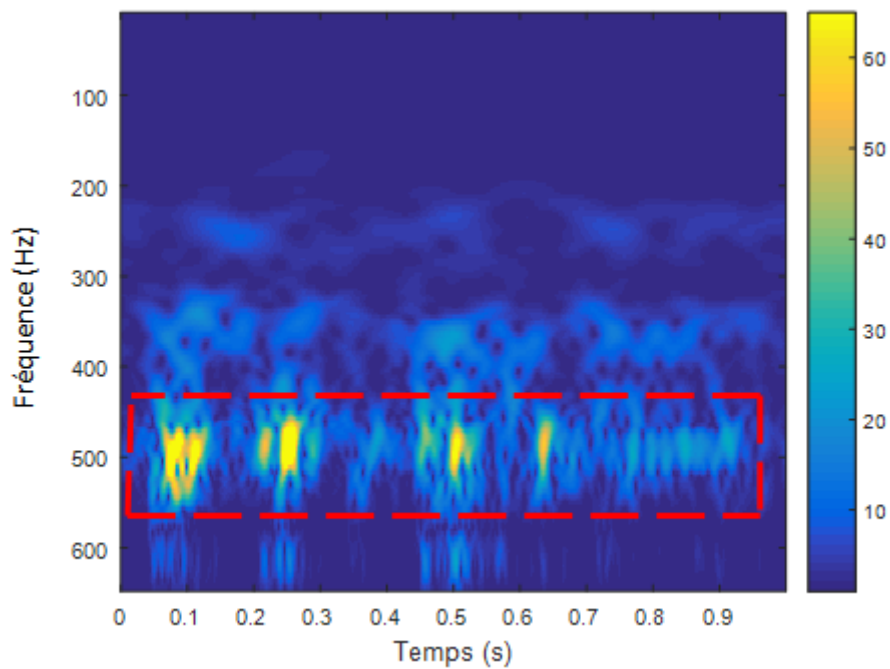


Figure III. 11: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent sévèrement usée

La figure III.10 montre le scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent légèrement usée. Une légère augmentation d'énergie manifeste dans cette représentation. Cette augmentation est la signature précoce de la présence d'un défaut dans le système d'engrenage. Le défaut de petite taille ou légère n'affecte pas beaucoup les caractéristiques du

signal et ne produit pas une haute énergie dans le signal. De plus, Souvent, les caractéristiques du défaut ont été cachées par le bruit ou par les fréquences d'autres composants. Pour ces raisons, plusieurs méthodes a été développées dans le domaine du diagnostic par l'analyse vibratoire.

La figure III.11 montre le scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent sévèrement usée. Un grand changement dans l'énergie du signal est remarqué dans le CWT pour le défaut d'usure sévère par rapport au cas sain et usure légère . On observe une augmentation de l'énergie presque à chaque cycle de rotation, cette bande de fréquence haute dans la représentation d'ondelette continue indique la présence de défaut grave de l'engrenage. Les impacts se produisent dans la bande de fréquence entre 450 Hz et 550 Hz à intervalles non réguliers.

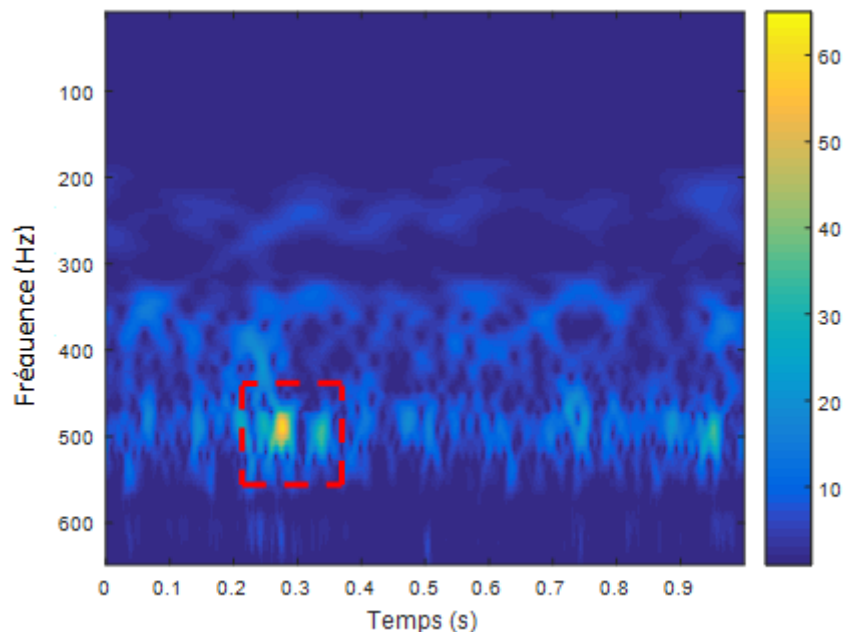


Figure III. 12: Scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent détérioré

La figure III.12 montre le scalogramme de l'ondelette de Morlet du signal vibratoire de dent cassée. D'autre part, présente des impulsions d'énergie à 0.3 s dans la gamme de fréquences d'environ 470 Hz à 500 Hz (20^{ième} et 21^{ième} harmoniques de la fréquence de rotation). On s'attendait à ce que l'augmentation de la casse des dents dans des conditions de fonctionnement faibles et élevées entraîne des changements significatifs dans les signaux de vibration des engrenages. On peut dire que la représentation de temps-fréquence, basée sur le critère de la transformée en ondelette, présente aussi un outil très efficace dans le cadre du diagnostic précoce des défauts de réducteurs à engrenages dans les machines tournantes.

Tableau III. 3: Les informations obtenues à partir de l'application de chaque technique

<i>Technique</i>	<i>Remarques</i>
<i>Les indicateurs scalaires</i>	<ul style="list-style-type: none">- Le kurtosis et facteur crête sont sensible aux chocs.- <i>RMS</i> est sensible à la variation d'énergie d'amplitude du signal- Les indicateurs scalaires ne sont pas une m méthode de détection précoce du défaut
<i>FFT</i>	<ul style="list-style-type: none">- L'analyse de FFT a des limites dans le traitement des signaux non-stationnaires.
<i>CWT</i>	<ul style="list-style-type: none">- Capable de traiter le signal non-stationnaire- Considérer comme outil efficace de détection des défauts de stade précoce.- Sensible au changement d'énergie du signal vibratoire.

III.3 Conclusion :

Dans ce chapitre, les signaux de vibration pour différents états de l'engrenage (sain et défectueux) ont été enregistrés à partir d'un vibrottest capteur monté sur l'engrenage. Il s'est avéré que les signaux étaient très complexes et qu'une quantité importante d'informations restait inconnue concernant la forme d'onde des signaux. Des informations limitées ont été extraites par l'analyse temporelle et fréquentielle sur des formes d'onde des vibrations et les résultats ont montrées que les défauts des engrenages hélicoïdaux étaient difficiles à détecter avec ces approches.

L'analyse temps-fréquence par l'ondelette de Morlet a permis de distinguer différentes gravités de défauts par rapport aux autres techniques appliquées. Les résultats obtenus dans ce chapitre démontrent la nécessité de développer davantage les méthodes d'analyse pour surmonter les problèmes identifiés dans le diagnostic des défauts d'engrenage. Il faut mentionner que les résultats théoriques, exposés dans ce chapitre, ne sont pas nouveaux, mais ils nous conduisent à développer une nouvelle démarche pour une détection précoce des défauts de système de transmission, avec hybridation de deux techniques de traitement du signal.

Les données recueillies dans ce chapitre sont insuffisantes pour appliquer la méthode proposée. A cet effet, pour valider l'efficacité de notre démarche mise en œuvre, un signal réel de défaut dans une boîte de vitesse d'une éolienne sera traité dans le prochain chapitre.

CHAPITRE IV

METHODE PROPOSEE ET VALIDATION

Introduction

Les systèmes d'éoliennes sont généralement de structure complexe qui fonctionnent dans un environnement rude et bruyant. En raison des coûts élevés d'exploitation et de maintenance dans le secteur de l'énergie éolienne, notamment pour les applications en mer, de nombreuses entreprises de services publics et de propriétaires d'éoliennes se concentrent sur la réduction des coûts d'exploitation et de maintenance. Dans le cadre de la surveillance de l'état des éoliennes, le diagnostic des défauts de la boîte de vitesse est l'une des tâches les plus difficiles car il ne s'agit pas d'un simple composant mécanique, mais un système complexe qui consiste d'engrenages, d'arbres, de roulements et d'autres éléments. Chaque élément rotatif génère un signal vibratoire. La clé d'un diagnostic fiable des défauts est de trouver des impulsions périodiques dans les signaux. Les impulsions sont de courte durée et sont généralement cachées dans les bruits, sauf si le défaut est très grave.



Figure IV. 1: La difficulté de la surveillance d'éolienne [99]

Les pannes de boîte de vitesse sont en fait une cause commune de défaillance des éoliennes. Une défaillance inattendue d'engrenage peut entraîner des pertes économiques importantes et l'arrêt total du fonctionnement de la boîte de vitesses d'éolienne. Les signatures vibratoires générées par un défaut naissant d'engrenage sont généralement de faible amplitude et de nature non stationnaire. Par conséquent, il est très important de détecter les premiers symptômes de défaillance des boîtes de vitesses. La rupture d'une dent est la défaillance la plus grave pour une boîte de vitesses.

La méthode proposée sera présentée dans ce chapitre pour la détection précoce des défauts d'engrenage basée sur les coefficients d'ondelette de Morlet et le Kurtogramme rapide (FK). L'efficacité de la technique hybride sera testée avec des signaux réels.

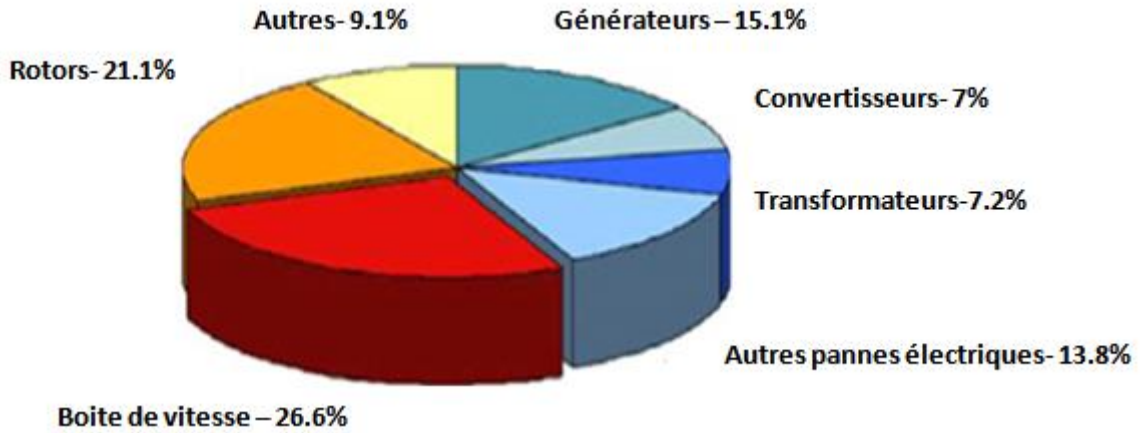


Figure IV. 2: Répartition des coûts causée par les défaillances de systèmes d'énergie éolienne en 2009 [100]

IV.1 Une technique hybride basée sur l'analyse en ondelette continue de Morlet et le kurtogramme rapide pour la détection des défauts d'engrenage (MWT-FK)

L'approche présentée dans ce qui va suivre vise à bénéficier du pouvoir des techniques mentionnées précédemment pour construire un outil hybride efficace qui permet la détection des défauts des machines tournantes à vitesse variable. De ce fait, une technique temps-fréquence est proposée pour la détection des défauts d'engrenage afin d'améliorer la précision du diagnostic des défauts engrenages. L'approche que nous allons présenter dans cette partie est basée essentiellement sur la combinaison des capacités de la transformée d'ondelette de Morlet (MWT) et le calcul de kurtogramme rapide (FK). Pour rappel, la méthode MWT et FK sont exposés en détails dans le troisième et deuxième chapitre de cette thèse respectivement. Le processus de la technique hybride temps-fréquence sera présenté en quatre étapes. Donc si nous avons un signal vibratoire d'engrenage, la démarche proposée ici est la suivante :

- ***L'obtention des coefficients d'ondelette de Morlet du signal original***

La méthode d'ondelette de Morlet est utilisée pour obtenir un ensemble de coefficients d'ondelettes à l'échelle 0-64. Dans cette étude, l'ondelette de Morlet est sélectionnée car les impulsions dans de nombreux signaux dynamiques mécaniques indiquent toujours des défauts et l'ondelette de Morlet est très comparable à une composante d'impulsion et est donc considérée comme une ondelette commune utilisée dans le diagnostic des défauts.

- ***Choisir le coefficient optimal***

Après une représentation temps- échelle réussie du signal vibratoire, le coefficient représentant les signatures vibratoires d'organe à diagnostiquer, doit être sélectionné. L'application de l'ondelette de Morlet donne 64 coefficients, donc le choix du coefficient optimal est peut difficile. Les valeurs élevées du Kurtosis ($Ku > 3$) sont généralement liées aux chocs générés par les défauts mécaniques. Donc, il été choisi comme un critère pour sélectionner le coefficient qui a plus d'information sur le défaut.

- ***Filtrage du coefficient optimal par le Kurtogramme rapide (FK)***

L'étape précédente peut être de grande importance pour la technique proposée mais reste encore insuffisante pour prendre une décision finale sur l'état d'engrenage, surtout dans le cas de défauts naissants, ce qui peut créer une confusion pour faire un diagnostic. De plus, les coefficients obtenus par l'ondelette de Morlet peuvent rester bruitées ou mélangées avec les résidus des autres composantes vibratoires. Le but de ce travail est d'isoler complètement les signes des défauts pour une détection certaine. Pour faire cela, le kurtogramme rapide sera utilisée. Dans cette méthode, les filtres à transformée de Fourier à court terme (STFT) et à réponse impulsionnelle finie (FIR) sont principalement utilisés pour décomposer et filtrer les signaux.

- ***Calcul le spectre d'enveloppe carré du signal du coefficient filtré***

Le spectre d'enveloppe carré (en anglais the squared envelope spectrum SES) du signal filtré est obtenu pour détecter le défaut d'engrenage. Les quatre étapes de la méthode suggérée peuvent être résumées comme suit comme illustré à la figure IV.3.

IV.2 Description du cas de défaut d'engrenage d'éolienne

Pour valider la performance de la méthode proposée, nous avons concentré sur un cas réel de défaut d'engrenage hélicoïdal dans une boîte de vitesses d'une éolienne. La défaillance a conduit l'arrêt de l'éolienne pendant une semaine de fonctionnement. Le signal de vibration utilisé dans l'étude actuelle provient de l'arbre à grande vitesse d'une éolienne commerciale de 2 MW et est collecté à une vitesse de 1800 tr/min. Les données ont été échantillonnées à 97656 échantillons avec une longueur de 97656 points. Il est rappelé que les données des signaux de vibration analysés données des signaux de vibration analysés pour le cas de défaut ont été téléchargées à partir de [101].

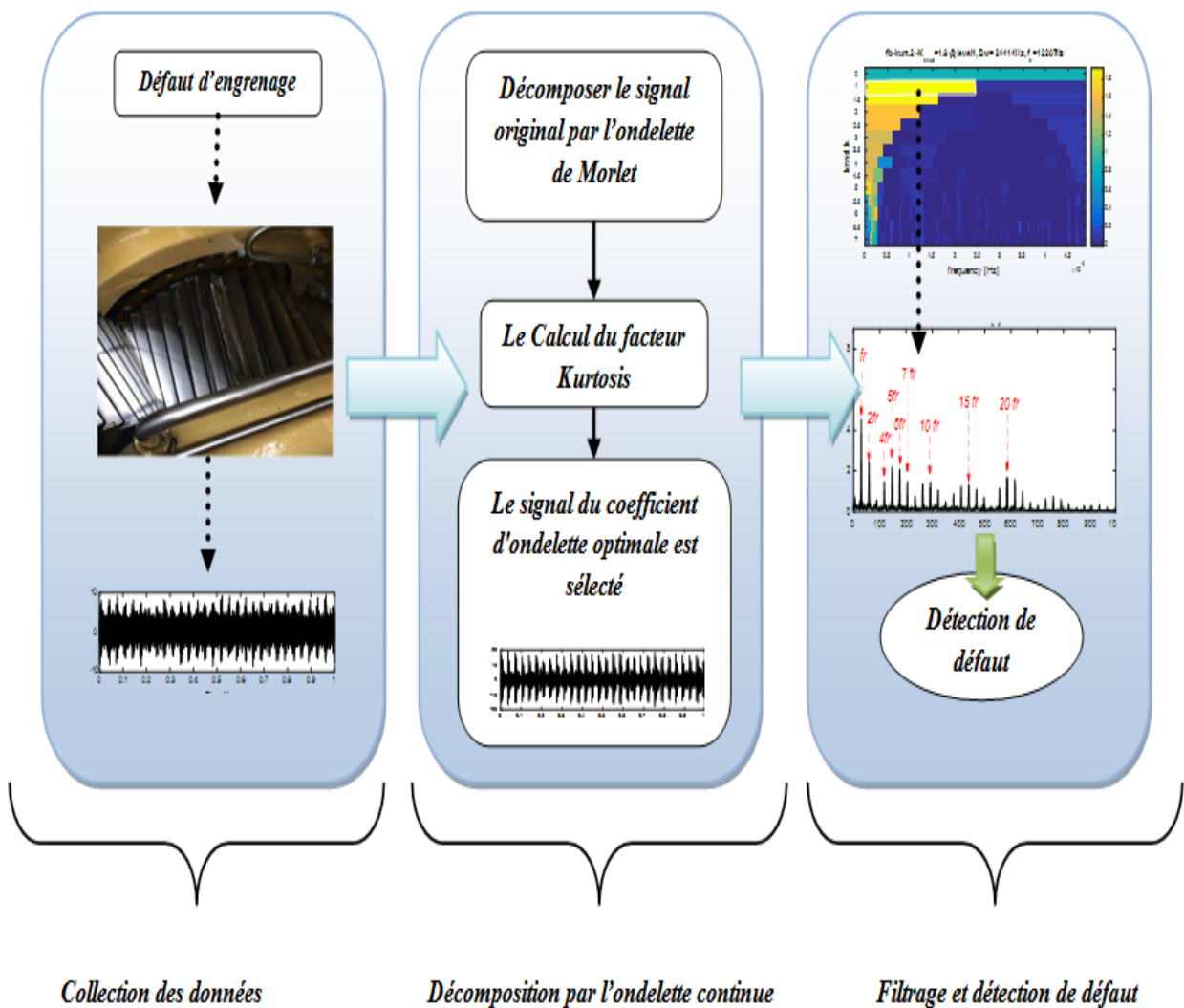


Figure IV. 3: Les étapes principales de la méthode proposée

Le logiciel MATLAB a été utilisé pour traiter le signal de vibration selon la méthode proposée. Le tableau ci-dessous donne les détails de fonctionnement de la boîte de vitesse de l'éolienne. Le pignon défectueux avec une dent endommagée est illustré à la Figure IV.4. Les fréquences caractéristiques de la boîte de vitesse d'éolienne comprennent la fréquence d'engrènement de chaque paire d'engrènement, la fréquence de rotation de chaque arbre et la fréquence caractéristique des engrenages présentant un défaut localisé. La fréquence caractéristique des engrenages est très cruciale pour son diagnostic de défaut, qui fait référence au nombre de fois que sa dent défectueuse engrène avec le(s) pignon(s) d'accouplement par seconde.

IV. Méthode proposée et validation

La fréquence caractéristique du défaut (fréquence de rotation du pignon) et la fréquence d'engrènement sont calculées respectivement comme suit:

$$n = 1800 \text{ tr/min.}$$

$$f_r = \frac{n}{60} = 30 \text{ Hz.}$$

$$Z = 18 ; f_{eng} = 30 \cdot 18 = 540 \text{ Hz.}$$

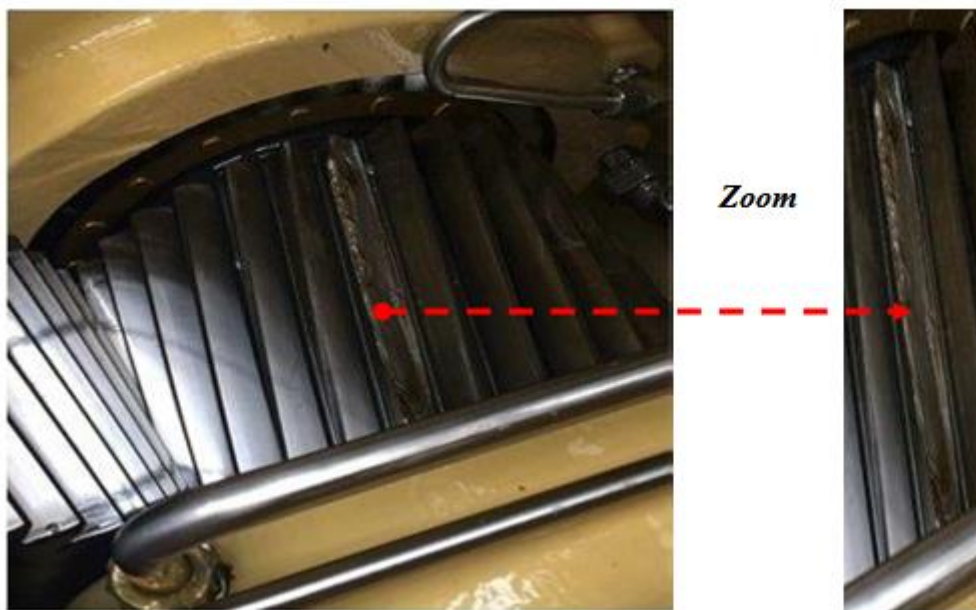


Figure IV. 4: Défaut de dent du pignon d'éolienne [101]

Tableau IV. 1: Les caractéristiques de fonctionnement de la boîte de vitesse

Informations sur la machine	
Puissance nominale	2 MW
Vitesse nominale	1800
Nombre des dents du pignon	18
Type du capteur	Accéléromètre

Figure IV.5 montre le signal temporel avec défaut recueilli par le capteur d'accélération pour le même couple moteur de puissance de 2 MW.

L'analyse du signal de vibration, telle qu'elle est présentée à la figure IV.5, a démontré que le signal est très complexe et qu'une quantité importante d'informations concernant la forme d'onde du signal est inconnue.

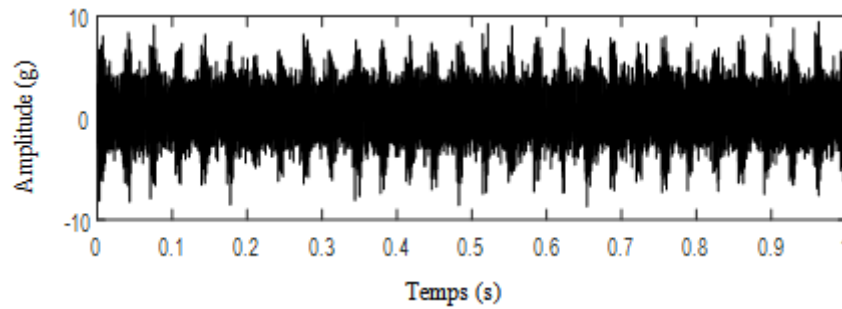


Figure IV. 5: Signal vibratoire original de dent du pignon avec défaut

IV.3 Diagnostic du défaut d'engrenage par le kurtogramme rapide (FK)

L'analyse spectrale est indispensable dans la détection des tout les cas des défauts mécanique. La figure IV.6 illustre l'analyse fréquentielle du signal original par la transformée de Fourier rapide (FFT).

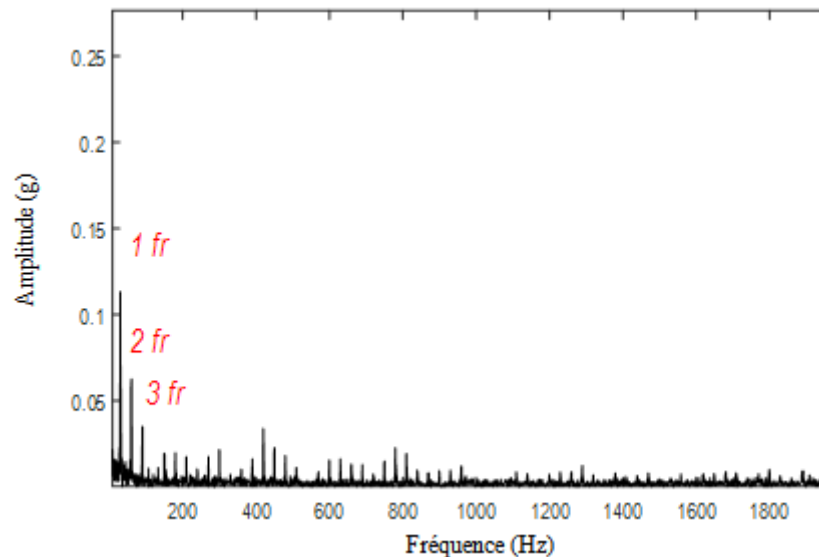


Figure IV. 6: L'enveloppe du signal vibratoire original avec défaut

Pour les boîtes de vitesses à axe fixe, la fréquence caractéristique de l'engrenage présentant un défaut localisé est la fréquence de rotation de l'engrenage concerné. Une fissure et la cassure de dent peut entraîner un pic d'amplitude élevé à la fréquence de rotation du pignon.

IV. Méthode proposée et validation

D'après le spectre de fréquence, la fréquence de rotation du pignon fr et ses fréquences harmoniques $2fr$ et $3fr$ dominent le spectre avec une faible amplitude. En outre, la fréquence d'engrènement ne peut pas être identifiée et les composantes de fréquence sont extraordinairement complexes. Une autre application démontre les limites de FFT dans le traitement du signal non-stationnaire.

Une différente méthode fréquentielle puissante sera appliquée pour une étude approfondie sur l'état de santé du pignon. L'avantage principal de l'utilisation du FK est que la bande de fréquences dans laquelle le signal est filtré en passe-bande pour améliorer la signature des défauts d'engrenage est sélectionnée automatiquement en fonction des caractéristiques du signal original. Le kurtogramme est utilisé dans un premier temps pour localiser la région de fréquence où le kurtosis est maximum, indiquant un niveau plus élevé d'impulsivité [102]. Le kurtogramme rapide (FK) individuel sans aucune approche de prétraitement est appliqué sur le signal original. La figure IV.7 montre le kurtogramme du signal avec défaut a été calculé en utilisant 7 niveaux avec le kurtosis maximale est de 1.9. Un filtre optimal avec la fréquence centrale de 12207 Hz et la bande passante de 24414 Hz est automatiquement construit.

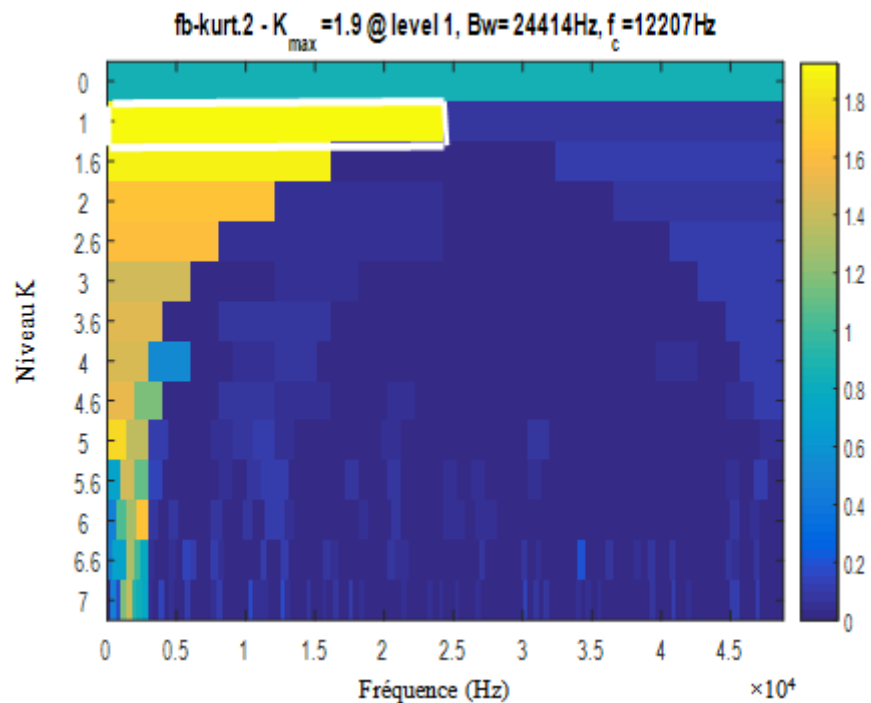


Figure IV. 7: Le kurtogramme du signal vibratoire avec défaut original

IV. Méthode proposée et validation

Le signal filtré dans le domaine temporel et son enveloppe au carré sont présentés à la figure IV.8 et la figure IV.9 respectivement. Sur le spectre de l'enveloppe au carré, on peut observer la composante de fréquence du défaut de détérioration de dent d'engrenage qui est de 30 Hz et ses harmoniques (c'est-à-dire $1fr$, $2fr$, $3fr$). La fréquence du défaut et ses harmoniques sont manifestés avec des valeurs d'amplitude très faible. Les impulsions périodiques dans le spectre d'enveloppe carré sont plus claires par rapport au résultat du spectre de FFT. On peut conclure que le kurtogramme rapide est sensible dans la détection des impulsions de type choc. Cependant, les résultats ne sont pas assez significatifs pour détecter le défaut. C'est pourquoi, dans ce travail, une méthode améliorée est proposée pour un diagnostic plus précis.

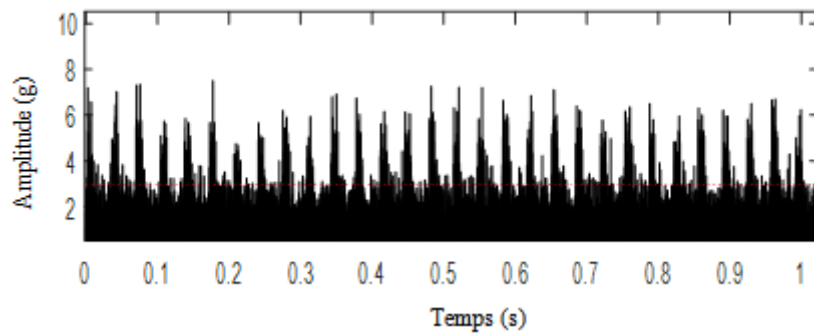


Figure IV. 8: Le signal filtré par FK

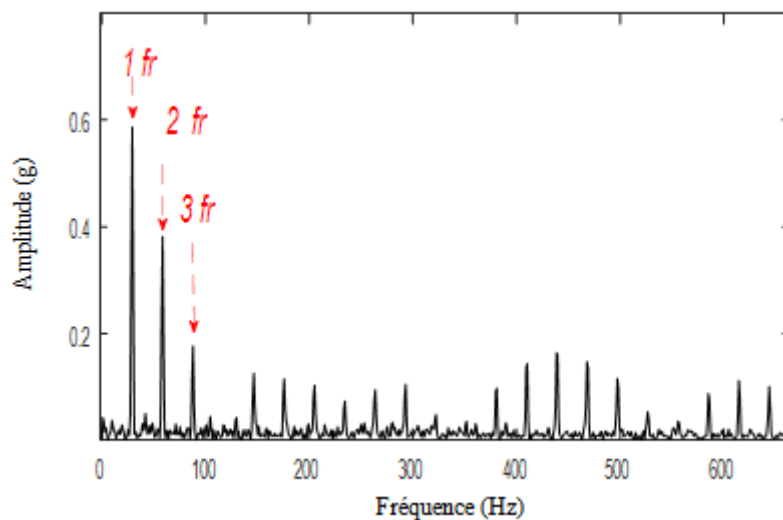


Figure IV. 9: Le spectre d'enveloppe carré (SES) du signal filtré

IV.4 Application de la méthode proposée (MWC-FK)

Etape 1 : Décomposition et choix du coefficient optimale

La première étape de la technique proposée consiste à décomposer le signal vibratoire original du pignon défaillant par l'ondelette continue de Morlet (MWT), les résultats de cette étape sont montrés dans la figure IV.9. Après plusieurs essais nous avons remarqué que l'échelle de 0 jusqu'à 64 donne une meilleure résolution sur l'énergie du signal. Par conséquent, les coefficients d'ondelettes continue sont obtenus par l'ondelette de Morlet à l'échelle 0-64. La figure IV.10 montre les coefficients de l'ondelette de Morlet continue pour chaque échelle du signal vibratoire de défaut.

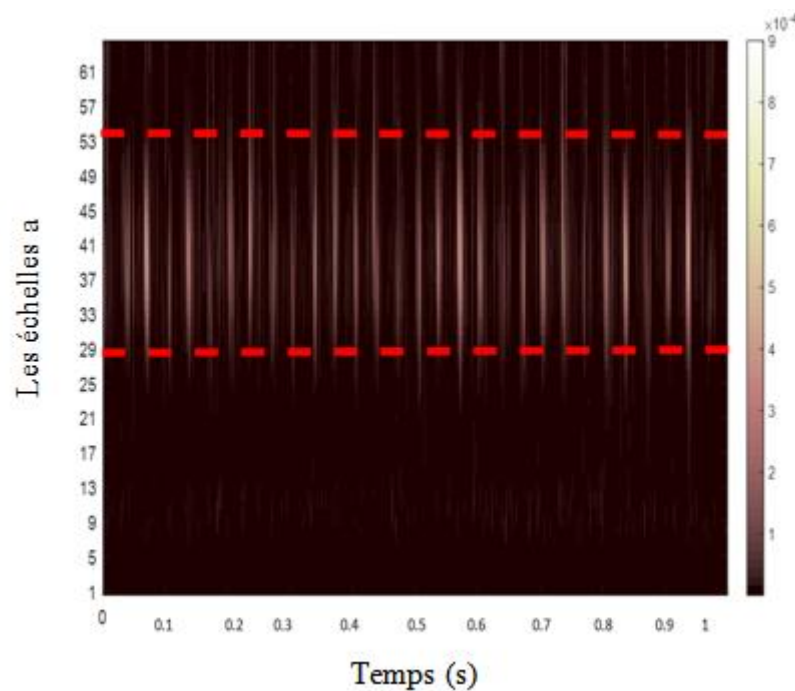


Figure IV. 10: Scalogramme d'ondelette continue de Morlet pour le signal original

On peut observer sur la figure IV.10 que les échelles de 29 à 55 ont un indice d'énergie supérieur à celui des autres échelles, ce qui est indiqué par des lignes pointillées rouges. Sans un autre critère, le choix du coefficient optimal sera donc difficile. Le diagnostic d'un défaut d'engrenage par la carte d'amplitude d'une ondelette de Morlet continue est très difficile et complexe et nécessite un expert.

D'après les résultats obtenus dans le chapitre 3 et la littérature, l'indice de kurtosis est un outil efficace pour évaluer et détecter le défaut localisé d'une machine mécanique et pour mesurer l'amplitude des composantes d'impulsion dans le signal de vibration. Donc le kurtosis

IV. Méthode proposée et validation

a été choisi pour l'étape de traitement suivante. Le calcul des valeurs du kurtosis de chaque coefficient d'ondelette va nous permettre de voir si un de ces coefficients a une distribution anormale indiquant la présence des valeurs d'amplitudes excentriques, relatives aux chocs induits par le défaut, et donc nous permettre de sélectionner le signal optimal. Comme nous l'avons mentionné précédemment, les composantes impulsives périodiques sont la clé pour détecter le défaut localisé de l'engrenage de l'éolienne par l'analyse du signal de vibration. La figure IV.11 montre le résultat du calcul des valeurs du kurtosis des coefficients d'ondelette de Morlet pour chaque échelle (0-64). Ce résultat montre que la plupart du coefficient d'ondelette de Morlet ont une valeur de Kurtosis supérieur à 3.

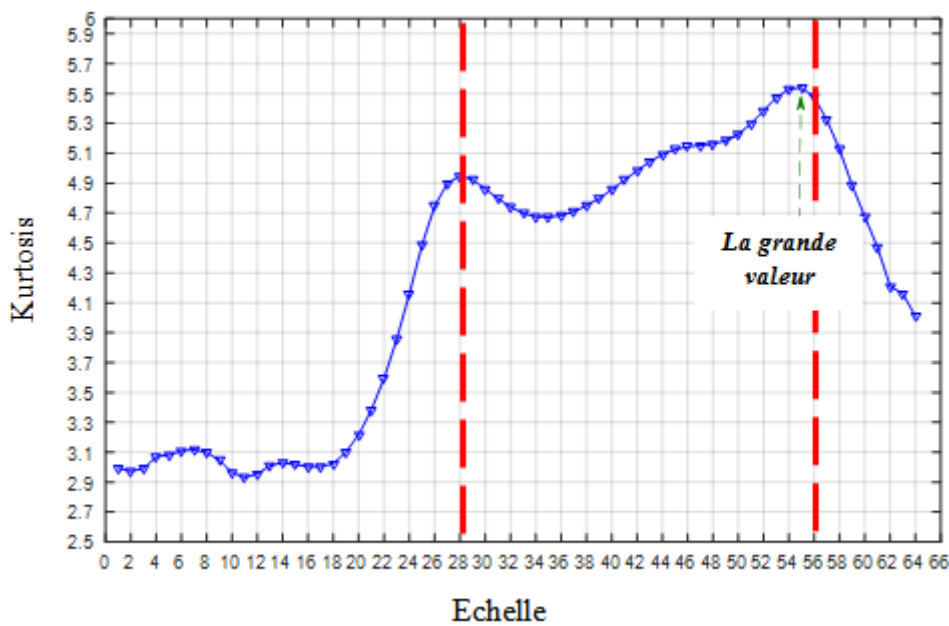


Figure IV. 11: Les valeurs de Kurtosis de chaque coefficient

Les coefficients de 29- 55 ont des valeurs supérieur à 4.7. Donc, on peut dire que l'ondelette de Morlet est sensible aux impulsions du choc dans le signal vibratoire. Le coefficient d'ondelette de Morlet à l'échelle 55 a la valeur la plus élevée par rapport aux autres coefficients qui été égale à 5.4. Donc, on peut sélectionnerle coefficient qui comprend le plus d'informations sur les caractéristiques du défaut à base de l'indice du kurtosis. Le coefficient 55 sera sélectionné pour la prochaine étape, d'après les critères décrits précédemment.

IV. Méthode proposée et validation

La figure IV.12 représente le signal du coefficient d'ondelette sélectionné dans le domaine temporel. D'après cette représentation, des composantes périodiques impulsives sont claires avec amplitude plus importantes par rapport au signal de vibration original, mais elles sont toujours complexe à traiter.

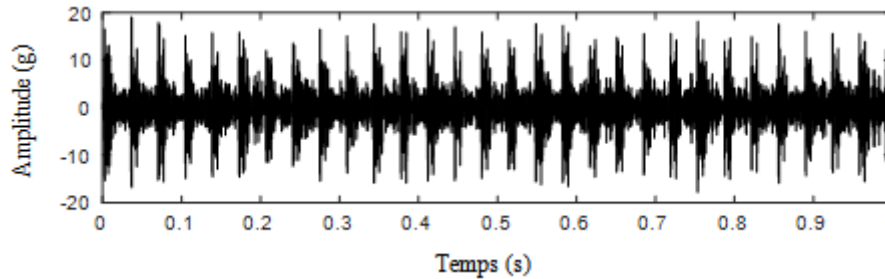


Figure IV. 12: Le signal du coefficient optimal d'ondelette continue de Morlet

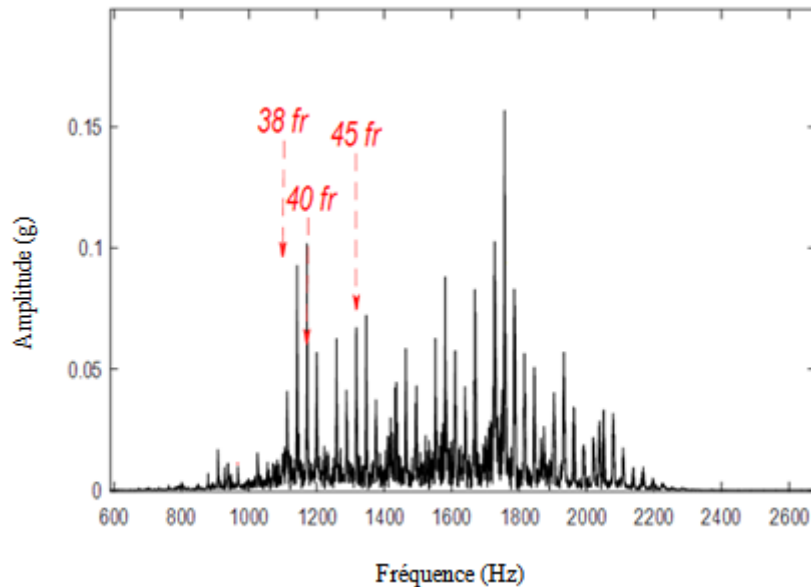


Figure IV. 13: L'enveloppe du signal de coefficient optimal

La figure IV.13 représente l'enveloppe de Hilbert du signal de coefficient optimal. Dans spectre d'enveloppe conventionnel se manifeste trois composantes d'harmoniques de la fréquence caractéristique de dégradation d'engrenage, mais ne parvient pas à identifier la fréquence fondamental du défaut f_r . Donc, ce résultat n'est pas suffisant pour déterminer le défaut avec précision.

IV. Méthode proposée et validation

L'opération précédente a permis une sélection optimale de coefficient contenant les signes des défauts, mais le signal de coefficient d'ondelette de Morlet obtenu reste relativement bruité ou mélangé avec les résidus des autres composantes vibratoires. En vue d'obtenir une représentation plus claire des chocs induits par le défaut, tout en minimisant le niveau du bruit de fond et éliminant les résidus des composantes non relatives au défaut lui-même, le signal optimal sera passé à travers un filtre basé sur le kurtogramme rapide.

Étape 2 : Filtrage du signal du coefficient optimal par kurtogramme rapide

Après l'obtention du signal de coefficient qui représente la signature vibratoire du défaut de dent d'engrenage, une isolation des chocs générés par ce dernier sera entamée pour une décision certaine. La section précédente montre que le kurtogramme rapide est une technique robuste et performante dans l'élimination du bruit dans un signal vibratoire et l'extraction des caractéristiques de défaut. Comme il est connu les caractéristiques des défauts mécaniques sont enfouies dans le bruit dans un signal vibratoire. Pour cela le signal de coefficient choisi sera passé à travers un filtre passe-bande optimal construit sur la base du kurtogramme rapide représentée en vue d'obtenir une représentation plus claire des chocs induits par le défaut, tout en minimisant le niveau du bruit de fond et éliminant les résidus des composantes non relatives aux engrenages.

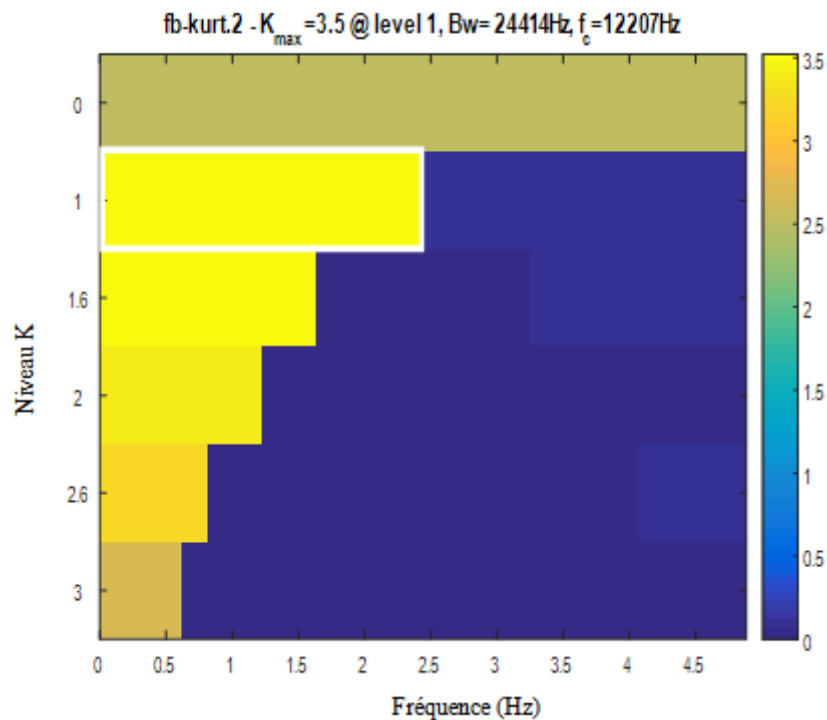


Figure IV. 14: Le kurtogramme rapide du signal de coefficient optimal

IV. Méthode proposée et validation

Ceci va nous permettre d'avoir un signal reconstruit représentant uniquement la signature vibratoire du défaut. Après l'exécution de cette étape, on a pu avoir le kurtogramme obtenu représenté dans la figure IV.14, la bande de fréquence qui a la valeur maximale de l'indice de kurtosis est manifestée par un rectangle blanc dans lequel la fréquence centrale optimale (F_c) et la largeur de bande du filtre optimal (B_w) sont respectivement à 12207 Hz et 24414 Hz. Le kurtosis du signal filtré est de 3.5, extrêmement élevé par rapport à la valeur de kurtogramme rapide du signal original car le signal de coefficient optimal contient des impulsions de courte durée.

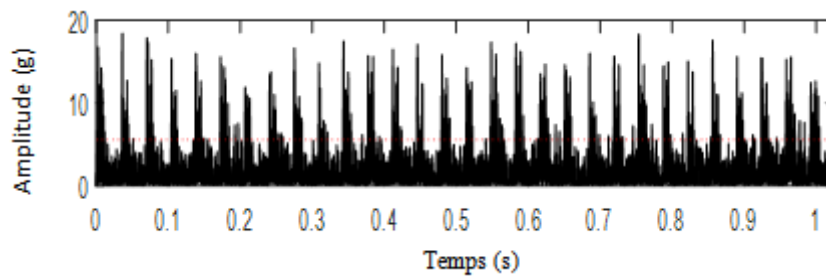


Figure IV. 15: Le signal filtré de coefficient optimal

La figure IV.16, expose le spectre d'enveloppe carré (SES) du signal de coefficient d'ondelette dans la bande de fréquence correspondante. Le spectre montre bien la qualité du filtrage du signal en comparant le spectre d'enveloppe carré du signal original sans prétraitement. Le bruit de fond a été parfaitement enlevé et les chocs sont plus clairs, cela peut être prouvé mathématiquement par l'augmentation observée de la valeur du kurtosis de 1.9 à 3.5.

Les résultats montrent que la fréquence caractéristique de défaut et plusieurs de ses harmoniques sont clairement évidentes avec une valeur d'amplitude plus élevée dans le spectre d'enveloppe carré de la méthode proposée (*c.-à-d. fr, 2fr, 4fr, 5fr, 6fr, 7fr, 10fr, 15fr, 20fr*) comme mentionné dans la figure IV.16. Ceci nous permet de statuer sur le fait qu'il y a bien une anomalie mécanique locale au niveau de dent du pignon et que les résultats de l'analyse concordent avec la situation réelle comme montré dans la figure IV.4 après le démontage de la boîte de vitesse.

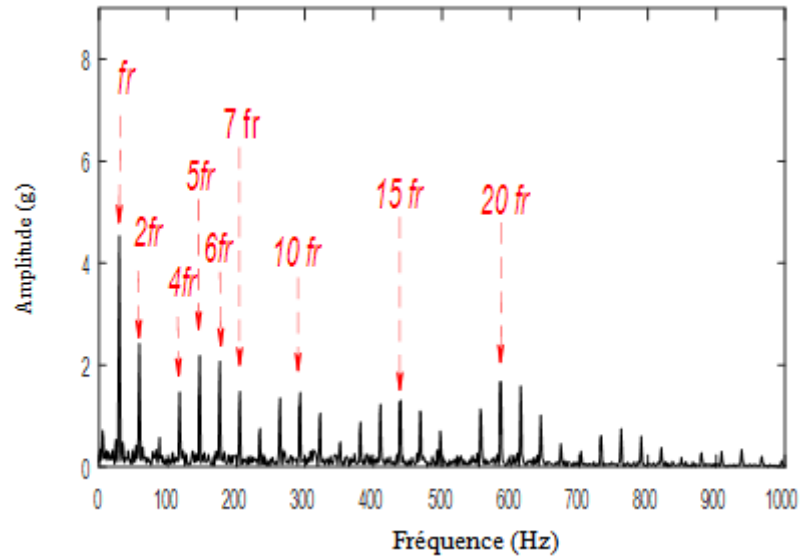


Figure IV. 16: Spectre d'enveloppe carré du signal de coefficient optimal

Le spectre d'enveloppe carré obtenu par la méthode proposée, indique que l'énergie du signal est augmentée à la fréquence caractéristique de défaut du pignon et leurs harmoniques par rapport au spectre d'enveloppe carré du signal original et l'enveloppe de Hilbert du signal de coefficient optimal. En plus, on remarque que la méthode proposée est plus rapide que le FK original car le nombre de niveaux de décomposition est inférieur à celui du FK individuel.

D'après ces résultats, la robustesse de la méthode proposée a été démontrée par rapport aux autres méthodes dans la détection des défaillances d'engrenage de boîte de vitesse d'éolienne.

IV.5 Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à l'exposition de la méthode proposée dans le domaine de détection précoce du défaut mécanique. L'objectif est de vérifier l'efficacité de la démarche proposée sur un cas réel. Le dysfonctionnement d'éolienne produit des pertes économiques énormes. Un défaut grave au niveau des engrenages de boîte de vitesse peut entraîner l'arrêt total de l'éolienne à la production. Une démarche hybride basée sur l'ondelette continue de Morlet (MWT), l'indice du kurtosis et le kurtogramme rapide (FK). L'ondelette Morlet est choisie comme ondelette mère car sa forme est extrêmement similaire à une composante impulsive mécanique. Le kurtogramme rapide est un outil efficace et dominant pour la détection des impulsions enfouies dans le bruit de fond. Une composante impulsive transitoire est produite par le défaut de l'engrenage dans le signal de vibration, ainsi, l'identification de cette composante est considérée comme une clé dans le domaine du diagnostic. Afin de confirmer la robustesse de l'approche proposée, un signal réel de vibration d'un pignon d'éolienne avec un défaut localisé est utilisé.

Les résultats démontrent que la fréquence caractéristique du défaut et ses composantes de fréquence harmonique sont évidentes et que les interférences non linéaires induites par diverses sources sont bien éliminées. La méthode proposée permet d'obtenir une grande amélioration par rapport aux les méthodes conventionnelles.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

L'usure est un défaut inévitable dans la vie d'engrenage et peut provoquer d'autre défaut plus grave comme la cassure de dent. Il est nécessaire donc d'éviter ce type de défaut pour assurer le bon fonctionnement du système. La plupart des techniques modernes utilisées pour la surveillance des boîtes de vitesses sont basées sur l'analyse des signaux de vibration recueillis par des capteurs accélérométriques fixés sur les paliers de la boîte de vitesses. Dans ce contexte, plusieurs travaux de recherches ont été réalisés visant essentiellement le développement des méthodes de traitement du signal fiables et pratiques pour la détection précoce des défauts de machines tournantes.

Après avoir effectué une étude détaillée sur les méthodes d'analyse vibratoire telles que l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle et les méthodes d'analyse temps-fréquence il est constaté que les caractéristiques du domaine temps-fréquence prennent en compte à la fois les domaines temporel et fréquentiel. L'analyse temps-fréquence est un moyen puissant et efficace d'analyser les signaux de vibration non stationnaires et transitoires notamment les techniques d'analyse de l'ondelette continue ou discrète. Néanmoins, elle nécessite une présélection convenable de l'ondelette mère qui contient les informations nécessaires pour la détection et le diagnostic.

Ensuite, le travail expérimental portant sur l'application des trois techniques de traitement du signal : les indicateurs scalaires, l'analyse fréquentiel et l'ondelette continue nous a mené vers une étude comparative pour détecter les défauts d'engrenage. Dans cette étude, une attention particulière a été prêtée à la représentation temps-fréquence par l'ondelette continue de Morlet (CWT) pour extraire les caractéristiques de l'image du signal de vibration brut. Le principe de base de la détermination d'une fonction ondelette est de sélectionner une forme similaire au signal de vibration généré par un défaut mécanique. Les signaux de vibration d'engrenages défectueux contiennent des impulsions où la forme du signal est connue pour être similaire à l'ondelette de Morlet.

Les résultats obtenus démontrent l'avantage de la technique d'ondelette continue pour une évaluation efficace de l'usure de denture dans les engrenages hélicoïdaux par rapport aux indicateurs scalaires et l'analyse spectrale. Cependant, elle reste très difficile à analyser et nécessite un expert.

Afin de s'affranchir de ce type de contrainte, un objectif global a permis de développer une nouvelle approche appropriée au diagnostic de défauts des machines tournantes présentant les meilleurs avantages.

Ainsi, la technique proposée a été appliquée sur un cas réel d'une dent détériorée d'un pignon d'une éolienne en se basant sur l'hybridation de quelques outils d'analyse vibratoire jugés efficaces pour les signaux non-stationnaires à savoir l'ondelette continue de Morlet (CWT) et le kurtogramme rapide (FK).

Les résultats obtenus sont satisfaisants et montrent leur supériorité dans la détection précoce des défauts d'engrenage par rapport au kurtogramme rapide sans prétraitement, l'analyse d'enveloppe et l'analyse spectrale.

Enfin, notre conclusion se résume comme suit:

- ✓ l'analyse temporelle donne une description générale sur l'allure du défaut et leur évolution au cours du temps sans l'indication de la nature de ce défaut. Les indicateurs scalaires très utiles comme un révélateur mais n'indique la nature du défaut ou l'organe défectueux. Parmi les indicateurs étudiés la valeur efficace qui représente l'évolution énergétique des signaux, montre une plus grande sensibilité que les deux autres indicateurs. Le kurtosis qui est sensible à la variation de la forme, donne de bons résultats dans le cas de défaut local, ou on trouve la réponse à un choc qui est une l'impulsion périodique.
- ✓ Le spectre fréquentielle par FFT a des limites dans le traitement des signaux non-stationnaire.
- ✓ le type de transformée en ondelettes continue (CWT) révèle des informations plus importantes d'un signal, mais il a des temps de calcul plus élevés que l'ondelette discrète.
- ✓ Le kurtogramme rapide (FK) est un outil performant pour éliminer les bruits dans un signal vibratoire.

Les travaux réalisés dans le cadre de cette recherche pourraient donner lieu à des études supplémentaires sur plusieurs points :

- Utiliser d'autres méthodes de prétraitement pour améliorer la sensibilité du kurtosis comme la décomposition modale complète assisté par le bruit adaptatif (CEEMDAN).
- Calculer d'autres indicateurs statistiques avec des méthodes de traitement du signal plus avancées.
- Etudier l'influence de la gravité d'un écaillage des engrenages, sur l'évolution du de méthode proposée.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références Bibliographiques

- [1] Vullo, V. (2020). *Gears*. New York, NY, USA: Springer International Publishing.
- [2] Aherwar, A. (2012). An investigation on gearbox fault detection using vibration analysis techniques: A review. *Australian Journal of Mechanical Engineering*, 10(2), 169-183.
- [3] Koualdia Tarek, Techniques de maintenance préventive des machines tournantes dans le cas de défauts combinés de roulements et d'engrenages, thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2016
- [4] Zhang, R., Gu, X., Gu, F., Wang, T., & Ball, A. D. (2017). Gear wear process monitoring using a sideband estimator based on modulation signal bispectrum. *Applied Sciences*, 7(3), 274.
- [5] Feki Nabih, Modélisation électromécanique de transmissions par engrenages – Applications à la détection et au suivi des avaries, thèse de Doctorat, INSA de Lyon – France, 2012.
- [6] Guo, Y., Yan, W., & Bao, Z. (2010, July). Gear fault diagnosis of wind turbine based on discrete wavelet transform. In *2010 8th World Congress on Intelligent Control and Automation* (pp. 5804-5808). IEEE.
- [7] Abersek, B., Flaske, J., & Balic, J. (2000). *How gears break* (Vol. 26). Wit Press.
- [8] <https://www.novexa.com/defauts-traites/> (Consulté le: 01/09/2021)
- [9] Feng, K., Smith, W. A., Borghesani, P., Randall, R. B., & Peng, Z. (2021). Use of cyclostationary properties of vibration signals to identify gear wear mechanisms and track wear evolution. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 150, 107258.
- [10] IssaSaif Mohammed Al Tubi, Effects of Variable Load and Rotational Speed Conditions on Gear Micropitting in Wind Turbine Gearboxes, these de Doctorat, Université de Sheffield, (2014).
- [11] <https://www.sarl-dassonville.com/different-type-dusure-dun-engrenage/> (Consulté le: 01/09/2021)
- [12] Wang, W., & McFadden, P. (1995a). Application of orthogonal wavelets to early gear damage detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 9(5), 497-507.
- [13] <https://www.machinerylubrication.com/Read/150/gear-failures> (Consulté le: 03/09/2021)
- [14] Thameur Kidar, Diagnostic des défauts de fissures d'engrenages par l'analyse cyclostationnaire, thèse de Doctorat, Université Jean Monnet - Saint-Etienne, France, 2015
- [15] Faure L., \Aspect des dentures d'engrenages après fonctionnement". Mécanique et maintenance CETIM Senlis, 1992.
- [16] <https://www.machinerylubrication.com/Read/150/gear-failures> (Consulté le: 03/09/2021)

- [17] Adel Afia, "Application of signal processing techniques in systems monitoring", thèse de Doctorat, Université M'hamedBougaraBoumerdés, Algérie.
- [18] RegeaiRgeai, Mohamed, *HelicalGearboxFaultDetectionUsingMotorCurrent Signature Analysis.*, thèse de Doctorat, University of Manchester: Manchester, 2007.
- [19] SELAMI Salim, Etude du comportement statique et dynamique de la transmission de la boîte de transfert fabriquée à ALEMO, thèse de doctorat, Université des Frères Mentouri–Constantine , 2019.
- [20] Hu, C., Smith, W. A., Randall, R. B., & Peng, Z. (2016). Development of a gear vibration indicator and its application in gear wear monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 76, 319-336.
- [21] Flodin, A., &Andersson, S. (1997). Simulation of mild wear in spur gears. *Wear*, 207(1-2), 16-23.
- [22] Wojnarowski, J., &Onishchenko, V. (2003). Tooth wear effects on spur gear dynamics. *Mechanism and Machine Theory*, 38(2), 161-178.
- [23] Osman, T., &Valex, P. (2010). Static and dynamic simulations of mild abrasive wear in wide-faced solid spur and helical gears. *Mechanism and Machine Theory*, 45(6), 911-924.
- [24] Ding, H., &Kahraman, A. (2007). Interactions between nonlinear spur gear dynamics and surface wear. *Journal of Sound and Vibration*, 307(3-5), 662-679.
- [25] Randall R.B. (1982). A new method of modeling gear faults, *Journal of Mechanical Design-Transactions of the Asme*, 104 259-267.
- [26] Thompson, R. A., & WEICHBRO. B. (1969, January). Gear diagnostics and wear detection. In *Mechanical Engineering* (Vol. 91, No. 8, p. 60). 345 E 47TH ST, NEW YORK, NY 10017: ASME-AMER SOC MECHANICAL ENG.
- [27] Sharma, V., &Parey, A. (2016). A review of gear fault diagnosis using various condition indicators. *Procedia Engineering*, 144, 253-263.
- [28] Cherif, H., Benakcha, A., Laib, I., Chehaidia, S. E., Menacer, A., Soudan, B., &Olabi, A. G. (2020). Early detection and localization of stator inter-turn faults based on discrete wavelet energy ratio and neural networks in induction motor. *Energy*, 212, 118684.
- [29] Nacib, L., Saad, S., &Sakhara, S. (2014). A comparative study of various methods of gear faults diagnosis. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 14(5), 645-656.
- [30] Shanbr, S., Elasha, F., Elforjani, M., & Teixeira, J. (2018). Detection of natural crack in wind turbine gearbox. *Renewable energy*, 118, 172-179.

- [31] Mohamed lamine Bouhalais, Développement et mise en œuvre d'outils de surveillance des machines tournantes par analyse vibratoire en régime variable, thèse de Doctorat, Université de 8 Mai 1945 de Guelma, 2019.
- [32] Rubini, R., & Meneghetti, U. (2001). Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings. *Mechanical systems and signal processing*, 15(2), 287-302.
- [33] Boltežar, M., Simonovski, I., & Furlan, M. (2003). Fault detection in DC electro motors using the continuous wavelet transform. *Meccanica*, 38(2), 251-264.
- [34] Teng, W., Ding, X., Zhang, X., Liu, Y., & Ma, Z. (2016). Multi-fault detection and failure analysis of wind turbine gearbox using complex wavelet transform. *Renewable Energy*, 93, 591-598.
- [35] Liu, H., Huang, W., Wang, S., & Zhu, Z. (2014). Adaptive spectral kurtosis filtering based on Morlet wavelet and its application for signal transients detection. *Signal Processing*, 96, 118-124.
- [36] Belkacemi, B., Saad, S., Ghemari, Z., Zaamouche, F., & Khazzane, A. (2020). Detection of induction motor improper bearing lubrication by discrete wavelet transforms (DWT) decomposition. *Instrum. Mes. Métrologie*, 19, 347-354.
- [37] Bouhalais, M. L., Djebala, A., Ouelaa, N., & Babouri, M. K. (2018). CEEMDAN and OWMRA as a hybrid method for rolling bearing fault diagnosis under variable speed. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94(5), 2475-2489.
- [38] Yan, R., Gao, R. X., & Chen, X. (2014). Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications. *Signal processing*, 96, 1-15.
- [39] Wang, L., Liu, Z., Miao, Q., & Zhang, X. (2018). Time–frequency analysis based on ensemble local mean decomposition and fast kurtogram for rotating machinery fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 103, 60-75.
- [40] Wang, L., Liu, Z., Miao, Q., & Zhang, X. (2018). Complete ensemble local mean decomposition with adaptive noise and its application to fault diagnosis for rolling bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 106, 24-39.
- [41] Xu, Y., Zhang, K., Ma, C., Cui, L., & Tian, W. (2019). Adaptive Kurtogram and its applications in rolling bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 130, 87-107.
- [42] Khwaja, H. A., Gupta, S. P., & Kumar, V. (2010). A statistical approach for fault diagnosis in electrical machines. *IETE Journal of Research*, 56(3), 146-155.

- [43] Aherwar, A. (2012). An investigation on gearbox fault detection using vibration analysis techniques: A review. *Australian Journal of Mechanical Engineering*, 10(2), 169-183.
- [44] Lahcène Noureddine, Diagnostic des défauts d'un système d'énergie renouvelable a base des techniques floues, thèse de Doctorat, Université Zianeachour de Djelfa, 2019.
- [45] Sait, A. S., & Sharaf-Eldeen, Y. I. (2011). A review of gearbox condition monitoring based on vibration analysis techniques diagnostics and prognostics. *Rotating Machinery, Structural Health Monitoring, Shock and Vibration, Volume 5*, 307-324.
- [46] Moshrefzadeh, A., & Fasana, A. (2017). Planetary gearbox with localised bearings and gears faults: simulation and time/frequency analysis. *Meccanica*, 52(15), 3759-3779.
- [47] Lebold, M., McClintic, K., Campbell, R., Byington, C., & Maynard, K. (2000, May). Review of vibration analysis methods for gearbox diagnostics and prognostics. In *Proceedings of the 54th meeting of the society for machinery failure prevention technology* (Vol. 634, p. 16). Virginia Beach, VA.
- [48] Večeř, P., Kreidl, M., & Šmíd, R. (2005). Condition indicators for gearbox condition monitoring systems. *Acta Polytechnica*, 45(6).
- [49] Decker, H. J. (2003). *Spiral bevel pinion crack detection in a helicopter gearbox*. National aeronautics and space administration cleveland oh glenn research center.
- [50] Lai, T. M., Snider, L. A., Lo, E., & Sutanto, D. (2005). High-impedance fault detection using discrete wavelet transform and frequency range and RMS conversion. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 20(1), 397-407.
- [51] Antoni, J. (2006). The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals. *Mechanical systems and signal processing*, 20(2), 282-307.
- [52] Zakrajsek, J. J. NASA Technical Memorandum 102340. *Lewis Research Center, Cleveland, OH*.
- [53] Goyal, D., Pabla, B. S., & Dhimi, S. S. (2017). Condition monitoring parameters for fault diagnosis of fixed axis gearbox: a review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 24(3), 543-556.
- [54] Imaouchen Yacine, "Mesure et analyse des vibrations des machines électriques tournantes", Thèse de Doctorat, Université A. Amira Bijaia, 2015
- [55] Cooley, J. W., & Tukey, J. W. (1965). An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. *Mathematics of computation*, 19(90), 297-301.
- [56] Teng, W., Ding, X., Zhang, X., Liu, Y., & Ma, Z. (2016). Multi-fault detection and failure analysis of wind turbine gearbox using complex wavelet transform. *Renewable Energy*, 93, 591-598.

- [57] Feldman, M. (2011). Hilbert transform in vibration analysis. *Mechanical systems and signal processing*, 25(3), 735-802.
- [58] Abderrazek Djebala, application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques, thèse de Doctorat, Université 8 mai Guelma, 2008.
- [59] Bogert, B. P. (1963). The quefrency analysis of time series for echoes; Cepstrum, pseudo-autocovariance, cross-cepstrum and saphe cracking. *Time series analysis*, 209-243.
- [60] Samuel, P. D., & Pines, D. J. (2005). A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics. *Journal of sound and vibration*, 282(1-2), 475-508.
- [61] Randall, R. B. (1976). Cepstrum analysis and gearbox fault diagnosis.
- [62] Randall, R. B. (1975). Gearbox fault diagnosis using cepstrum analysis. In *Proc. 4th World Congress on Theory of Machines and Mechanisms* (Vol. 1, pp. 169-174).
- [63] Dwyer, R. (1983, April). Detection of non-Gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation. In *ICASSP'83. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* (Vol. 8, pp. 607-610). IEEE.
- [64] Antoni, J., & Randall, R. B. (2006). The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines. *Mechanical systems and signal processing*, 20(2), 308-331.
- [65] Antoni, J. (2007). Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(1), 108-124.
- [66] Xu, Y., Zhang, K., Ma, C., Cui, L., & Tian, W. (2019). Adaptive Kurtogram and its applications in rolling bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 130, 87-107.
- [67] Geng, Y., Wang, Z., Jia, L., Qin, Y., & Chen, X. (2020). Bogie fault diagnosis under variable operating conditions based on fast kurtogram and deep residual learning towards imbalanced data. *Measurement*, 166, 108191.
- [68] Sait, A. S., & Sharaf-Eldeen, Y. I. (2011). A review of gearbox condition monitoring based on vibration analysis techniques diagnostics and prognostics. *Rotating Machinery, Structural Health Monitoring, Shock and Vibration, Volume 5*, 307-324.
- [69] Lei, Y., Lin, J., Zuo, M. J., & He, Z. (2014). Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: A review. *Measurement*, 48, 292-305.

- [70] Lei, Y., Lin, J., Zuo, M. J., & He, Z. (2014). Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: A review. *Measurement*, 48, 292-305
- [71] Forrester, B. D. (1992). Time-frequency analysis in machine fault detection. *Time-frequency signal analysis*, 406-423.
- [72] Yu, Y., Luo, L., Li, B., Soga, K., & Yan, J. (2017). Quadratic time-frequency transforms-based Brillouin optical time-domain reflectometry. *IEEE Sensors Journal*, 17(20), 6622-6626.
- [73] Liu, Y., Zhang, J., & Ma, L. (2016). A fault diagnosis approach for diesel engines based on self-adaptive WVD, improved FCBF and PECOC-RVM. *Neurocomputing*, 177, 600-611.
- [74] Daubechies, I. (1988). Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on pure and applied mathematics*, 41(7), 909-996.
- [75] A.Muhammad Aziz, *performance analysis of wavelet and fourier transforms applied to non-stationary vibration data*, thèse de Doctorat, Blekinge Institute of Technology, 2012.
- [76] Khechekhouche, A., Cherif, H., Benakcha, A., Menacer, A., Chehaidia, S. E., & Panchal, H. (2020). Experimental diagnosis of inter-turns stator fault and unbalanced voltage supply in induction motor using MCSA and DWER. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences (PEN)*, 8(3), 1202-1216.
- [77] Daubechies, I. (1992). *Ten lectures on wavelets*. Society for industrial and applied mathematics.
- [78] Tang, B., Liu, W., & Song, T. (2010). Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution. *Renewable Energy*, 35(12), 2862-2866.
- [79] Rafiee, J., & Tse, P. W. (2009). Use of autocorrelation of wavelet coefficients for fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(5), 1554-1572.
- [80] Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., ...& Liu, H. H. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, 454(1971), 903-995.
- [81] Wu, Z., & Huang, N. E. (2009). Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advances in adaptive data analysis*, 1(01), 1-41.
- [82] Torres, M. E., Colominas, M. A., Schlotthauer, G., & Flandrin, P. (2011, May). A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. In *2011 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)* (pp. 4144-4147). IEEE.
- [83] SELLAMI, S., & MECIBEH, M. Analyse vibratoire de fatigue par piqûres de transmission par engrenages.

- [84] Tandon, N., & Choudhury, A. (1999). A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology international*, 32(8), 469-480.
- [85] Benchaabane, C., Djebala, A., Ouelaa, N., & Guenfoud, S. (2008). Diagnostic vibratoire des défauts d'engrenages base sur les indicateurs scalaires. *Groupe Comportement Dynamique des Structures et Maintenance Industrielle, Guelma, Algerie*, 10.
- [86] Li, H. (2010, August). Gear fault diagnosis based on continuous Morlet wavelet amplitude and phase map. In *2010 Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery* (Vol. 6, pp. 2619-2622). IEEE.
- [87] Li, H., Zhang, Y., & Zheng, H. (2011). Application of Hermitian wavelet to crack fault detection in gearbox. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(4), 1353-1363.
- [88] Zheng, H., Li, Z., & Chen, X. (2002). Gear fault diagnosis based on continuous wavelet transform. *Mechanical systems and signal processing*, 16(2-3), 447-457.
- [89] Abouelanouar, B., Elamrani, M., Elkihel, B., & Delaunois, F. (2018). Application of wavelet analysis and its interpretation in rotating machines monitoring and fault diagnosis. A review. *Int J EngTechnol*, 7(4), 3465-3471.
- [90] Abouelanouar, B., Elamrani, M., Elkihel, B., & Delaunois, F. (2018). Application of wavelet analysis and its interpretation in rotating machines monitoring and fault diagnosis. A review. *Int J EngTechnol*, 7(4), 3465-3471.
- [91] Yao, X., Guo, C., Zhong, M., Li, Y., Shan, G., & Zhang, Y. (2009, October). Wind turbine gearbox fault diagnosis using adaptive morlet wavelet spectrum. In *2009 Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation* (Vol. 2, pp. 580-583). IEEE.
- [92] Vernekar, K., Kumar, H., & Gangadharan, K. V. (2014). Gear fault detection using vibration analysis and continuous wavelet transform. *Procedia Materials Science*, 5, 1846-1852
- [93] Bafroui, H. H., & Ohadi, A. (2014). Application of wavelet energy and Shannon entropy for feature extraction in gearbox fault detection under varying speed conditions. *Neurocomputing*, 133, 437-445.
- [94] Liu, H., Huang, W., Wang, S., & Zhu, Z. (2014). Adaptive spectral kurtosis filtering based on Morlet wavelet and its application for signal transients detection. *Signal Processing*, 96, 118-124.
- [95] Kong, Y., Wang, T., Li, Z., & Chu, F. (2017). Fault feature extraction of planet gear in wind turbine gearbox based on spectral kurtosis and time wavelet energy spectrum. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 12(3), 406-419.

- [96] Wu, J. D., & Chen, J. C. (2006). Continuous wavelet transform technique for fault signal diagnosis of internal combustion engines. *NDT & e International*, 39(4), 304-311.
- [97] Mouloud Ayad. Recherche de signatures robustes des défauts dans une machine tournante a travers l'analyse de signaux vibratoires, thèse de Doctorat, Université Ferhat Abbas – Sétif – 1 –, 2015
- [98] Elbarghathi, F., Wang, T., Zhen, D., Gu, F., & Ball, A. (2012, May). Two stage helical gearbox fault detection and diagnosis based on continuous wavelet transformation of time synchronous averaged vibration signals. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 364, No. 1, p. 012083). IOP Publishing.
- [99] <https://www.windpowerengineering.com/insuring-offshore-wind-farms-what-developers-need-to-know/> (Consulté le : 05/ 10 / 2021)
- [100] Goch, G., Knapp, W., &Härtig, F. (2012).Precision engineering for wind energy systems. *CIRP annals*, 61(2), 611-634.
- [101] [http:// dataacoustics.com/ measurements/ gear- faults/ gear-1/](http://dataacoustics.com/measurements/gear-faults/gear-1/).(Consulté le: 08 /05/2018)
- [102] Saidi, L., Ali, J. B., Benbouzid, M., &Bechhoefer, E. (2016). The use of SESK as a trend parameter for localized bearing fault diagnosis in induction machines. *ISA transactions*, 63, 436-447

Production scientifiques

Production scientifiques :

1- Article scientifiques :

- Naima, G., Elias, H. A., & Salah, S. (2022). An Improved Fast Kurtogram Based on an Optimal Wavelet Coefficient for Wind Turbine Gear Fault Detection. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 17(2), 1335-1346.

2- Conférences et séminaires internationales :

- Grabsia Naima, Hadjadj Aoul Elias, Khoualdia Tarek, ‘‘Etude de l’évolution des indicateurs spectraux dans la détection des défauts d’engrenage’’, international seminar in industrial engineering and applied mathematics 23 - 24 octobre, 2018, Université 20 Aout 1955 Skikda, Algérie.
- Grabsia Naima, Hadjadj Aoul Elias ‘‘Détection du défaut d’engrenage d’éolienne par l’analyse d’enveloppe’’, The 3rd International Conference on Electromechanical Engineering ICEE’2018, 21-22 Novembre, 2018, Université 20 Aout 1955 Skikda, Algérie.
- Grabsia Naima, Hadjadj Aoul Elias ‘‘Wind turbine gear failure detection by vibration analysis and continuous morlet wavelet transform’’, le 1^{ier} Conférence internationale de mécanique avancée et des énergies renouvelables du 28 au 29 novembre 2018, Université M’hamed Bougara à Boumerdès, Algérie.