

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Mécanique
Laboratoire de domiciliation : Mécanique et Structures (LMS)

THÈSE
EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN 3^{ème} CYCLE

Domaine : Génie Mécanique Filière : Génie Mécanique
Spécialité : Génie Mécanique et Matériaux avancés

Présentée par

Mohamed Lamine BOUHALAIS

Intitulé

**DEVELOPPEMENT ET MISE EN ŒUVRE D'OUTILS DE
SURVEILLANCE DES MACHINES TOURNANTES PAR ANALYSE
VIBRATOIRE EN REGIME VARIABLE**

Soutenu le :

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

Mr DJAMAA Mohamed Cherif
Mr DJEBALA Abderrazek
Mr OUELAA Nouredine
Mr MILOUDI Abdelhamid
Mr CHERFIA Abdelhakim

Professeur
Professeur
Professeur
Professeur
MCA

Univ. de 8 Mai 1945
Univ. de 8 Mai 1945
Univ. de 8 Mai 1945
USTHB d'Alger
Univ. Constantine 1

Président
Encadreur
Co-encadreur
Examineur
Examineur

Année Universitaire : 2018/2019

Remerciements

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

Ce travail s'est inspiré d'une idée de Pr. Abderrazek DJEBALA, le directeur de cette thèse, c'est pour cela que je voudrais lui exprimer toute ma profonde gratitude. Je le remercie d'avoir accepté de m'encadrer, de fournir les conseils et les orientations avec lesquels ce travail a pris sa forme finale. Je le remercie également pour sa disponibilité et dévouement pendant toute la durée de ma formation doctorale.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à Pr. Nouredine OUELAA non seulement pour ses précieux conseils et orientations en tant qu'un Co-directeur de thèse, mais également d'avoir fournie toutes les facilités nécessaires en tant que directeur du laboratoire LMS où ce travail a été réalisé. Je le remercie de m'avoir proposé un tel thème intéressant qui a beaucoup enrichi mes connaissances.

Je remercie vivement Pr. Smail BOUTABBA pour son aide administrative précieuse en tant que responsable du CFD, durant toute la période que j'ai passé à l'université de Guelma.

A mon nom personnel et au celui de mes directeurs de thèse je tiens à remercier Professeur DJAMAA Mohamed Cherif de l'Université de Guelma pour avoir accepté de présider le jury, Professeur MILOUDI Abdelhamid de l'USTHB d'Alger et Docteur Abdelhakim CHERFIA de l'Université Constantine 1 pour avoir accepté d'y être comme membres.

Je remercie tous les gens qui m'ont aidé de près ou de loin à compléter ce travail.

BOUHALAIS Mouhamed Lamine


BOUHALAIS

مُلخَص

تهدف الأطروحة المقدّمة في هذه المذكرة ، إلى تطوير أدوات لإكتشاف أعطاب الآلات الدوّارة و بيان نوعها ، و هذا عن طريق تحليل اهتزازاتها ، حيث تلخّص النتائج المتحصّل عليها بعد تجربة طريقة تدمج مجموعة من الأدوات المعروفة لدى أهل الاختصاص ، في محاولة لإكتشاف الأعطاب الخاصّة بالمدرجات الكرويّة و المسنّات ذات الأسنان القائمة ، المركّبة على آلات تعمل بسرعات متغيّرة.

تعرض المذكرة دراسة نظريّة مبنية على استعمال نمذجة رياضيّة ، أين تمّ توليد مجموعة من الاهتزازات الافتراضيّة على جهاز الحاسوب ، تمّت من خلالها دراسة مختلف الأعراض الناتجة عن تغيّر سرعة الدوران و كذا دراسة مدى فعاليّة أدوات تحليل الإشارة الكلاسيكية مع الآلات ذات السرعات المتغيّرة و هذا بغرض مقارنتها و ترتيبها من الأقل نجاعة إلى الأفضل ، بغية استعمال أفضلها أو تعديل ما يحتاج إلى تعديل منها.

بعد تحليل نتائج هذه الدراسة النظريّة ، تمّ التوصل إلى اقتراح طريقة هجينة تعتمد على تقسيم إشارة الاهتزازات باستعمال ما يعرف بـ"EMD" من أجل عزل إشارة العطب عن باقي الإشارات ، ثم تصفيتها باستعمال المويجات "Wavelets" ، لينتم في النهاية تحويل الإشارات الملتقطّة بدلالة الزمن إلى إشارات ملتقطّة بدلالة المسافة الزاوية ممّا يسهم في التخلّص من تأثير التغيّر المستمرّ للسرعة و تحديد نوع العطب بدقّة.

لقد أثبتت الطريقة المقترحة من خلال النتائج المتحصّل عليها ، فعاليتها مع هذا النوع من العقبات ، حيث تمّ تحديد نوع العطب و خصائصه سواء بالنسبة للمدرجات أو المسنّات ، و هذا مع الإشارات المولّدة بالحاسوب و كذا الإشارات الحقيقيّة الملتقطّة من بعض الأجهزة الموجودة في المخبر.

كلمات مفتاحية : إكتشاف الأعطاب ، السرعة المتغيّرة ، المدرجات ، المسنّات ، المويجات.

ABSTRACT

This work presents a solution for rolling bearing and gear faults detection under variable speed condition. The presented thesis summarizes the results found after testing a hybrid technique based on vibration analysis, with both simulated and real faults.

First, a theoretical study has been conducted in order to analyze the speed variation effects on vibration signals composition, and test famous signal processing techniques with the studied case. For that, a mathematical model has been used to generate vibration signals that simulates the shocks induced by bearing and gear faults.

After analyzing the results of the theoretical study, a hybrid technique based on the empirical mode decomposition, the Wavelet multiresolution analysis and the order tracking has been proposed and tested with both simulated and experimental data.

Keywords: Fault detection, bearings, gears, variable speed, signal decomposition

RESUME

Le travail présenté dans cette thèse entre dans le cadre du développement des outils de surveillance des machines tournantes fonctionnant en régime variable. L'objectif principal est de proposer un outil fiable de détection des défauts de roulements et d'engrenages en régime variable, basé sur le jumelage de plusieurs autres méthodes jusqu'à maintenant utilisées en régime constant.

En utilisant un modèle mathématique, une étude théorique a été réalisée pour déterminer les effets de la variation de la vitesse sur le contenu des signaux vibratoires, ainsi que pour vérifier l'efficacité des méthodes classiques pour le traitement des signaux instationnaires. Le but était soit de les utiliser si elles sembleraient efficaces, soit de les modifier pour les rendre utilisables pour la détection des défauts en régime variable.

Une technique hybride, basée sur la décomposition empirique modale, l'analyse multirésolution en ondelettes et l'analyse d'ordre, a été proposée et testée sur des signaux simulés puis validée expérimentalement sur des signaux mesurés sur des roulements et des engrenages défectueux en régime variable.

Mots clés : Détection des défauts, régime variable, roulements, engrenages, CEEMDAN, Analyse multirésolution en ondelettes, analyse d'ordre.

Liste des figures

Chapitre 1

Figure 1-1	Actions de la maintenance	7
Figure 1-2	Les différentes formes de la maintenance	9
Figure 1-3	La périodicité de la maintenance systématique	11
Figure 1-4	Principe du suivi en maintenance conditionnelle	12
Figure 1-5	La relation entre RMS et la condition du roulement	21
Figure 1-6	Spectre d'enveloppe tiré de [Bourgh 13]	22
Figure 1-7	Spectre d'enveloppe tiré de [Mishra 16]	22
Figure 1-8	Classification des défauts par la fréquence instantanée	23
Figure 1-9	Spectre d'enveloppe tiré de [Yang 13]	23
Figure 1-10	Signal du défaut récupéré par EEMD	24
Figure 1-11	Signal du défaut tiré de [Ked 14]	25
Figure 1-12	Comparaison entre EMD, WMRA, EMD + WMRA	25

Chapitre 2

Figure 2-1	Signal d'une réponse à une résonance (a) Peigne de Dirac (b)	34
Figure 2-2	Signal simulant des chocs à 35 Hz (a). FFT du signal (b)	34
Figure 2-3	Spectre de l'enveloppe du signal de chocs	35
Figure 2-4	Simulation des chocs de défaut dans le cas d'une accélération	37
Figure 2-5	Simulation des chocs de défaut dans le cas d'une décélération	37
Figure 2-6	Processus de génération des chocs	38
Figure 2-7	Simulation des chocs du défaut modulés en amplitude et fréquence : A (accélération), b (décélération)	38
Figure 2-8	Un signal simulé (a) avec ses composantes (b)	40
Figure 2-9	Signal somme de trois sinusoïdes : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (a) Son spectre (b)	41
Figure 2-10	Signal sinusoïdal de fréquence variable (a) et son spectre (b)	41
Figure 2-11	Transformée de Fourier du signal simulé	42
Figure 2-12	Spectre d'enveloppe du signal simulé	42
Figure 2-13	Le processus de la génération des oscillations	43
Figure 2-14	Signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives mesurée en fonction du temps	44
Figure 2-15	Signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives mesurée en fonction du temps (accélération)	44
Figure 2-16	Principe de l'échantillonnage angulaire	45
Figure 2-17	Signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives mesurée en fonction de l'angle de rotation	46
Figure 2-18	Principe de ré-échantillonnage angulaire	47
Figure 2-19	Problème rencontré durant le ré-échantillonnage	49
Figure 2-20	Un signal simulé échantillonné : Temporellement (a). Angulairement (b)	50
Figure 2-21	Signal simulé composé de 4 sinusoïdes de fréquences variables	51
Figure 2-22	Spectre d'ordre du signal somme de 4 sinusoïdes	51
Figure 2-23	Spectre d'ordre du signal somme de 4 sinusoïdes (représentation classique)	52

Chapitre 3

Figure 3.1 STFT du signal somme de trois sinusoïdes	60
Figure 3.2 Spectrogram du signal variable	61
Figure 3.3 Echelle de décomposition de la STFT	61
Figure 3.4. Echelle de décomposition par la TOR	63
Figure 3.5 Décomposition en cascade en trois niveaux	64
Figure 3.6 Le signal « S » avec ses approximations et détails	65
Figure 3.7 Principe de décomposition	67
Figure 3.8 Signal somme avec ses composantes (a). Décomposition par EMD (b)	68
Figure 3.9 Signal modulé + ses composantes (a). Sa décomposition par EMD (b)	69
Figure 3.10 Signal somme + ses composantes (a). Les IMFs représentant le mode mixing (b)	70
Figure 3.11 Comparaison entre l'EMD (a) et l'EEMD (b)	72
Figure 3.12 Comparaison entre l'EEMD (a) et la CEEMDAN (b)	74
Figure 3.13 Comparaison entre le nombre des itérations de l'EEMD (a) et la CEEMDAN (b)	74

Chapitre 4

Figure 4.1 Roulement proposé	80
Figure 4.2 Variation de la vitesse (a). Signal vibratoire simulé (b)	80
Figure 4.3 Signal simulé + sa décomposition (a). Spectres correspondant (b)	81
Figure 4.4 Comparaison entre IMFs obtenues (a) et composantes réelles	81
Figure 4.5 Ondelette mère utilisée pour le filtrage	82
Figure 4.6 Les détails obtenus après l'analyse en ondelette	83
Figure 4.7 Zoom sur les chocs	83
Figure 4.8 Enveloppe du détail échantillonné : Temporellement (a) Angulairement (b)	84
Figure 4.9 Spectre d'ordre de l'enveloppe	84
Figure 4.10 Banc d'essais utilisé "MFS"	85
Figure 4.11 Emplacement du défaut	86
Figure 4.12 Signal vibratoire mesuré (a). Profil de la vitesse de rotation (b)	86
Figure 4.13 Spectre du signal mesuré	87
Figure 4.14 Les IMFs obtenues après la décomposition (a). Les spectres correspondant (b)	87
Figure 4.15 L'IMF optimale	88
Figure 4.16 Détails obtenus après l'analyse en ondelette	88
Figure 4.17 Le détail optimal	89
Figure 4.18 Comparaison entre l'IMF (a) et le détail (b)	89
Figure 4.19 Enveloppe du détail optimal échantillonnée angulairement	90
Figure 4.20 Spectre d'ordre de l'enveloppe	90
Figure 4.21 Emplacement du défaut	91
Figure 4.22 Signal vibratoire mesuré (a). Profil de la vitesse de rotation (b)	91
Figure 4.23 Les IMFs obtenues après la CEEMDAN (a) Les spectres correspondant (b)	92
Figure 4.24 L'IMF optimale	92
Figure 4.25 Les détails obtenus après la décomposition par ondelette	93
Figure 4.26 Comparaison entre l'IMF (a) et le détail (b)	94
Figure 4.27 l'enveloppe du détail optimal	95
Figure 4.28 Le spectre d'ordre de l'enveloppe	95
Figure 4.29 Banc d'essai utilisé	96
Figure 4.30 Pignon utilisé	97
Figure 4.31 Profil de la vitesse (a). Signal vibratoire mesuré (b)	97

Figure 4.32 Les IMFs obtenues après la décomposition (a). Leurs spectres d'ordre correspondants (b)	98
Figure 4.43 Le mode optimal	99
Figure 4.44 Les détails obtenus après la décomposition en ondelettes	99
Figure 4.45 Le détail optimal	100
Figure 4.46 Comparaison entre IMF et détail	100
Figure 4.47 Enveloppe du détail optimal	101
Figure 4.48 Spectre d'ordre de l'enveloppe	101

Liste des tableaux

Chapitre 2

Tableau 2.1 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements à billes	36
Tableau 2.2 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements à billes après simplification	36
Tableau 2.3 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements avec ses Ordres correspondants	53

Chapitre 4

Tableau 4.1 Caractéristiques de la simulation	85
Tableau 4.2 Caractéristiques de l'essai	91
Tableau 4.3 Caractéristiques de l'essai	96
Tableau 4.4 Caractéristiques de l'essai	102

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Notions générales et synthèse bibliographique	
1. Introduction	5
2. Définition	6
3. Intérêt de pratiquer la maintenance	7
4. Les formes de la maintenance	8
5. Les roulements et leurs défauts	13
6. Les engrenages et leurs défauts	15
7. Synthèse bibliographique	17
8. Pose du problème	26
Chapitre 2 : Le régime variable Quoi du neuf ?	
1. Introduction	31
2. Modélisation des défauts de roulements induisant des forces impulsives périodiques	32
2.1. Régime constant	32
2.2. Régime variable	35
3. Analyse des signaux en régime variable	40
3.1. Limite de la transformée de Fourier	40
3.2. L'analyse d'ordre	42
3.2.1. Limite de l'échantillonnage temporel	43
3.2.2. L'échantillonnage Angulaire	45
3.2.2.1. L'échantillonnage angulaire Direct	45
3.2.2.2. L'échantillonnage angulaire Indirect	46
3.2.3. Conversion des signaux temporels au domaine angulaire	47
3.2.3.1. Détermination de la position angulaire	47
3.2.3.2. Interpolation des valeurs d'amplitude	49
3.2.4. La transformée de Fourier au domaine angulaire	49
3.2.5. Interprétation des résultats d'une analyse d'ordre	52
3.2.5.1. Défauts de roulements	53
3.2.5.2. Défauts d'engrenages	53
4. Synthèse du chapitre	54
Chapitre 3 : Fondements théoriques	
1. Introduction	59
2. Transformée de Fourier à Court Terme (STFT)	60
3. Transformée en ondelettes	62
4. La décomposition modale empirique	66
4.1. L'ensemble des décompositions modales empiriques (EEMD)	69
4.2. CEEMDAN: La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif	72
5. Une technique hybride basée sur la CEEMDAN et l'analyse en ondelette pour la détection des défauts en régime variable	75
6. Synthèse du chapitre	77

Chapitre 4 : Simulation numérique et validation expérimentale

1. Introduction	79
2. Application sur un signal simulé	80
3. Application sur des signaux mesurés	85
3.1. Défauts de roulements	85
3.1.1. Banc d'essais et matériel de mesure	85
3.1.2. Résultats et discussion	86
3.1.2.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure	86
3.1.2.2. Cas d'un défaut sur la bague intérieure	91
3.2. Défauts d'engrenages	95
3.2.1. Banc d'essai et matériel de mesure	95
3.2.2. Résultats et discussion	97
4. Synthèse du chapitre	102
 Conclusion générale	 106

Introduction générale

Un service maintenance s'intéresse toujours à l'augmentation de la disponibilité d'un bien avec le moindre coût possible, en minimisant le nombre des interventions non nécessaires et en exécutant les actions qui peuvent allonger le cycle de vie de ce bien. Pour achever ce but, plusieurs formes de maintenance ont été développées, la maintenance dite conditionnelle peut être considérée comme l'une des formes les plus optimisées, car elle s'appuie sur un principe qui n'implique pas l'attente d'occurrence de la défaillance pour lancer les interventions comme dans la maintenance corrective, ainsi que les interventions exécutées à des intervalles prédéterminés et fixes avec un risque de gaspillage financier comme l'implique la maintenance systématique. 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.

Les machines tournantes font partie intégrante et indissociable de l'industrie moderne. Un défaut de roulement ou d'engrenage peut compromettre la production et conduire à la baisse technicoéconomique d'une entreprise. L'installation d'un contrôle efficace et constant de ces machines est donc un aspect important à prendre en considération dans les différentes politiques de gestion de tout système de production. La surveillance de ces machines s'appuie essentiellement sur l'extraction d'informations révélatrices des conditions de dégradation rencontrées. Dans ce contexte, plusieurs sources d'information ont été explorées et expérimentées dans le passé, avec plus ou moins d'efficacité. Parmi lesquelles nous pouvons citer, l'analyse d'huile, l'analyse de température, l'émission acoustique et l'analyse vibratoire avec une plus grande intensité.

L'efficacité de l'analyse vibratoire repose en grande partie sur la compétence des hommes qui s'appuient sur l'expérience technique et le retour d'expérience. L'approche conditionnelle qui se base sur l'inspection avant une décision de réparation, peut être abordée en deux étapes : la détection et le diagnostic. Lorsque l'objectif est limité à la détection, un groupe d'indicateurs scalaires de dégradation peut être suffisant. Ces indicateurs, qui en cas de dépassement de seuils, juste informent sur la présence d'un défaut qu'il faudra être analysé avec plus de précision. Alors que le diagnostic est l'outil permettant la détermination de la nature

précise du défaut, de sa gravité, de l'urgence de l'intervention, ainsi que son association avec un composant ou une pièce spécifique. Pour faire cela, le diagnostic fait appel à des techniques d'investigations plus poussées que les indicateurs scalaires utilisés durant la surveillance : l'analyse spectrale sur des plages de fréquences plus ou moins étroites, l'amélioration de la résolution par un zoom, la détection d'enveloppe pour la démodulation, le cepstre, le filtrage par ondelettes, la décomposition du signal, le re-échantillonnage, la cyclostationnarité ... etc.

Quel que soit la technique utilisée, l'approche est presque toujours la même : on a une machine tournante et on veut vérifier s'il y a un défaut, on met en marche la machine à une vitesse constante, on place un accéléromètre pour obtenir un signal vibratoire, ensuite on calcule les fréquences caractéristiques des défauts qui sont généralement déduites à partir de la géométrie des pièces, puis on cherche s'il y a des signes correspondant aux fréquences de ces défauts sur des représentations graphiques qui sont le plus souvent des spectres obtenues après l'utilisation des outils de traitement de signal dont l'objectif peut varier du filtrage, décomposition, démodulation ... etc.

De centaines de travaux ont été réalisés, dans lesquels les chercheurs ont utilisé ces outils avec succès pour la détection des défauts. Le problème est que la plupart de ces outils ont été développés pour être utilisés dans le cas où la vitesse est constante, les chercheurs et les ingénieurs ont été confrontés par des difficultés lors de l'utilisation de ces méthodes dans le cas où la vitesse est variable, dès que l'évolution continue de l'industrie a créé des machines tournantes qui fonctionnent dans des conditions instationnaires. Ceci implique l'évolution de la surveillance elle-même soit ; en modifiant les méthodes classiques pour les rendre applicables dans le régime variable, ou en développant des nouvelles techniques spécifiques pour ce type de machines.

Le but de cette thèse est d'utiliser des connaissances et des techniques, voire d'en adapter et d'en développer, afin de pouvoir d'une part comprendre et connaître l'effet de la variation de la vitesse sur le processus de diagnostic des défauts de roulements et d'engrenages par l'analyse vibratoire, et d'autre part proposer une méthode de détection fiable et robuste et qui permet, elle-même, la détection et le diagnostic des défauts au régime variable. Cet objectif a nécessité une approche théorique, portant essentiellement sur l'étude de l'influence de la variation de la vitesse sur le contenu des signaux vibratoires et l'efficacité des techniques de traitement de signal proposées par des simulations numériques, ainsi qu'une approche expérimentale visant la validation des résultats avec des signaux réels. L'étude expérimentale

a été entamée sur deux pièces très utilisées dans la conception des machines tournantes : les roulements à billes à contact radial et les roues cylindriques à denture droite.

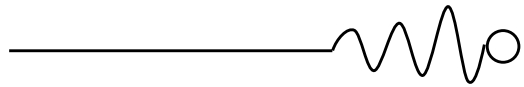
La thèse comportera donc quatre chapitres : un chapitre de synthèse bibliographique, deux chapitres d'étude et de présentation des fondements mathématiques, et un chapitre pour la validation numérique et expérimentale. Le deuxième chapitre sera consacré à une étude, voire une comparaison entre le régime constant et le régime variable. En effet, à partir d'un modèle mathématique simulant des signaux de chocs en régime variable, les caractéristiques des signaux instationnaires seront présentées, ainsi que les limites des méthodes classiques de traitement de signal dans ce cas et les solutions alternatives.

Le troisième chapitre portera sur la présentation des fondements mathématiques des techniques qui constituent la méthode hybride utilisée dans ce travail. Le quatrième chapitre regroupe les résultats tirés à partir de l'application de la technique hybride sur des signaux simulés et mesurés, cela après la présentation des bancs d'essai et des matériels utilisés.

Enfin, une synthèse de toutes les conclusions tirées à partir de la simulation et des résultats expérimentaux, ainsi que les perspectives qui en découlent, sera présentée dans une conclusion générale.

CHAPITRE 1

Notions générales et synthèse bibliographique



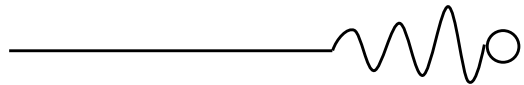
Contenu du chapitre

1. Introduction
2. Définition
3. Intérêts de pratiquer la maintenance
4. Les formes de la maintenance
 - 4.1. La maintenance corrective ou accidentelle
 - 4.1.1. La maintenance corrective palliative
 - 4.1.2. La maintenance corrective curative
 - 4.2. La maintenance préventive
 - 4.2.1. La maintenance préventive systématique
 - 4.2.2. La maintenance préventive conditionnelle
5. Les roulements et leurs défauts
6. Les engrenages et leurs défauts
7. Synthèse bibliographique
8. Pose du problème

1. Introduction

Au fil du développement dans le domaine industriel, de la concurrence, des demandes des clients et de la course à la compétitivité qui entraînent la recherche de la qualité totale et surtout la réduction des coûts, la maintenance est devenue une des fonctions stratégiques des entreprises. Dans ce contexte les investissements sont en risque dans le cas d'altération ou cessation de l'aptitude des machines à accomplir les fonctions permettant d'obtenir les différents produits liés au métier de ces entreprises.

La fonction maintenance doit assurer la disponibilité des machines ou des systèmes tout au long de la journée de production, pour produire sans pannes et sans arrêts des produits, sans sacrifier, ni la qualité, ni la sécurité et en tenant compte les objectifs de l'entreprise, dans le cadre de dépenses encadrées par un budget, et dans une vision d'amélioration permanente au moindre coût avec la meilleure utilisation des moyens investis.



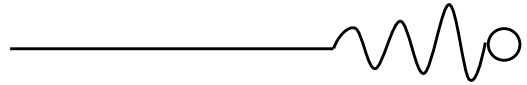
Avec le développement continu des outils de production, la maintenance elle-même évolue en introduisant de nouvelles méthodes de gestion, et en développant de nouvelles formes de surveillance, détection et diagnostic, afin d'achever les buts cités précédemment, dès que l'ensemble des contraintes financières et technologiques modifient non seulement les modes d'organisation de la fonction maintenance mais aussi les activités des techniciens et ouvriers qui opèrent dans ce champ.

Ce chapitre contient une synthèse bibliographique des travaux de référence portant sur l'utilisation des méthodes modernes de traitement de signal pour la détection des défauts des machines tournantes, notamment ceux des roulements et des engrenages. Bien évidemment une attention particulière est réservée aux méthodes temps-fréquence, principalement celles utilisant l'analyse EMD (Empirical Mode Decomposition) et ses dérivés. Avant ceci, des notions générales sur la maintenance, ses formes et ses objectifs est présentée dans les parties qui suivent.

2. Définition de la maintenance

Une première définition normative de la maintenance fut donnée par l'AFNOR en 1994 (norme NFX 60-010), à savoir : « *l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé* ». Depuis 2001, elle a été remplacée par une nouvelle définition, désormais européenne (NF EN 13306 X 60-319) : « *Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise* ». La Fédération européenne des sociétés nationales de maintenance (European Federation of National Maintenance Societies ou EFNMS) propose une définition similaire en anglais: « *All actions which have the objective of retaining or restoring an item in or to a state in which it can perform its required function. The actions include the combination of all technical and corresponding administrative, managerial and supervision actions* », c'est à dire : Toutes les actions qui ont pour objectif de garder ou de remettre une chose en état de remplir la fonction qu'on exige d'elle.

Ces actions regroupent toutes les actions techniques et toutes les actions d'administration, de direction et de supervision correspondantes. Les actions de la maintenance peuvent aussi inclure



tous ce qui sert à augmenter la durée de vie des équipements, ces actions diffèrent selon le bien à maintenir et le type de maintenance choisi (Figure 1-1).

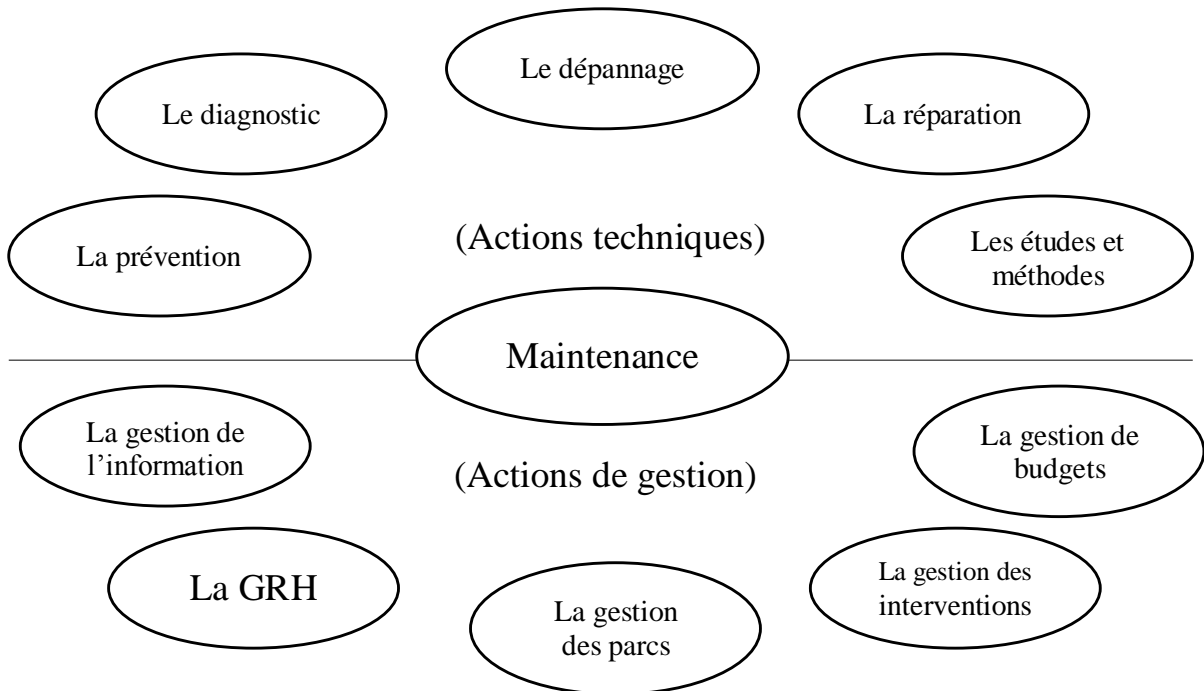


Figure 1-1 : Actions de la maintenance

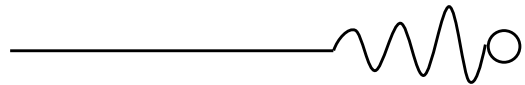
3. Intérêts de pratiquer la maintenance

La maintenance se montre très importante pour les 4 domaines suivants :

- la productivité ;
- la qualité ;
- la sécurité ;
- la durabilité des biens ;

En limitant :

- Le nombre de défaillances : la maintenance permet de conserver une bonne productivité en réduisant le nombre d'arrêts de la production ou son ralentissement.
- La dérive des systèmes due au vieillissement ou à l'usure, la qualité de la production est conservée.



- Les défaillances : la maintenance permet de prévenir certains accidents.
- Les effets de l'usure et du vieillissement : la maintenance permet de conserver les équipements en bon état plus longtemps et ainsi permet des économies de rachat de matériel et d'éviter les problèmes causés par l'intégration de nouveau matériel.

4. Les formes de la maintenance

Compte tenu des exigences chaque fois plus grandes, les coûts de maintenance ont augmenté rapidement au cours des dernières années. À titre d'exemple, on estime que les coûts de maintenance aux États-Unis étaient de 200 milliards de dollars en 1979, et qu'ils ont subi une croissance de l'ordre de 10 à 15 % dans les années qui suivirent [Gou 13]. Une partie importante de ce coût de maintenance pourrait pourtant être évitée : une mauvaise planification se traduit par du gaspillage en heures supplémentaires, et cela éventuellement sur des équipements qui n'ont pas un grand rôle dans la continuité de la production.

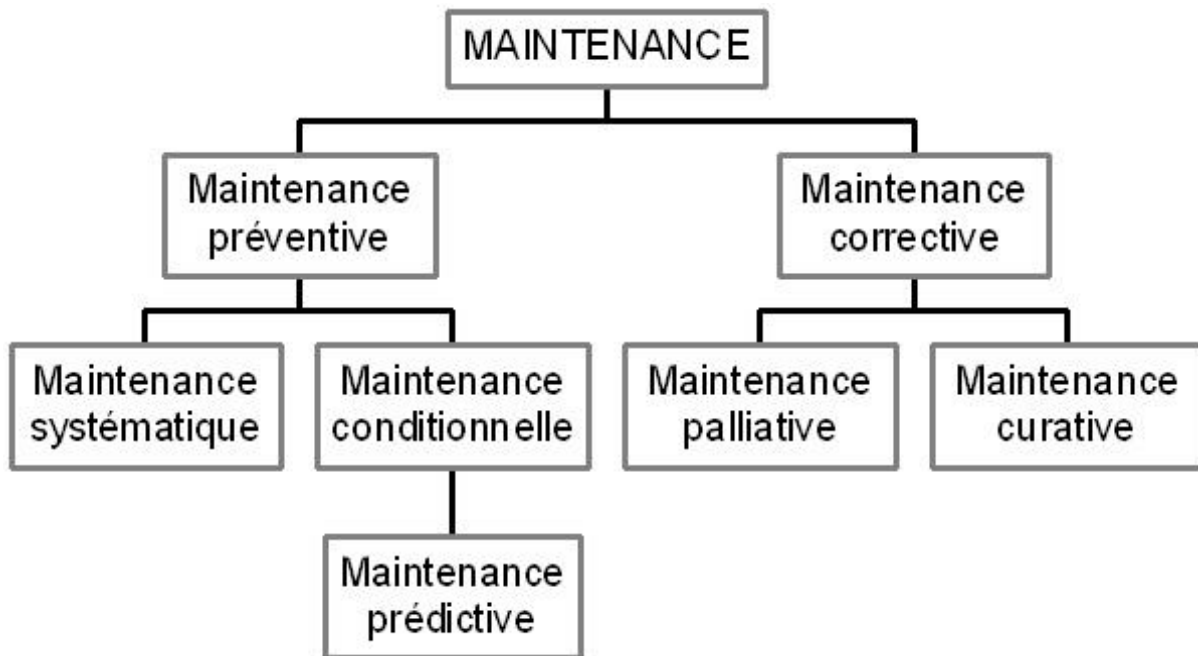
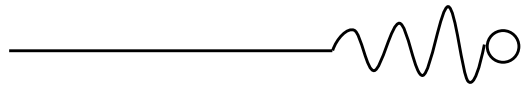


Figure 1-2 : Les différentes formes de la maintenance

L'augmentation des coûts de maintenance et l'évolution en permanence des systèmes de production et l'apparition de nouvelles techniques de production, ainsi que la recherche davantage



à adapter rapidement la quantité et la qualité de la production en fonction de la variation de la demande des clients, a nécessité un haut niveau de flexibilité des équipements industriels. Tous ces facteurs et d'autres justifient l'apparition de plusieurs formes de maintenance (Figure 1-2).

4.1. La maintenance corrective ou accidentelle

C'est la première forme de maintenance qui a apparu dans le monde industriel pendant les années dans lesquelles le concept de maintenir ou entretenir consistait à prendre soin de la machine en la nettoyant, en assurant le graissage et à attendre la panne pour réparer et/ou changer les pièces endommagées.

C'est pour ça qu'on définit la maintenance corrective comme une maintenance effectuée après défaillance, la norme NF EN 13306 (2010) la définit « *comme une maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise* » [Gou 13].

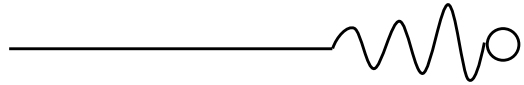
La maintenance corrective est caractérisée par son caractère aléatoire et requiert des ressources humaines compétentes et des ressources matérielles à savoir : pièces de rechange et outillage disponibles sur place. Ce type de maintenance est généralement adapté pour les équipements pour lesquels :

- Les conséquences de la panne ne sont pas critiques ;
- La réparation est facile et ne nécessite pas beaucoup de temps ;
- Les coûts d'investissements sont faibles.

Deux formes de maintenance corrective peuvent être distinguées :

4.1.1. La maintenance corrective palliative

Elle est basée sur l'action de dépannage qui permet de remettre provisoirement le matériel à un niveau de performance acceptable qui peut être inférieur au niveau optimal, l'intervention est donc à caractère provisoire. La norme AFNOR la décrit comme : « *Action de maintenance corrective destinée à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction*



requisse, appelée couramment dépannage ». La maintenance palliative est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui doivent être suivies d'actions curatives [AFNOR 10].

4.1.2. La maintenance corrective curative

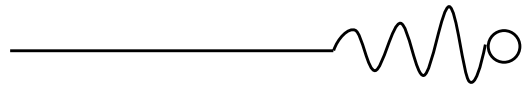
Par opposition à ce qu'on appelle la maintenance corrective palliative, les interventions dans ce type de maintenance corrective sont de caractère définitif, l'intervention qui suit la défaillance permet le rétablissement du niveau de performance optimal du matériel. La norme AFNOR la définit comme : « *Une action de maintenance corrective ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifié pour lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des actions réalisées doit présenter un caractère permanent* » [AFNOR 10].

4.2. La maintenance préventive

Contrairement à la maintenance corrective qui attend l'occurrence de la panne pour intervenir en causant l'augmentation des coûts indirects liés à l'interruption de la production, la maintenance préventive consiste à intervenir sur un équipement avant que celui-ci ne soit défaillant. Les interventions sont donc déclenchées avant les défaillances en fonction d'un ou plusieurs paramètres déterminés après la surveillance du comportement de la machine. On cherche alors à tendre vers un taux de défaillance nul en effectuant le maintien du niveau de performance requis avant l'apparition du défaut. La définition donnée par l'AFNOR [AFNOR 10] est la suivante : « *Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien* ». Elle a comme buts :

- Augmenter la durée de vie des matériels ;
- Diminuer la probabilité des défaillances en service ;
- Diminuer le temps d'arrêt en cas de révision ou de panne ;
- Prévenir et aussi prévoir les interventions de la maintenance corrective coûteuse ;
- Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions
- Diminuer le budget de la maintenance ;
- Eviter les consommations anormales d'énergie, de lubrifiant, etc.;
- Supprimer les causes d'accidents graves.

Trois formes de maintenance préventive peuvent être distinguées :



4.2.1. La maintenance préventive systématique

Lorsque l'intervention de maintenance est exécutée à intervalles fixes et prédéfinis, on parle de maintenance préventive systématique. Ce type de maintenance est déclenché suivant un échancier qui peut être : heures de travail, kilomètres effectués, etc..., et se traduit par le remplacement périodique de pièces, sans contrôle préalable et quel que soit l'état de dégradation des biens. La définition de la norme européenne est : « *Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien* » [AFNOR 10].

La périodicité des remplacements est déterminée selon deux méthodes : la première est de type bloc et la seconde de type âge. La politique de remplacement de type âge suggère de remplacer l'équipement après T unités de temps de bon fonctionnement. La politique de type bloc suggère de remplacer l'équipement après une période prédéterminée de temps $T, 2T, \dots$ etc. indépendamment de l'âge et de l'état du composant.

La maintenance systématique nécessite donc de connaître le comportement du matériel ; les usures, les modes de dégradations, le temps moyen de bon fonctionnement entre deux avaries (MTBF) afin de déterminer les périodes d'interventions (Figure 1-3).

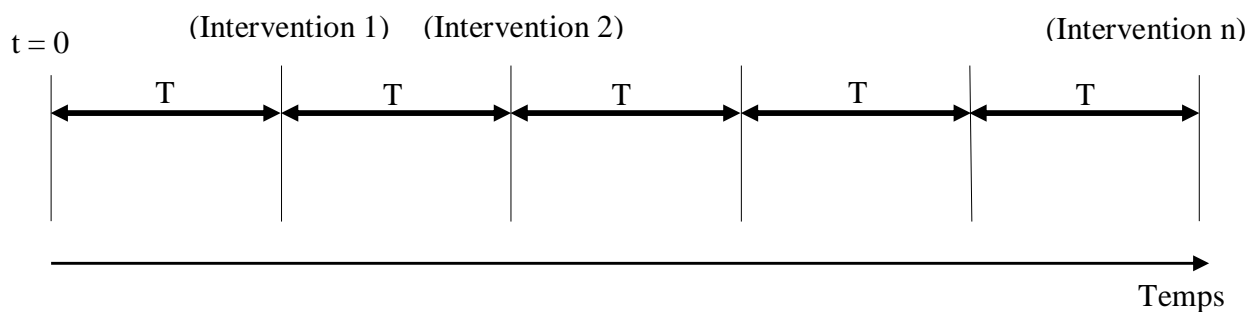
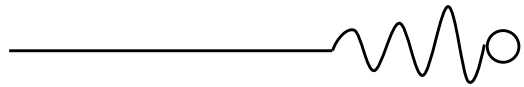


Figure 1-3 : La périodicité de la maintenance systématique



4.2.2. La maintenance préventive conditionnelle

La maintenance préventive systématique peut conduire à du sur-entretien, c'est-à-dire à un excès d'interventions inutiles, et donc à des gaspillages financiers pour l'entreprise. Pour pallier cela, d'autres formes de maintenance préventive, fondées sur la surveillance de l'état réel des biens sont apparues : les maintenances conditionnelle et prévisionnelle. La maintenance conditionnelle est définie par la norme AFNOR comme une : « *Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatif de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent* » [AFNOR 10].

C'est une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé. Divers outils comme l'analyse de la vibration et l'analyse d'huile, permettent de détecter les signes d'usure ou de dégradation de l'équipement. Ceci s'effectue en mesurant, à chaque inspection, la valeur d'un paramètre de contrôle tel que l'amplitude de déplacement, de vitesse ou d'accélération des vibrations, le degré d'acidité, ou la teneur de particules solides dans l'huile. Dans certains cas où des équipements de mesure ou des capteurs sont intégrés dans le système suivi, l'inspection ne se fait qu'après l'obtention d'un signal. D'une manière générale, l'action ne se déclenche que lorsque le paramètre de contrôle dépasse un seuil déterminé empiriquement, fixé par le constructeur ou par les normes de santé et de sécurité au travail (Figure 1.4).

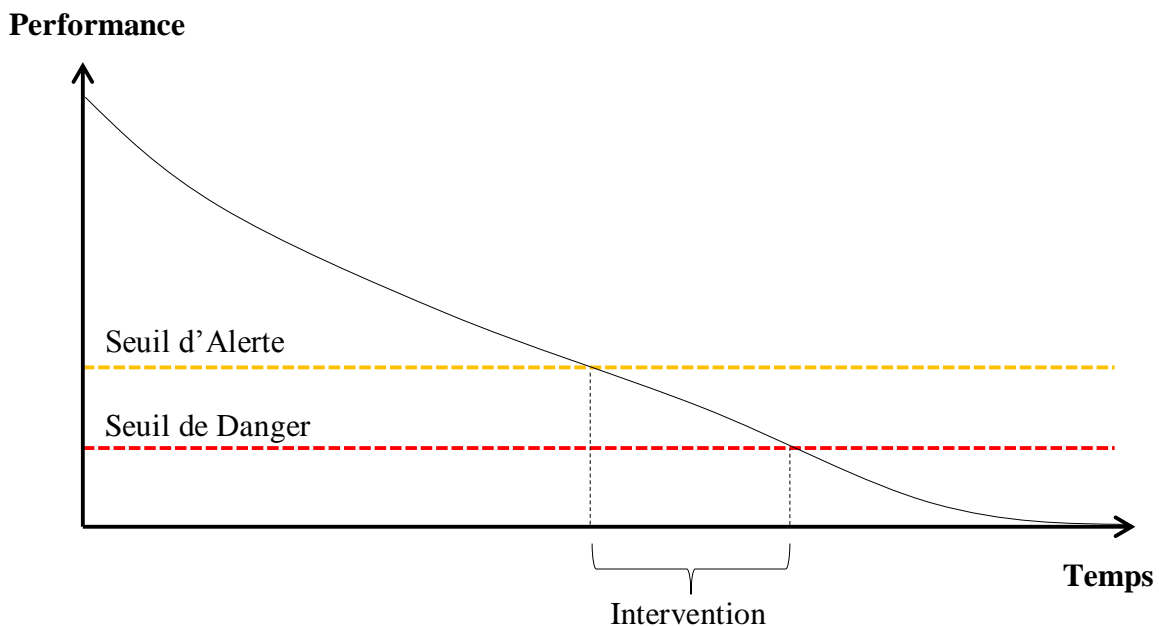
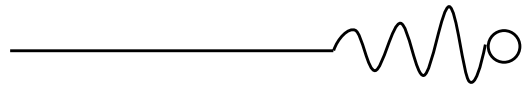


Figure 1-4 : Principe du suivi en maintenance conditionnelle

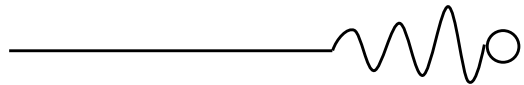


Pour l'analyse vibratoire, Il faut dire qu'elle permet de détecter pratiquement tous les défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes. Un balourd, un jeu, un défaut d'alignement, un roulement usé ou endommagé..., se traduisent par une variation des efforts internes que subit la machine, et donc à une modification de son comportement vibratoire. En plaçant des accéléromètres aux endroits où se transmettent ces efforts (c'est-à-dire sur les paliers des machines), on peut alors suivre l'état de santé de l'équipement. En outre, la mesure de vibrations va permettre d'identifier ces efforts dès qu'ils apparaissent, et avant qu'ils causent des dommages irréversibles. Ces vibrations recueillies lors des campagnes de mesures sont porteuses d'informations qui caractérisent l'état de fonctionnement de certains composants mécaniques, constituant la machine analysée. L'analyse vibratoire a comme avantages : La facilité de prendre des mesures, les défauts sont détectés à un stade précoce, et il est possible de réaliser un diagnostic approfondi pour en connaître l'origine.

5. Les roulements et leurs défauts

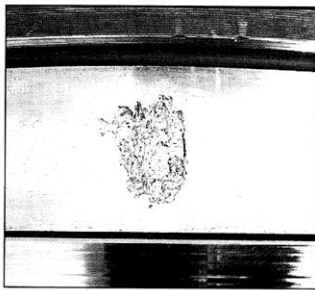
En effet les roulements sont les éléments les plus importants des machines tournantes. Souvent, ils sont soumis à des excitations qui provoquent dans la majorité des cas des défauts cause d'une défaillance partielle ou totale de la machine dont les conséquences sont catastrophiques. D'après les statistiques [Bre 02], les roulements sont dans 19% des cas la cause de la défaillance de la machine. En réalité il est rare que le roulement lui-même soit mis en cause lors d'une défaillance prématurée. Selon des statistiques SNR [SNR 04], dans 90% des cas les causes sont à chercher dans des éléments extérieurs qu'on peut d'ailleurs résumer dans le tableau :

Cause du défaut	%
Lubrification inadaptée (choix des lubrifiants, quantité, fréquence de lubrification, ...etc.)	70%
Pollution (poussière, détergents, liquides, ...etc.)	18%
Montage incorrect (brutal, jeu, désalignement, échauffement excessif, ...etc.)	10%
Fatigue (charge, contraintes)	2%

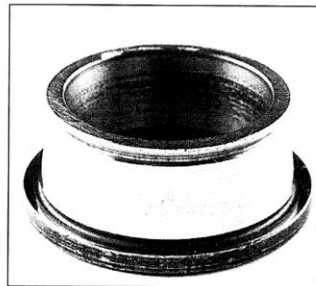


Selon SNR [SNR 04] il y a onze aspects des principales détériorations des roulements. Pour chaque défaut cité, nous présentons une figure correspondante :

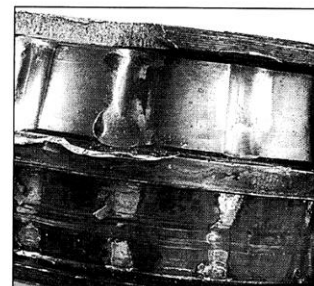
1. **Ecaillage de fatigue** : Présent sous forme de fissuration et enlèvement de fragment de matière.
2. **Ecaillage superficiel** : Taches en surface provenant d'arrachement superficiel de métal.
3. **Grippage** : Echauffement violent, déformation des corps roulants, laminage du métal.
4. **Empreintes par déformation** : Empreintes sur les pistes et les corps roulants.
5. **Faux effet Brinell** : Enlèvement de matière par abrasion au niveau des points de contact internes du roulement.
6. **Usure** : Usure généralisée des corps roulants, des pistes et des cages, teinte grise.



1 Ecaillage de fatigue



2 Ecaillage superficiel



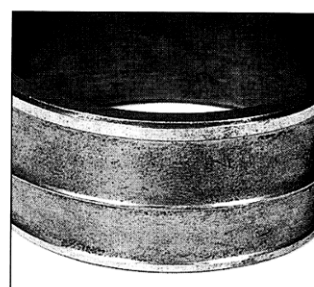
3 Grippage



4 Empreintes par déformation

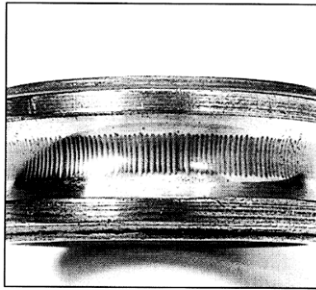
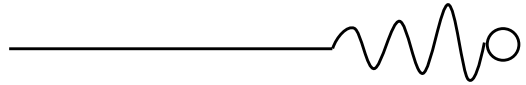


5 Faux effet BRINELL

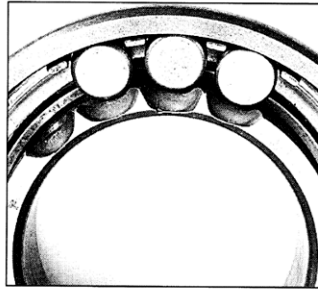


6 Usure

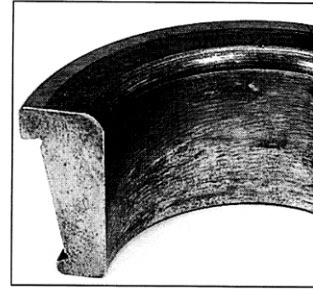
7. **Cratères et cannelures** : Piqûres à bord net ou succession de plages étroites parallèles, liées à un passage de courant électrique.
8. **Coups, fissures, cassures** : Chocs violents, enlèvement de matière en surface, fissures, rupture des bagues.
9. **Corrosion de contact** : Coloration rouge ou noire sur les surfaces d'appui du roulement, dans l'alésage et sur le diamètre extérieur.



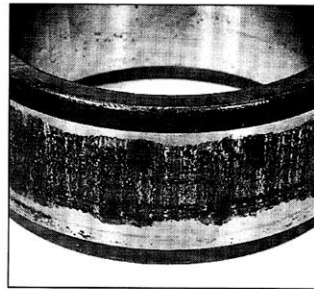
7 Cratères et cannelures



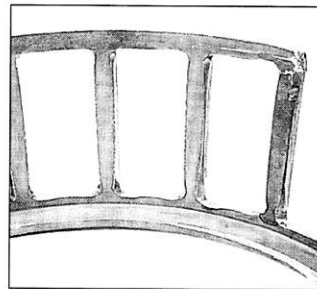
8 Coups, fissures, cassures



9 Corrosion de contact



10 Corrosion



11 Détérioration des cages

10. Corrosion : Oxydation localisée ou généralisée, à l'extérieur ou à l'intérieur du roulement.

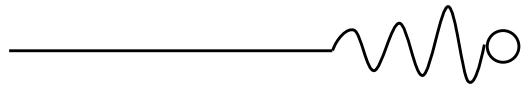
11. Détérioration des cages : Déformation, usure, rupture.

Des statistiques plus précises montrent que 90% des défauts de roulements sont dus soit à la bague extérieure ou intérieure, rarement la cage et la bille. En effet les deux pistes subissent les effets dus à la transmission de charge par les éléments roulants ce qui les rend plus sujettes à la dégradation.

6. Les engrenages et leurs défauts

Au début du fonctionnement des machines, c'est-à-dire pendant la période de rodage, les légères imperfections des profils des dents des pignons disparaissent progressivement. Après un certain temps, si l'engrenage reste dans un bon environnement de fonctionnement sous des bonnes conditions, l'usure des dentures va rester faible. Sinon lorsque les conditions de fonctionnement se dégradent, il est possible d'observer des détériorations sur les surfaces actives des dents.

1. **Corrosion :** Ce type de défaut se manifeste sur le flanc des dents par la présence des taches colorées entre le brun et le rouge accompagnées par des légères irrégularités de surface

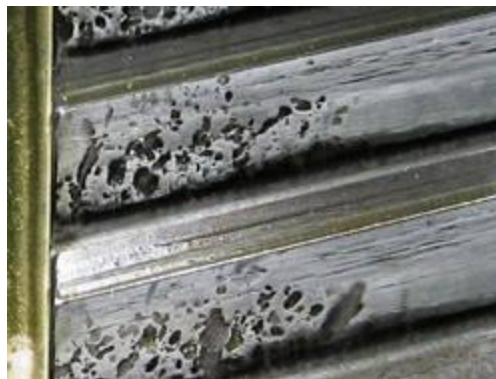


autour de ces taches. Pendant l'engrènement, les traces de rouille ou d'oxydes continuent de se déplacer sur tout le flanc ce qui pourrait entraîner une usure dans la dent. Cette usure va augmenter le jeu entre les dents par la suite.



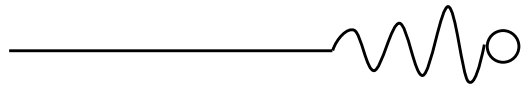
1. **Corrosion**

2. **La fatigue de contact** : Ce type de détériorations de surfaces est le résultat de contraintes répétées à la surface ou sous couches avec des valeurs qui dépassent le support ou l'endurance des matériaux. Ce défaut se caractérise par l'enlèvement de petits morceaux métalliques et la formation de cavités avec le temps.

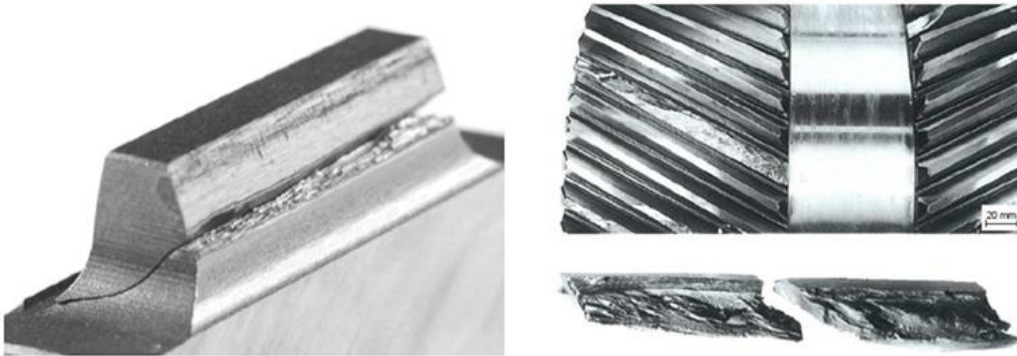


2. **La fatigue de contact**

3. **Les fissures en fatigue** : Les fissures en fatigue se produisent souvent dans l'endroit où les contraintes sont maximales, dans les arrondis des pieds des dents, du 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. Dans la plupart des cas,



ce type de fissure s'initie au creux d'une piqure de contact située autour de la région de forte sollicitation en flexion.



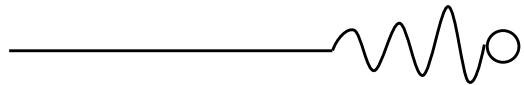
3. Les fissures en fatigue

7. Synthèse bibliographique

De nombreux travaux de recherches ont été réalisés dans le domaine de la maintenance conditionnelle par analyse vibratoire, dont l'objectif est de déterminer la signature vibratoire de défauts isolés d'engrenages ou de roulements à partir des signaux d'accélération. Ils ont permis de développer et de définir les principaux outils de traitement de signal adaptés pour le suivi de comportement des machines tournantes. Dans cette partie, nous présentons une synthèse de quelques travaux de recherches sur les différentes méthodes utilisées et leurs résultats dans le domaine de diagnostic des défauts des roulements et d'engrenages par l'analyse vibratoire.

Les méthodes modernes de détection des défauts peuvent être classées, selon leur espace de traitement, en méthodes temporelles, fréquentielles ou temps-fréquence.

En temporel, Pachaud [Pac 97] a démontré la contribution importante du kurtosis et du facteur de crête dans l'identification des défauts induisant des forces impulsives périodiques. Le travail comporte une simulation numérique ainsi qu'une validation expérimentale réalisée sur des roulements et des engrenages. L'influence de plusieurs paramètres, notamment la vitesse de rotation et le filtrage passe-bande, sur la sensibilité des indicateurs scalaires a été démontrée. Les travaux de Pachaud avec ceux de Boulenger ont fait l'objet d'un ouvrage de référence dans ce domaine [Bou 98]. L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête a été étudiée prouvant la grande supériorité du kurtosis. En plus des indicateurs scalaires

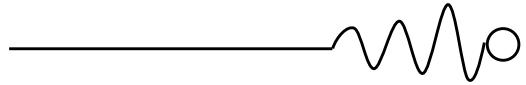


connus, Heng [Hen 98] a entamé une étude portant sur l'utilisation de la pression acoustique et des vibrations pour la détection des défauts de roulements en utilisant d'autres paramètres statistiques. En plus d'une confrontation intéressante entre le bruit et les vibrations, l'étude n'a fait que démontrer encore une fois la grande sensibilité du kurtosis.

Dans le domaine fréquentiel, l'analyse de Fourier était depuis sa création l'outil fondamentale et indispensable dans plusieurs domaines. La nécessité d'avoir une analyse locale du signal plutôt que celle globale fournie par l'analyse de Fourier, a incité les chercheurs à développer de nouvelles méthodes spécialement conçues pour les signaux non stationnaires. Ces méthodes portent le nom de méthodes temps-fréquence. L'analyse en ondelettes est sans doute 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.

En sa version continue nommée CWT « Continuous Wavelet Transform », l'analyse en ondelette a été utilisée dans plusieurs articles pour la détection des défauts de roulements. Les travaux de référence sont ceux de Sun [Sun 02], Nikolaou [Nik 02_a] et Peter [Pet 00]. Dans tous ces travaux, et dans d'autres, plusieurs paramètres ont été pris en considération pour vérifier la validité des méthodes proposées dans plusieurs configurations ; la vitesse de rotation, le type et la gravité des défauts considérés, la charge, ...etc. La CWT a été souvent comparée à d'autres méthodes de traitement comme dans l'article de Rubini [Rub 01] où elle a été comparée à la méthode d'enveloppe, ou dans l'article de Boltezar [Bol 02] où elle a été d'une grande efficacité comparée à la transformée de Fourier à court terme STFT. Face à trois autres méthodes basées sur l'analyse bispectrale dans [Yan 02], elle a encore une fois prouvé son efficacité et sa grande supériorité pour la détection de défauts de roulements dans un moteur à induction.

La naissance de la version discrète de la transformée en ondelettes nommée DWT « Discrete Wavelet Transform » a ouvert les portes à de nouvelles applications notamment après la sortie de l'algorithme en cascade par Mallat en 1989 [Mal 89] portant le nom de l'Analyse Multirésolution en Ondelettes AMRO ou WMRA « Wavelet Multiresolution Analysis ». James [Jam 96] et Liang [Lia 97] l'ont appliqué pour la détection d'un défaut de roulement sur la bague extérieure et la cage. L'article de Brabakhar [Bra 02] représente l'un des premiers articles où la DWT fut appliquée sur la majorité des défauts, simples et multiples, des roulements. Dans ce travail la décomposition en ondelettes a permis la sélection du détail ou de l'approximation les plus

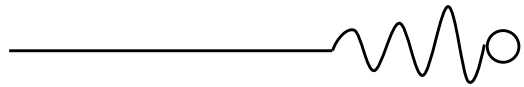


significatifs du défaut mais sans toutefois un critère de sélection fiable. Plusieurs autres applications ont été réalisées dans différentes configurations comme dans les articles de Lou [Lou 04] ou de Purushotham [Pur 05]. La nécessité d'optimiser l'AMRO a incité les chercheurs à adopter un critère de choix et d'évaluation. Les travaux de Djebala [Dje 07] et [Dje 08] représentent les travaux de référence où les auteurs ont proposé une version optimisée spécialement conçue pour l'analyse des signaux de choc. Le kurtosis a été utilisé en tant que critère de choix et d'optimisation de plusieurs paramètres de l'AMRO, tels que le type d'ondelette, le nombre de niveaux de la décomposition, le vecteur optimal, la fréquence d'échantillonnage, la vitesse de rotation, ...etc. Cette même version optimisée a été appliquée avec succès pour la détection des défauts d'engrenage dans [Dje 12].

Pour plus de références concernant les applications de l'analyse en ondelettes dans le domaine de la détection des défauts des machines tournantes, nous conseillons de consulter l'article review de Yan [Yan 14].

La dépendance de l'analyse en ondelette sur le choix d'une ondelette mère a priori a entraîné le développement et la proposition d'une technique alternative par Huang [Huang 04], il s'agit de la décomposition modale empirique (EMD). Contrairement à la décomposition par ondelettes, l'EMD est entièrement pilotée par les données. Par conséquent, l'EMD ne nécessite pas le choix d'une famille de fonctions de base de décomposition des signaux. La décomposition modale empirique (Empirical Mode Decomposition en anglais) est une méthode caractérisée par un processus appelé Tamisage (Sifting) permettant de décomposer temporellement un signal en une somme de composantes oscillantes appelées Modes Empiriques connues sous le nom de Intrinsic Mode Functions (IMF).

En réalité, plusieurs travaux pourtant sur l'application de l'EMD pour la détection des défauts ont été développés. Dans l'article [Yu 03] l'auteur a combiné l'EMD avec le spectre d'Hilbert afin de détecter les défauts de roulements. L'enveloppe du signal a été calculée puis décomposé par EMD, ensuite le spectre d'Hilbert est appliqué sur les IMF considérées comme utiles pour obtenir le spectre local et marginal d'Hilbert qui a permis d'extraire les signes des défauts de la bague interne et externe. Dans [Yu 05] l'auteur a également utilisé l'EMD pour alimenter un réseau de neurones artificiels qui a permis de détecter les défauts de roulements en utilisant les valeurs d'entropie de l'énergie des différentes IMF obtenues, ceci du fait que les

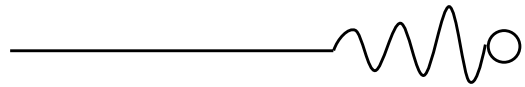


défauts de roulements causent généralement un changement dans l'énergie des signaux vibratoires. Dans un autre travail [Li 06] la distribution de Wigner-Ville a été calculée pour les différentes IMF obtenues après une décomposition par EMD pour effectivement détecter les défauts de roulements. Dans l'article de Saidi [Sai 14], les auteurs ont utilisé les avantages de l'EMD et le Bi-spectrum pour détecter les défauts de la bague externe.

De même que pour les défauts de roulements, les défauts d'engrenages ont aussi pu être détectés après une décomposition empirique. Dans le travail de Loutridis [Lout 04] une relation entre l'énergie modale des IMF et l'état des dentures a été trouvée et utilisée pour l'identification des défauts. Dans un autre article de Parey [Par 06], les auteurs ont constaté qu'une étude statistique par le kurtosis et le facteur de crête, réalisée après la décomposition des signaux vibratoires des engrenages par l'EMD, donne des résultats meilleurs que celle réalisée directement sur le signal brut. Une décomposition EMD guidé par l'interpolation d'Hermite et les algorithmes génétiques a été prouvée efficace pour la détection des défauts d'engrenage dans le travail de [Yon 14]. Dans [Ric 10], les auteurs ont proposé une méthode de classification des défauts d'engrenages spiro-coniques d'une façon automatique basée sur l'EMD. Pour plus de références concernant les applications de l'EMD et ses différentes versions pour le diagnostic vibratoire, le lecteur pourra se référer à l'article review de Lei [Lei 13].

Toutefois, malgré leurs efficacités, la plupart des méthodes et techniques trouvées dans la littérature partagent un inconvénient commun : elles ont été développées en premier lieu pour être utilisées avec les machines tournantes à vitesse constante, malgré que le développement de l'industrie a conduit à l'apparition des machines qui fonctionnent avec des vitesses variables telles que les boîtes à vitesses et les éoliennes. Donc, la nécessité de la surveillance continue de ce type de machines a obligé les chercheurs : soit à développer des nouvelles techniques convenables pour ce type de machine, soit de modifier les techniques classiques pour les rendre utilisables avec ce cas spécial.

L'analyse bibliographique des travaux antérieurs montre que la décision des chercheurs peut varier entre les deux choix. Un exemple de l'exploitation des indicateurs scalaires et leur adaptation au régime variable peut être donné par le travail de Ait Sghir [Ait 13] où les auteurs ont utilisé le RMS comme un indicateur de l'état des roulements tournant à vitesse variable. Un signal vibratoire a été mesuré simultanément avec le signal d'un codeur optique monté sur l'arbre



tournant. Le signal vibratoire a été ensuite divisé par les valeurs instantanées de la vitesse de rotation essayant d'obtenir un signal normalisé. Les auteurs ont constaté que la valeur du RMS du nouveau signal est corrélée avec l'état du roulement (Figure 1-5), ce qui signifie que la détection des défauts est possible, alors que sa localisation reste impossible.

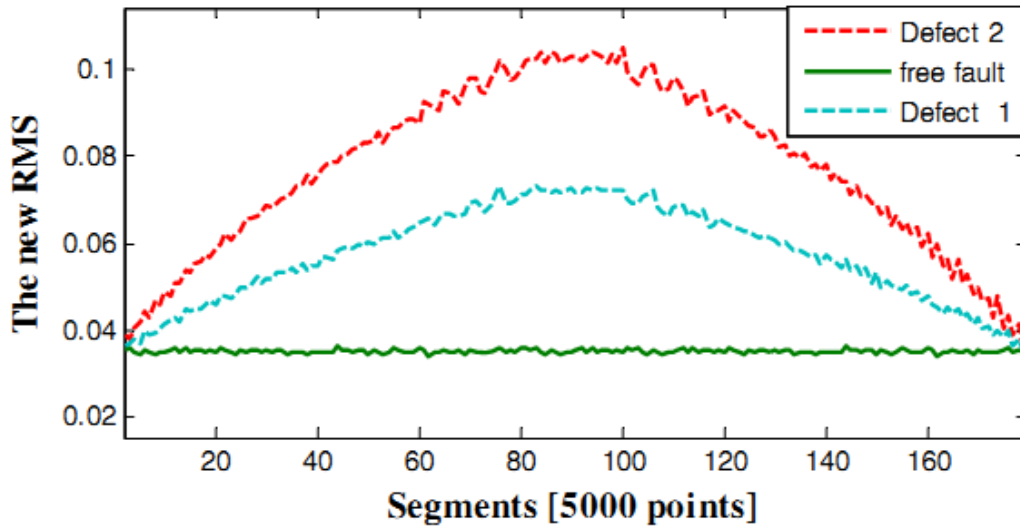


Figure 1-5 : La relation entre RMS et la condition du roulement

Dans [Bour 13], les auteurs ont testé l'efficacité de l'outil classique connu sous le nom de Cepstre avec le régime variable, ils l'ont utilisé pour l'isolation de la signature des défauts de roulements après l'application de l'analyse d'ordre et le "Synchronous averaging". L'approche proposée dans ce travail a permis de détecter les défauts de la bague interne et externe d'une manière efficace (Figure 1-6).

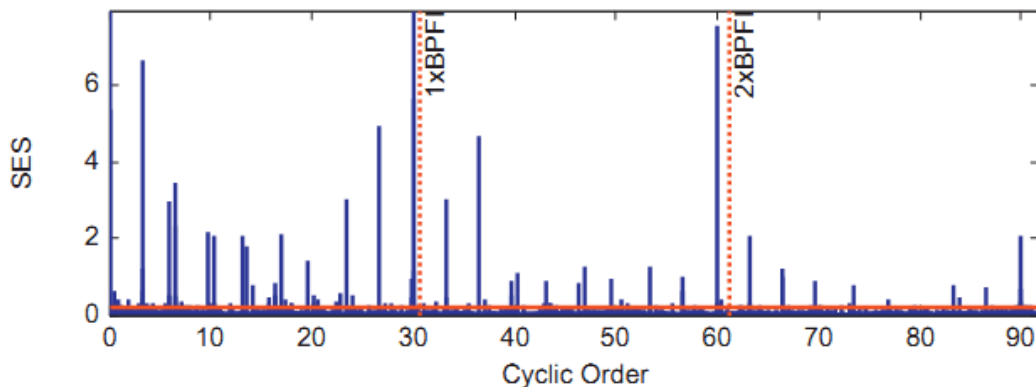
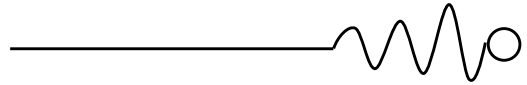


Figure 1-6 : Spectre d'enveloppe tiré de [Bour 13]



Dans un travail similaire [Mis 16], les auteurs ont remplacé le Cepstre par les ondelettes pour la filtration et l'isolation des composantes caractéristiques des défauts de roulements en régime variable. Ensuite le " Synchronous averaging " et l'analyse d'ordre sont toujours utilisés pour l'élimination des effets de la variation de la vitesse et la détection des anomalies (Figure 1-7).

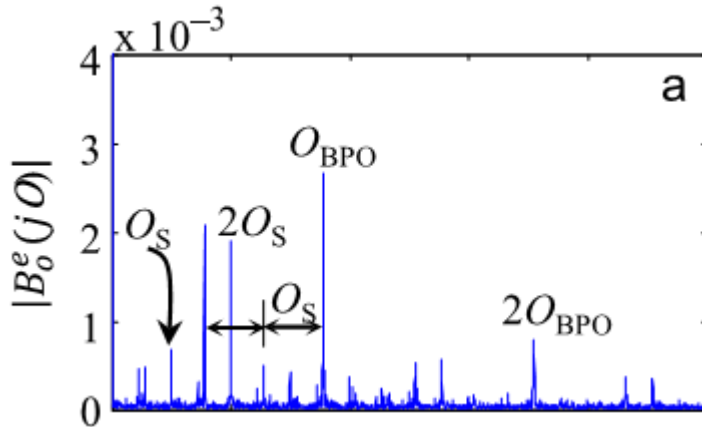


Figure 1-7 : Spectre d'enveloppe tiré de [Mis 16]

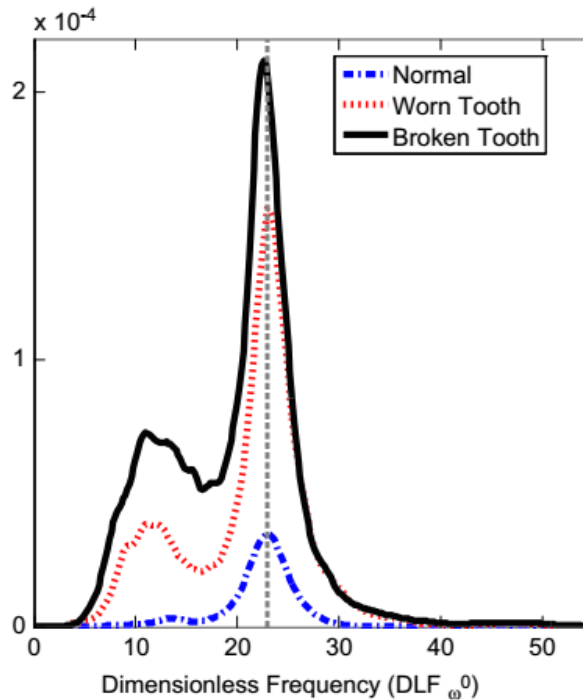
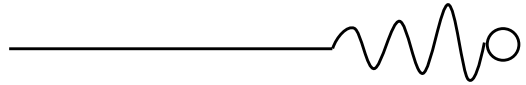


Figure 1-8 : Classification des défauts par la fréquence instantanée

L'efficacité des méthodes de décomposition empirique tel que l'EMD et l'LMD avec le régime constant a poussé quelques chercheurs à les tester avec le régime variable, comme pour le



travail de Wu [Wu 12] où les défauts d'engrenages ont été fructueusement extraits après une analyse tempo-fréquentielle basée sur l'EMD et le calcul des fréquences instantanées (Figure 1-8). Citons également le travail de [Yan 13] où l'LMD a été combiné avec l'analyse d'ordre pour détecter les défauts de roulements (Figure 1-9).

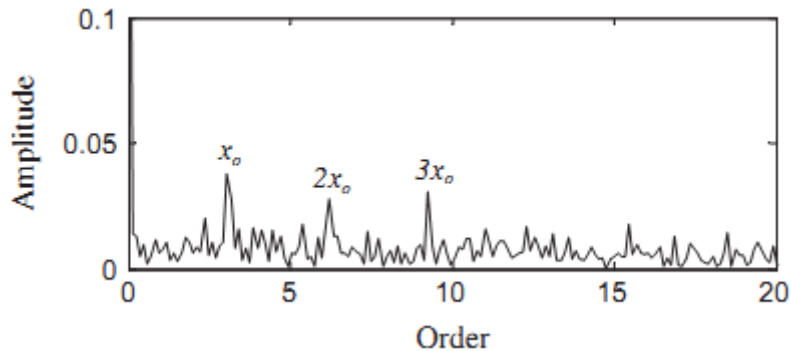
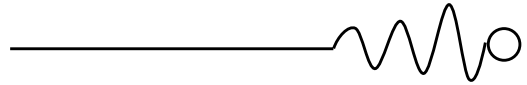


Figure 1-9 : Spectre d'enveloppe tiré de [Yang 13]

Malgré son rendement, les utilisateurs de l'EMD ont été souvent confrontés au problème de « Mode mixing », où une IMF peut contenir des composantes fréquentielles différentes après la décomposition, alors que les composantes similaires seront trouvées séparées et distribuées sur plusieurs IMFs, ce qui rend les IMFs vides de sens physique et donc conduire à un faux diagnostic [Hua 09]. Pour corriger ce problème, une version optimisée appelée « EEMD » a été proposée par les créateurs de la version originale [Hua 09] et utilisée substitivement depuis lors. « L'Ensemble Empirical Mode Decomposition » consiste à lancer un ensemble des EMD en utilisant l'algorithme originale, puis calculer la moyenne des résultats obtenues. Dans ce cas, la précision des résultats obtenus dépend du nombre choisi des ensembles : plus d'ensembles promet plus de précision, mais aussi plus de temps de calcul, ce qui peut être considéré comme inconvenient.

Dans l'article de Colominas [Col 12], une version plus optimisée de l'EEMD a été présentée : une décomposition empirique qui donne presque les mêmes résultats avec moins de nombre d'itérations en ajoutant au début de chaque itération un bruit blanc particulier et calculant un résidu unique pour obtenir chaque mode. La nouvelle technique nommée « Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise » ou CEEMDAN, a été testée pour la détection des défauts et trouvée efficace dans plusieurs articles. Le travail de [Moh 16] peut être considéré comme un bon exemple où les auteurs ont comparé l'efficacité de l'EMD, EEMD et



CEEMDAN avec les défauts de roulements, et ont trouvé que la CEEMDAN donne les meilleurs résultats.

Pour plus d'efficacité, l'EMD et ses versions optimisées sont souvent combinées avec d'autres techniques. Dans le travail de [Guo 12] une méthode hybride basée sur l'EEMD et le kurtosis spectral a été utilisée pour recouvrir les composantes vibratoires des roulements défectueux à partir des signaux bruités (Figure 1-10).

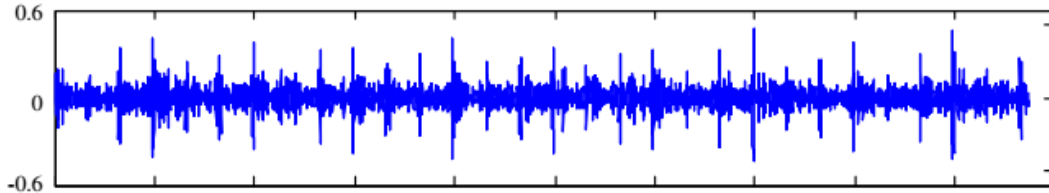


Figure 1-10 : Signal du défaut récupéré par EEMD

Dans un autre travail [Ked 14], les signaux vibro-acoustiques ont été décomposés par l'EMD, puis une convolution est réalisée avec l'entropie minimum et l'opérateur de Teager-Kaiser afin de les démoduler, une opération très importante pour la détection des défauts de roulements (Figure 1-11). Dans les travaux [Ahn 14] et [Dje 15] la décomposition empirique a été combinée avec l'AMRO pour le diagnostic des défauts de roulements.

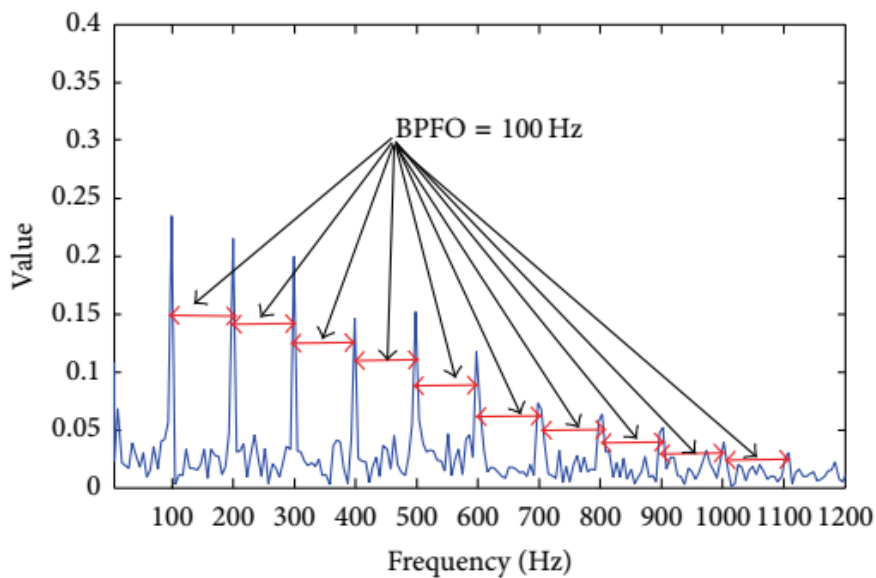
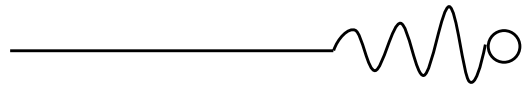


Figure 1-11 : Signal du défaut tiré de [Ked 14]



Les auteurs de [Dje 15] ont trouvé que la combinaison de ces deux techniques donne des résultats meilleurs que ceux obtenus par l'application des deux techniques séparément (Figure 1-12).

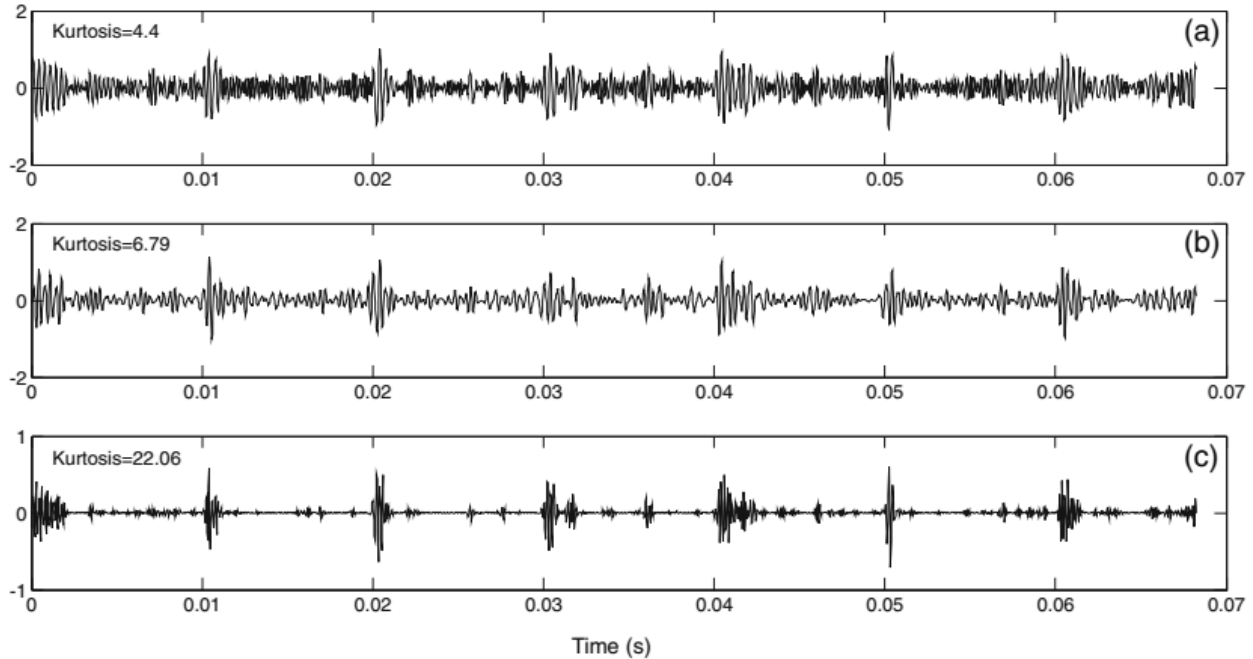
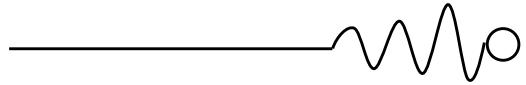


Figure 1-12 : Comparaison entre EMD, WMRA, EMD + WMRA

8. Pose du problème

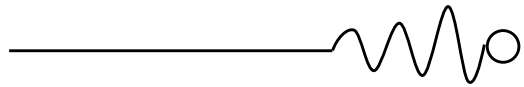
Malgré que la maintenance préventive conditionnelle soit très dépendante de la précision et de la fiabilité des appareillages utilisés, elle est plus économique. La maintenance conditionnelle est donc la candidate la plus prometteuse pour le futur de surveillance industrielle, ce qui justifie la concentration des recherches récentes sur cette forme de maintenance.

Les techniques conventionnelles utilisées pour le suivi de fonctionnement des machines tournantes, reposant principalement sur l'analyse des signaux vibratoires échantillonnés temporellement, ne sont viables qu'à une seule condition ; assurer un fonctionnement stationnaire ou cyclostationnaire dans le temps. Ceci passe obligatoirement par des conditions de fonctionnement stationnaires, à savoir niveaux de vitesses et de chargements parfaitement constants.



Les machines tournantes en fonctionnement génèrent un mouvement répétitif, dont la fréquence de répétition dépend du cycle de rotation de la machine tournante, et ceci indépendamment du fait que la vitesse de rotation soit constante ou non. De ce fait, le suivi du comportement des machines tournantes en fonction de la variable temporelle montre ses limites et cède la place à la variable générique dans les machines tournantes, qui est l'angle de rotation. Bien que peu courante, des techniques permettant d'exploiter la variable angulaire à des fins de diagnostic existent, tirant avantage des avancées réalisées en traitement de signaux vibratoires, tel que l'analyse d'ordre.

Le travail que nous allons entreprendre dans cette thèse visera à tirer profit des avantages des techniques temporelles, fréquentielles et tempo-fréquentielles, pour constituer une méthode robuste qui permettra une détection des défauts en régime variable. Une méthode hybride basée sur la CEEMDAN, l'analyse multirésolution en ondelettes et l'analyse d'ordre sera construite et testée avec les défauts de roulements et d'engrenages.



Références

[Gou 13] Gouriveau, R., et al. "PHM-Prognostics and health management-De la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes." *Techniques de l'Ingénieur* 9 (2013).

[AFNOR 10] X60-319/NF EN 13306 2010 AFNOR Terminologie de la maintenance

[Bre 02] C. Breneur, *Eléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenages et de roulements*, Thèse INSA de Lyon, 2002.

[SNR 04] Maintenance Service, Document SNR, SNR Industry, 2004.

[Pac 97] C. Pachaud, R. Salvetat et C. Fray, Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces, *Mechanical Systems and signal processing*, (1997) 11 (6), 903-916.

[Bou 98] A. Boulenger et C. Pachaud, *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*, Dunod, 1998.

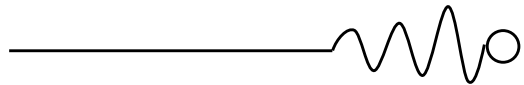
[Hen 98] R.B.W. Heng et M. J. Nor, *Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition*, *Applied Acoustics*, Vol. 53, N°1-3, 211-226 (1998).

[Sun 02] Q. Sun et Y. Tang, *Singularity analysis using continuous wavelet transform for bearing fault diagnosis*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16 (6), 1025-1041.

[Nik 02_a] N.G. Nikolaou et I.A. Antoniadis, *Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16 (4), 677-694.

[Pet 00] W. Peter, *Wavelets analysis-A flexible and efficient fault diagnostic method for rolling element bearing*, 7th International Congress on Sound and Vibration, Germany 4-7 July 2000, 507-514.

[Rub 01] R. Rubini et U. Maneghetti, *Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001 15(2), 287-302.



[Bol 03] M. Boltežar, I. Simonovski et M. Furlan, Fault Detection in DC Electro Motors Using the Continuous Wavelet Transform, *Meccanica* 38 251–264, 2003.

[Yan 03] D. M. Yang, A. F. Stronach et P. MacConnell, The application of advanced signal processing techniques to induction motor bearing condition diagnosis, *Meccanica* 38 297-308, (2003).

[Mal 89] S. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machines Intelligence*, 1989 11 (7), 674-693.

[Lia 98] J. Liang, S. Elangovan et J. B. X. Devotta, A wavelet multiresolution analysis approach to fault detection and classification in transmission lines, *Electrical Power & Energy Systems*, (20) 5 1998, 327-332

[Bra 02] S. Brabhakar, A.R. Mohanty, et A.S. Sekhar, Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearings race faults, *Tribology International*, 35 (2002), 793-800.

[Lou 04] X. Lou et K. A. Loparo, Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference, *Mechanical Systems and Signal Processing* 18 (2004), 1077-1095.

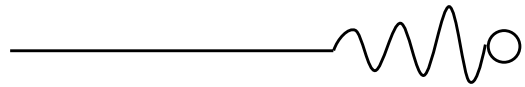
[Dje 07] Djebala A, Ouelaa N, Hamzaoui N (2007) Optimization of the wavelet multiresolution analysis of shock signals: application to the signals generated by defective rolling bearings. *Mécanique et Industrie* 4(8):379–389.

[Dje 08] Djebala A, Ouelaa N, Hamzaoui N (2008) Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis. *Meccanica* 43:339–348.

[Dje 12] Djebala A, Ouelaa N, Benchaabane C, Laefer DF (2012) Application of the Wavelet Multi-Resolution Analysis and Hilbert transform for the prediction of gear tooth defects. *Meccanica* 47(7):1601 – 1612.

[Yan 14] Yan R, Gao RX, Chen X (2014) Wavelets for faults diagnosis of rotary machines: a review with applications. *Signal Processing* 96:1–15.

[Hua 04] Wu, Zhaohua, and Norden E. Huang. "A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method." *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. Vol. 460. No. 2046. The Royal Society, 2004.



[Hua 09] Wu Z, Huang NE (2009) Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Adv Adapt Data Anal* 1(01):1–41

[Yu 03] Dejie Yu et al, Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing* 19 (2005) 259–270

[Yu 05] Yang Yu et al, A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN, *Journal of Sound and Vibration* 294 (2006) 269–277

[Li 06] Li H., Zheng H., Tang L. (2006) Wigner-Ville Distribution Based on EMD for Faults Diagnosis of Bearing. In: Wang L., Jiao L., Shi G., Li X., Liu J. (eds) *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. FSKD 2006. Lecture Notes in Computer Science*

[Sai 14] Saidi, Lotfi, Jaouher Ben Ali, and Farhat Fnaiech. "Bi-spectrum based-EMD applied to the non-stationary vibration signals for bearing faults diagnosis." *ISA transactions* 53.5 (2014): 1650-1660.

[Lout 04] S.J. Loutridis, Damage detection in gear systems using empirical mode decomposition, *Engineering Structures* 26 (2004) 1833–1841

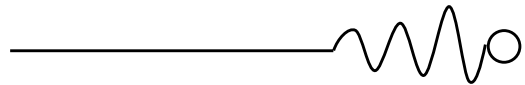
[Par 06] A. Parey, Dynamic modelling of spur gear pair and application of empirical mode decomposition-based statistical analysis for early detection of localized tooth defect

[Yon 14] Li, Yongbo, et al. "An improvement EMD method based on the optimized rational Hermite interpolation approach and its application to gear fault diagnosis." *Measurement* 63 (2015): 330-345.

[Ric 10] Ricci, Roberto, and Paolo Pennacchi. "Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions." *Mechanical Systems and Signal Processing* 25.3 (2011): 821-838.

[Lei 13] Lei Y, Lin J, He Z, Zuo MJ (2013) A review on Empirical Mode Decomposition in fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing* 35:108 – 126

[Ait 13] Ait sghir Khaled, et al. "Vibratory monitoring of a spalling bearing defect in variable speed regime." *Mechanics & Industry* 14.2 (2013): 129-136.



[Bour 13] Borghesani, Pietro, et al. "Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions." *Mechanical Systems and Signal Processing* 36.2 (2013): 370-384.

[Mis 16] Mishra, C., A. K. Samantaray, and G. Chakraborty. "Rolling element bearing defect diagnosis under variable speed operation through angle synchronous averaging of wavelet denoised estimate." *Mechanical Systems and Signal Processing* 72 (2016): 206-222.

[Yan 13] Yang, Yu, et al. "A fault diagnosis approach for roller bearing based on VPMCD under variable speed condition." *Measurement* 46.8 (2013): 2306-2312.

[Wu 12] T.Y. Wu, Characterization of gear faults in variable rotating speed using Hilbert-Huang Transform and instantaneous dimensionless frequency normalization, *Mechanical Systems and Signal Processing* 30 (2012) 103–122

[Col 12] Colominas, Marcelo A., et al. "Noise-assisted EMD methods in action." *Advances in Adaptive Data Analysis* 4.04 (2012): 1250025

[Moh 16] Mohanty, Satish, Karunesh Kumar Gupta, and Kota Solomon Raju. "Vibro-acoustic fault analysis of bearing using FFT, EMD, EEMD and CEEMDAN and their implications." *Advances in Machine Learning and Signal Processing*. Springer, Cham, 2016. 281-292.

[Guo 12] Guo W, Tse Peter W, Djordjević A (2012) Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition. *Measurement* 45(5):1308–1322

[Ked 14] Kedadouche, Mourad, Marc Thomas, and Antoine Tahan (2014) "Monitoring machines by using a hybrid method combining MED, EMD, and TKEO." *Advances in Acoustics and Vibration* 2014

[Ahn 14] Ahn J-H, Kwak D-H, Koh B-H (2014) Fault detection of a rollerbearing system through the EMD of a wavelet denoised signal. *Sensors* 14(8):15022–15038

[Dje 15] Djebala A, Babouri MK, Ouelaa N (2015) Rolling bearing fault detection using a hybrid method based on empirical mode decomposition and optimized wavelet multi-resolution analysis. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 79(9–12):2093–2105

CHAPITRE 2

Le régime variable ... Quoi du neuf ?

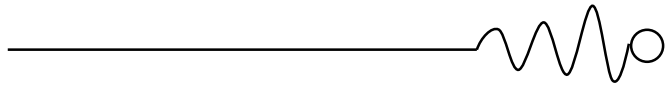


Contenu du chapitre

1. Introduction
2. Modélisation des défauts de roulements induisant des forces impulsives périodiques
 - 2.1. Régime constant
 - 2.2. Régime variable
3. Analyse des signaux en régime variable
 - 3.1. Limite de la transformée de Fourier
 - 3.2. L'analyse d'ordre
 - 3.2.1. Limite de l'échantillonnage temporel
 - 3.2.2. L'échantillonnage angulaire
 - 3.2.2.1. L'échantillonnage angulaire direct
 - 3.2.2.2. L'échantillonnage angulaire indirect
 - 3.2.3. Conversion des signaux temporels au domaine angulaire
 - 3.2.3.1. Détermination de la position angulaire
 - 3.2.3.2. Interpolation des valeurs d'amplitude
 - 3.2.4. La transformée de Fourier au domaine angulaire
 - 3.2.5. Interprétation des résultats d'une analyse d'ordre
 - 3.2.5.1. Défauts de roulements
 - 3.2.5.2. Défauts d'engrenages

1. Introduction

En analyse vibratoire, plusieurs techniques ont été développées, de centaines de travaux ont été présentés dans lesquels les gens ont utilisé ces techniques avec succès pour la détection des défauts. Le problème est que la plupart de ces outils ont été développés pour être utilisés dans le cas où la vitesse est constante, les chercheurs et les ingénieurs ont été confrontés à de sérieuses difficultés lors de l'utilisation de ces méthodes dans le cas où la vitesse est variable, dès que l'évolution continue de l'industrie a créé des machines tournantes qui fonctionnent dans des telles conditions. L'analyse des signaux induits par ce type de machine nécessite premièrement la connaissance de ses caractéristiques, ensuite de développer et d'utiliser des techniques convenables. Dans ce chapitre, nous allons présenter les nouveautés concernant les méthodes



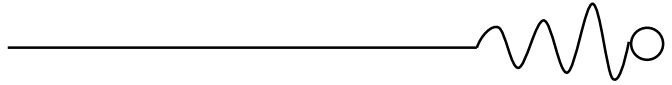
d'analyse et de traitement des signaux vibratoires mesurés dans des conditions de fonctionnement non stationnaires.

2. Modélisation des défauts de roulements induisant des forces impulsives périodiques

2.1. Régime constant

Plusieurs chercheurs ont contribué, tout au long de ces dernières années, à la modélisation des signaux vibratoires de roulements défectueux. Cependant, du point de vue diagnostique, la plupart de ces modèles sont ceux qui mettent en évidence l'apparence du spectre d'enveloppe. MacFadden et Smith [Mac 84_b], [Mac 85] ont développé un modèle de signaux de roulements défectueux avec des défauts simples et multiples. Ils ont étudié l'influence des défauts sur le spectre d'enveloppe en prenant en considération la répétition fréquentielle des impacts et la charge du roulement. Ce modèle a été appliqué sur un défaut sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille. D'autres chercheurs [Su 92] ont pris en considération la variation de la charge causée par le balourd, la prise en compte de ce facteur a montré que sa distribution est différente de celle des modèles précédents [Ran 00]. Un autre modèle, mettant en évidence l'effet de la charge, a été présenté dans [Eri 05] où les auteurs ont mené une étude comparative entre différents outils de traitement de signal adaptés à la détection des défauts de roulements. Des modélisations dynamiques ont également été proposées et développées pour simuler les défauts de roulements. Dans [Sas 04] la validité d'un tel modèle a été testée en utilisant plusieurs indicateurs scalaires, ou encore dans [Kir 03].

L'effet de la charge n'étant pas pris en considération dans nos investigations, nous nous sommes orientés vers un modèle simple mais très utilisé par les chercheurs notamment pour tester des méthodes de détection qui seront ultérieurement validées expérimentalement. Ce modèle a été utilisé par Pachaud [Pac 97] et Boulenger [Bou 98] pour étudier la sensibilité des indicateurs scalaires, par Dron [Dro 03], [Dro 04] et Bolaers [Bol 04] pour tester numériquement la validité de la soustraction spectrale pour le débruitage des signaux de roulements défectueux, par Sheen [She 04], par Yiakoupoulos [Yia 04] pour tester l'indicateur morphologique ou encore par Nikolaou [Nik 02_b] pour l'optimisation de l'analyse par paquet d'ondelettes des signaux de roulements. Notons également que ce modèle a été utilisé avec succès dans [Dje 08] pour l'optimisation de



l'analyse multirésolution des signaux de chocs ou dans [Dje 2015] pour tester l'apport d'une méthode hybride EMD/AMRO pour la détection des défauts de roulements en régime constant.

Un défaut de roulement induit dans la majorité des cas des chocs périodiques. Les forces causant ces chocs vont aussi exciter la (les) résonance(s) du roulement. On peut donc modéliser le signal d'un choc par la réponse de résonance d'une structure. Mathématiquement cette réponse peut être simulée par celle d'un système linéaire dissipatif à un degré de liberté avec amortissement de type visqueux. Un tel signal sera défini comme suit :

$$S(t) = Ae^{-\frac{t}{\tau}} \sin 2\pi F_L t \quad (1)$$

$$\text{Avec : } \tau = \frac{Q}{\pi F_0}, F_L = F_0 \sqrt{1 - \frac{1}{4Q^2}} \text{ et } Q < \frac{1}{2} \quad (2)$$

Où τ , F_0 , F_L , Q et A représentent respectivement le temps de relaxation, la fréquence d'oscillations libres, la fréquence de résonance, le facteur de qualité et l'amplitude du signal. Le temps de relaxation est lié au facteur d'amortissement ξ par la relation :

$$\tau = \frac{1}{\omega_0 \xi}, \text{ avec } \omega_0 = \frac{1}{2Q} \quad (3)$$

La figure (2.1 (a)) représente un exemple d'un signal de choc avec une fréquence propre égale à 850 Hz. Dans le cas des roulements, ces impulsions se reproduisent à chaque contact du défaut avec l'élément roulant. On peut alors modéliser ce signal par le produit de convolution entre la réponse de résonance (Fig. 2.1 (a)) et un peigne de Dirac de période T_d (Fig. 2.1 (b)) correspondant à la fréquence de répétition des chocs (Fréquence d'apparition du défaut). Un tel signal peut s'écrire sous la forme :

$$S'(t) = S(t) * \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT_d) \quad (4)$$

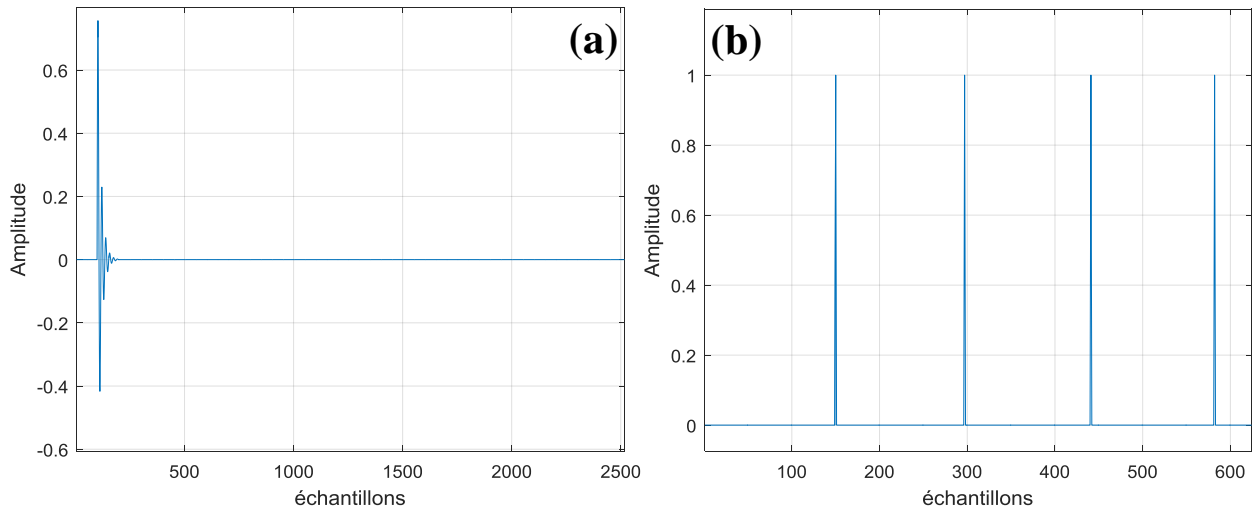


Figure 2.1 Signal d'une réponse à une résonance (a) Peigne de Dirac (b)

La figure (2.2 (a)) représente le produit de convolution des deux signaux d'auaravant et qui peut modéliser un défaut de roulement dont la fréquence d'apparition est égale à 35 Hz. La transformée de Fourier de ce signal est représentée par la figure (2.2 (b)), la composante dominante est celle correspondant à la fréquence de résonance du roulement (850 Hz). Des bandes latérales, dont l'espacement correspond à la fréquence de chocs (ou celle du défaut simulé) soit 35 Hz, sont présentes autour de cette même fréquence. Le traitement du signal de chocs par la méthode d'enveloppe permet d'aboutir au signal enveloppe et par suite au spectre d'enveloppe représenté par la figure (2.3) sur lequel apparaît clairement la fréquence de chocs et quelques-unes de ses harmoniques, la raison pour laquelle d'ailleurs ce type de traitement est le plus utilisé pour les

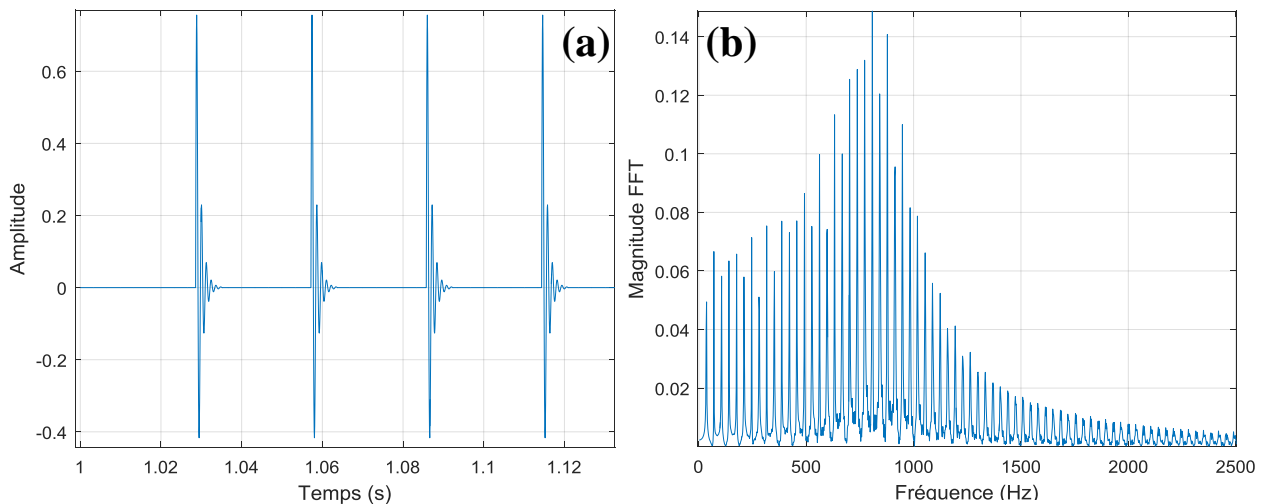


Figure 2.2 Signal simulant des chocs à 35 Hz (a). FFT du signal (b)

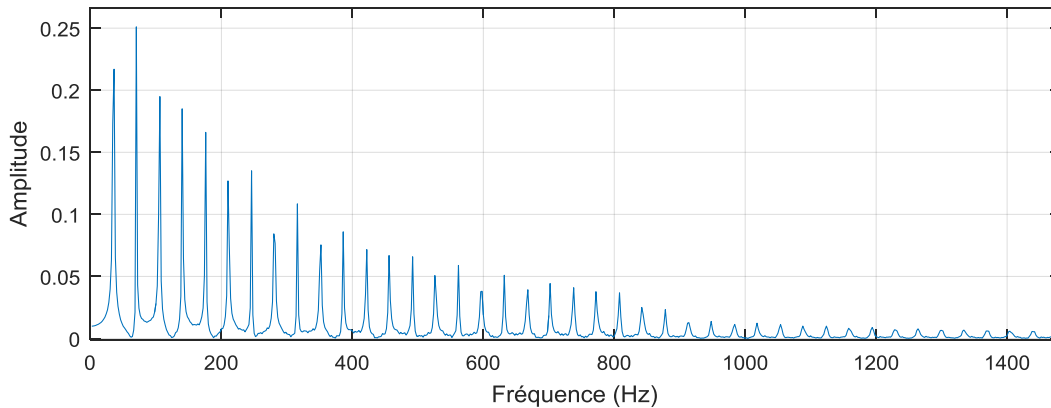


Figure 2.3 Spectre de l'enveloppe du signal de chocs

signaux de roulements défectueux. Rappelons enfin qu'il est tout à fait possible de simuler plusieurs fréquences propres et les introduire dans le modèle.

2.2. Régime variable

Au fil du développement de l'industrie, des machines qui fonctionnent avec des vitesses variables sont apparues, telles que les boîtes à vitesses et les éoliennes. La nécessité de la surveillance continue de ce type de machines a obligé les chercheurs de soit développer des nouvelles techniques de détection des défauts, convenables pour ce type de machine, soit de modifier les techniques classiques pour les rendre utilisables avec ce cas spécial. Dans tous les cas, une modélisation mathématique des différents défauts de machines est essentielle pour une étude correcte, de fait que toute technique doit être d'abord testée avec des cas simulés avant d'être utilisée avec des cas réels.

Pour les défauts induisant des chocs tels que les défauts de roulements, un modèle mathématique décrivant la signature vibratoire de ce type de défauts en régime variable, a été proposé et utilisé dans plusieurs travaux [Ant 02] [Ant 06] [Ait 13]. En fait, ce modèle peut être considéré comme une modification du modèle précédent utilisé pour le régime constant, plutôt qu'une nouvelle création.

Pour un roulement, les quatre familles de défauts induisent des vibrations dont les fréquences sont toujours fonction de la vitesse de rotation du roulement et de ses caractéristiques géométriques, si on prend l'exemple d'un roulement à billes à contact oblique, les équations



représentées dans le tableau (2.1) montrent les fréquences caractéristiques des défauts de ce type de roulements, d'où on remarque la présence du terme « N » qui représente la vitesse de rotation.

Défaut	Fréquence d'apparition
Bague extérieure	$BPF_{O} = \frac{nN}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$
Bague intérieure	$BPF_{I} = \frac{nN}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$
Élément roulant	$BPF = \frac{DN}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha\right)$
Cage	$CF = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$

Tableau 2.1 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements à billes

Les autres termes sont fonction de la géométrie du roulement lui-même et peuvent donc être considérés comme un seul constant qui ne dépend pas des conditions de fonctionnement du roulement et qui nous allons le remplacer par « C », sachant que ses éléments sont :

D : le diamètre moyen du roulement en mm

d : leur diamètre en mm

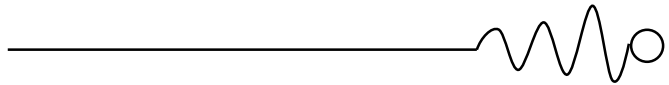
n : le nombre d'éléments roulants

α : l'angle de contact en degré

Les équations précédentes deviennent donc :

Défaut	Fréquence d'apparition
Bague extérieure	$BPF_{O} = N \cdot C_1$
Bague intérieure	$BPF_{I} = N \cdot C_2$
Élément roulant	$BPF = N \cdot C_3$
Cage	$CF = N \cdot C_1$

Tableau 2.2 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements à billes après simplification



Lorsque la vitesse de rotation est constante, il suffit de calculer les fréquences montrées dans les tableaux (2.1) ou (2.2) pour déterminer la période équivalente entre deux chocs successives, d'utiliser ensuite l'équation (4) du modèle du régime constant pour avoir une simulation de la signature vibratoire de ces défauts, comme vu précédemment (Figure 2.2).

Cependant, lorsque la vitesse de rotation est variable, la démarche précédente est inutile car, pour une variation de quelques secondes, on va avoir une infinité des valeurs de vitesse, et donc une infinité de fréquences caractéristiques à chercher, le modèle utilisé dans le régime constant ne sera pas applicable dans ce cas à cause de la variété des valeurs T_d de la période, si on a une accélération, les périodes vont diminuer avec l'augmentation de la vitesse de rotation comme simulé dans la figure (2.4), de même que pour une décélération, les périodes entre les chocs vont augmenter avec la diminution de la vitesse de rotation (Figure 2.5), on dit donc que les signaux vibratoires des roulements sont modulés en fréquence.

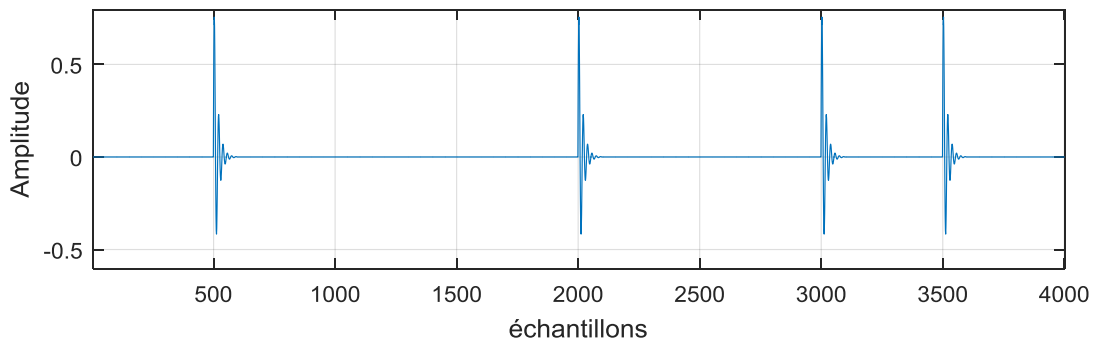


Figure 2.4 Simulation des chocs de défaut dans le cas d'une accélération

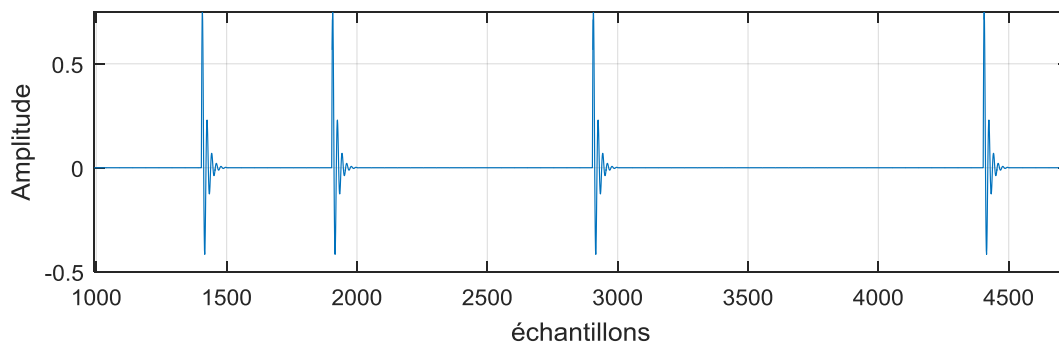


Figure 2.5 Simulation des chocs de défaut dans le cas d'une décélération



Un autre phénomène engendré par la variation de la vitesse est constaté ; en fait, la majorité des chocs observés dans un signal vibratoire d'un roulement ayant un défaut locale, sont générés lorsqu'un élément roulant perd soudainement son contact physique avec l'une des bagues à cause de la présence d'un défaut, puis le récupérer (Figure 2.6) [Saw 08], l'amplitude des chocs est donc dépendante de la puissance de collision lors de la récupération du contact, cela, du point de vue de la physique, dépend elle-même de la quantité de mouvement de la bille et donc de la vitesse de rotation.

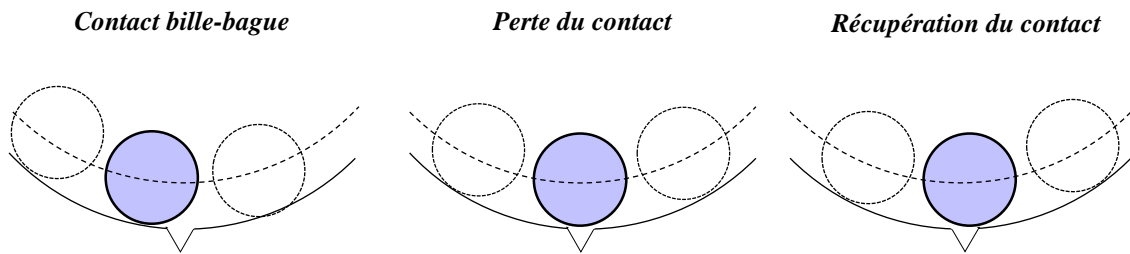


Figure 2.6 Processus de génération des chocs

Pour les deux exemples précédents, ce phénomène-là doit être pris en considération ; pour l'exemple de l'accélération, l'amplitude des chocs doit s'augmenter avec la croissance de la vitesse de rotation (Figure 2.7 (a)), alors que pour l'exemple de la décélération, l'amplitude doit s'abaisser avec la diminution de la vitesse de rotation (Figure 2.7 (b)), et on dit dans cette fois que les signaux vibratoires des roulements sont modulés en amplitude.

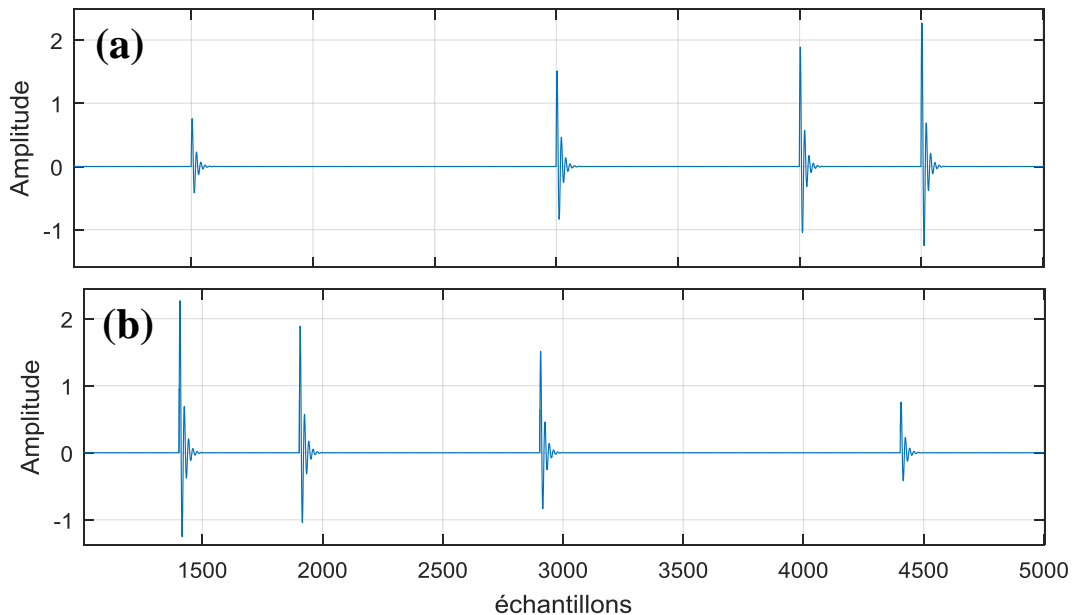
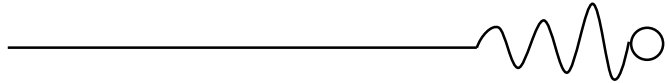


Figure 2.7 Simulation des chocs du défaut modulés en amplitude et fréquence : (a) (accélération), (b) (décélération)



Nous devrions mentionner que ce phénomène n'est constaté que lorsque la bague ayant le défaut est fixe, nous allons observer dans l'étude expérimentale (Chapitre 04) que par exemple, un signal vibratoire d'un défaut locale dans une bague interne tournante, ne présente qu'une modulation fréquentielle, la modulation en amplitude est manquante à cause du mouvement relatif des billes avec le défaut en question.

En conclusion, on note que le modèle mathématique qui sera utilisé pour le régime variable, doit prendre en considération ces deux phénomènes, permettant la possibilité de varier la période entre les chocs ainsi que leurs amplitudes. Un tel modèle est utilisé dans les travaux de [Ant 02], [Ant 06] et [Ait 13], d'où la convolution est toujours utilisée somme suivant :

$$\mathbf{S}(t) = \sum_i \mathbf{A}_i \mathbf{h}(n - iT_i - \tau_i) + \mathbf{n}(t) \quad (5)$$

D'où $\mathbf{S}(t)$ représente le signal vibratoire généré, \mathbf{A}_i est la modulation en amplitude du $i^{\text{ème}}$ choc, T_i est la $i^{\text{ème}}$ période, $\mathbf{h}(\cdot)$ est le produit de convolution entre la réponse de résonance et le peigne de Dirac.

En réalité, les signaux vibratoires sont souvent contaminés par le bruit, c'est pour ça qu'on ajoute le terme $\mathbf{n}(t)$ qui représente un bruit blanc gaussien, pour plus de réalité.

En outre, il est aussi souvent constaté qu'un décalage temporel se produit entre les chocs à cause que, parfois les billes se glissent sur les bagues au lieu de se rouler causant un changement du temps d'occurrence des chocs [Ran11], le terme τ_i est ajouté pour simuler ce dernier.

Une modulation représentant la signature de la rotation de l'arbre portant les roulements, est finalement ajoutée au signal sous forme d'une sinusoïde de fréquence et amplitude variables selon la variation de la vitesse, pour obtenir le résultat final de la simulation. La figure (2.8) peut être considérée comme un exemple, d'où on a simulé un défaut fixe de la bague externe, avec une variation de vitesse allant de 33 Hz jusqu'à 55 Hz, en utilisant le modèle susmentionné.

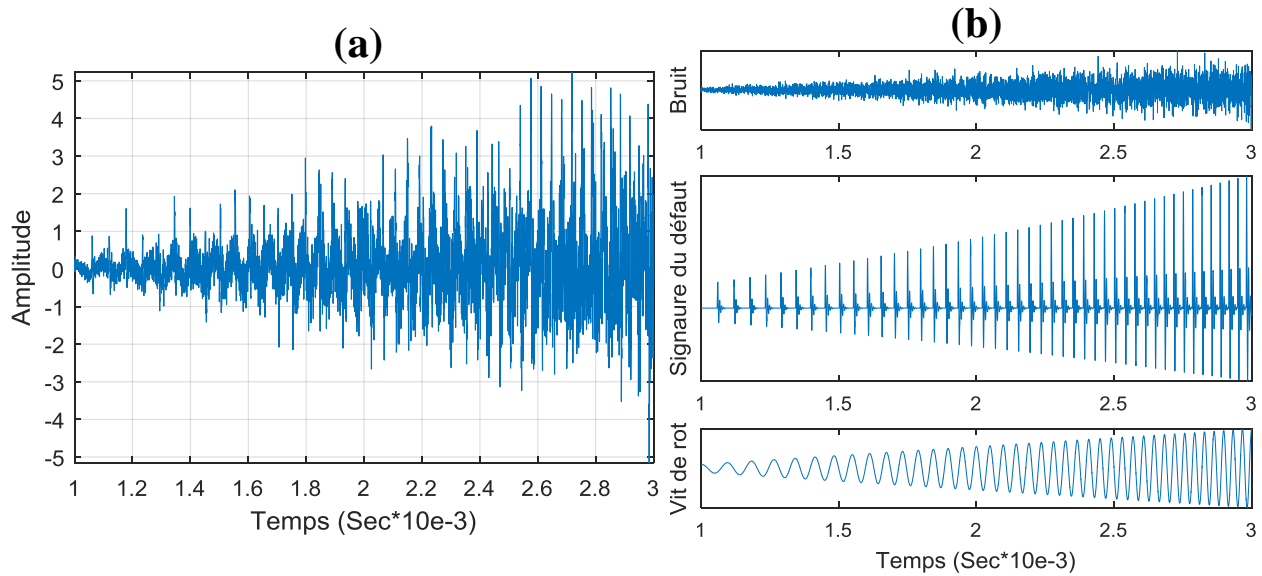


Figure 2.8 Un signal simulé (a) avec ses composantes (b)

3. Analyse des signaux en régime variable

3.1. Limite de la transformée de Fourier

La transformée de Fourier analyse le contenu fréquentiel d'un signal, elle permet donc le passage entre deux domaines de représentations complémentaires ; temporelle et fréquentielle. Basée sur les travaux du physicien Français Jean Baptiste Joseph Fourier, elle permet ce passage grâce à l'intégrale qui porte son nom et qui s'exprime, pour une fonction $f(t)$, par :

$$F(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (6)$$

Dans le cas d'un signal physique $S(t)$, celui-ci est connu sur un temps de longueur finie et de façon discrète. La version discrète de la transformée de Fourier peut s'écrire sous la forme :

$$S(K) = \sum_{i=1}^N s(i)e^{-2\pi kj \frac{i}{N}} \quad (7)$$

Un algorithme rapide de cette transformée a été introduit par les Américains Cooley et Tukey en 1965. Appelé *Transformée de Fourier Rapide* ou *FFT (Fast Fourier Transform)*, il est à l'origine de l'extension de l'analyse de Fourier dans plusieurs domaines, notamment l'analyse spectrale en diagnostic vibratoire.



Pour illustrer l'analyse fréquentielle d'un signal par la transformée de Fourier rapide, on montre sur la figure (2.9) un signal somme de trois sinusoïdes et son spectre correspondant. Sur le spectre on voit bien les trois fréquences simulées dans le signal.

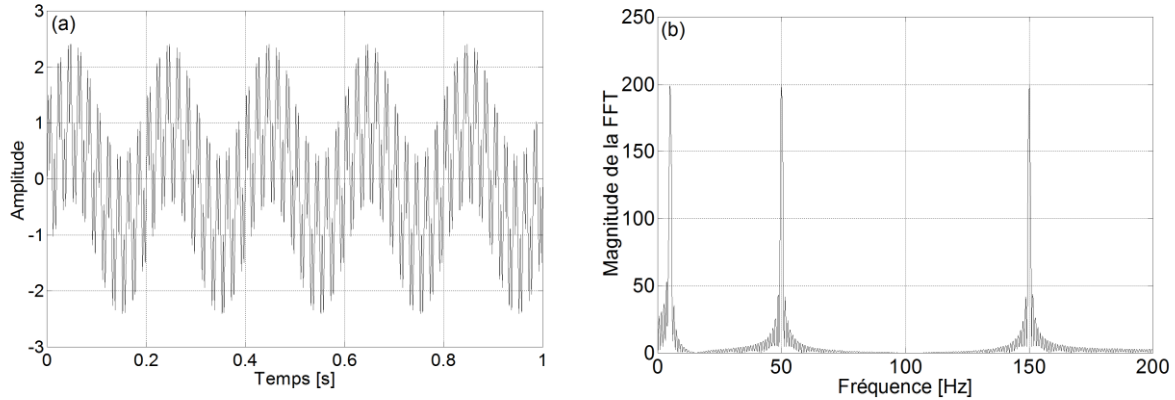


Figure 2.9. Signal somme de trois sinusoïdes : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (a) Son spectre (b)

La transformée de Fourier est en fait une projection du signal à analyser $S(t)$ sur l'espace des sinus et cosinus représenté par les exponentielles complexes, cela signifie que la transformée de Fourier ne peut que détecter les phénomènes qui ont une fréquence constante. Pour montrer cette limite, on présente dans la figure (2.10) un signal sinusoïdal à variation continue de fréquence, allant de 0 jusqu'à 500 Hz pendant 2 seconds, avec son spectre correspondant. Sur le spectre on voit bien que la transformée de Fourier, essayant d'extraire chaque composante fréquentielle contenue dans le signal, a perdu son sens physique et n'a donné aucune signification sur la variation de la fréquence par rapport au temps.

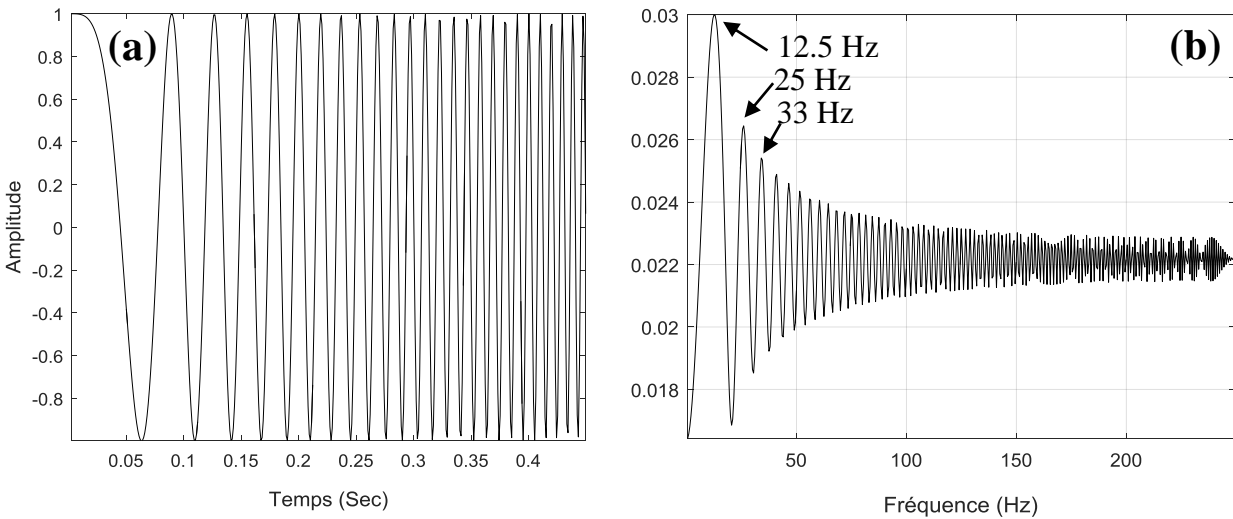


Figure 2.10. Signal sinusoïdal de fréquence variable (a) et son spectre (b)



De même que pour le signal sinusoïdal de la figure (2.10), le test de la transformée avec le signal simulé illustré dans la figure (2.8) confirme l'incapacité de traitement des signaux de chocs en régime variable, la figure (2.11) représente le spectre du signal simulé, d'où on ne constate que la présence de la fréquence de résonance (850 Hz) avec une modulation ambiguë, et quelques pics de fréquences non significatives. La même chose est constatée après une analyse d'enveloppe (Figure 2.12).

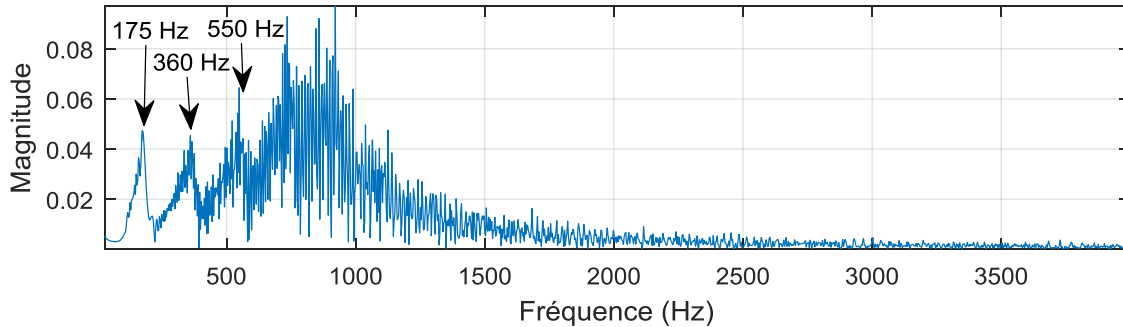


Figure 2.11 Transformée de Fourier du signal simulé

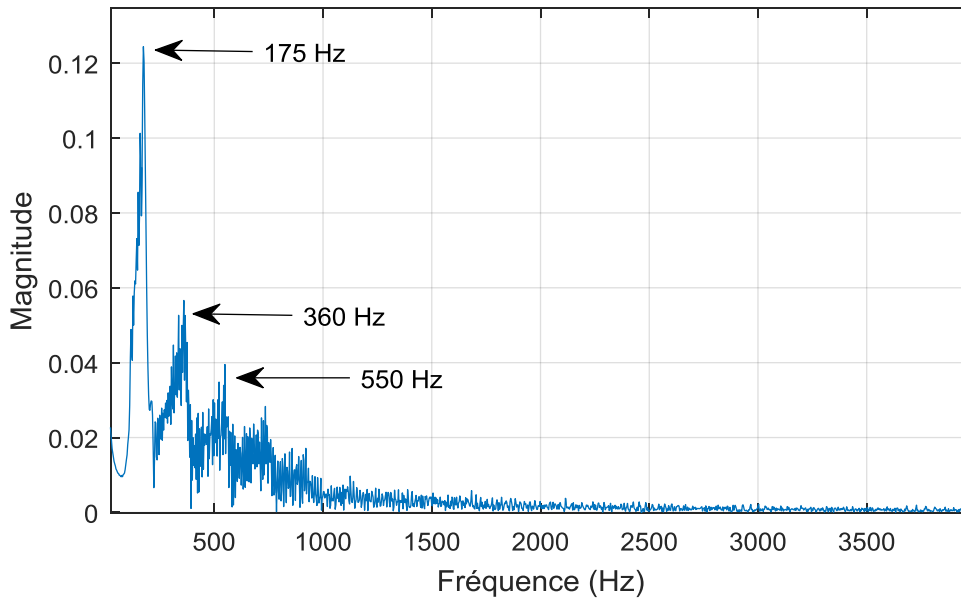
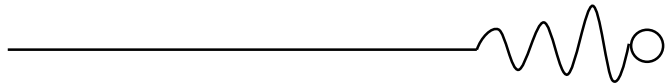


Figure 2.12 Spectre d'enveloppe du signal simulé

3.2. L'analyse d'ordre

D'après l'analyse des résultats précédents, on conclut que la détection des défauts en régime variable en utilisant la transformée de Fourier n'est donc possible qu'après la résolution du



problème rencontré, qui se produit à cause de la dépendance de la vitesse de rotation. La solution est donc d'avoir recourt à une analyse indépendante du temps en changeant la base de l'échantillonnage, c'est le principe d'une nouvelle analyse dite Analyse d'Ordre.

3.2.1. Limite de l'échantillonnage Temporel

Supposant qu'on a une machine simple constituée d'un arbre supporté par deux paliers sains, et tournant à une vitesse constante égale à $(1/4)$ tour par seconde, le fonctionnement de la machine génère une oscillation sinusoïdale de fréquence constante à cause de l'imperfection de la forme géométrique de l'arbre et du palier (Figure 2.13). Si on veut suivre la variation de l'amplitude de cette oscillation par rapport au temps, il suffit qu'on fixe un capteur au niveau du palier, ce dernier va nous indiquer une amplitude maximale aux secondes 1 et 3, et une amplitude qui égale à 0 aux secondes 0 et 2 à cause du positionnement vertical du capteur (Figure 2.13), ceci est pour une fréquence de mesure constante égale à une (1) capture chaque $(1/2)$ seconde, on a donc un échantillonnage temporel fixe.

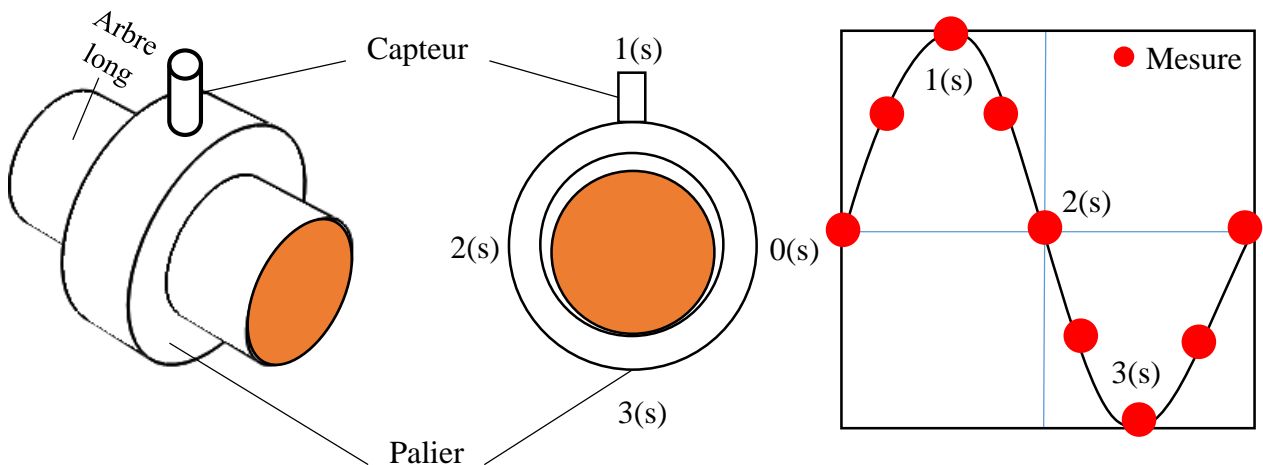


Figure 2.13 Le processus de la génération des oscillations

La figure (2.14) représente la signature vibratoire théorique de cette machine pour trois révolutions successives, on remarque que pour une vitesse constante, cette signature vibratoire est identique pendant les trois révolutions, car la machine est en mouvement répétitif.

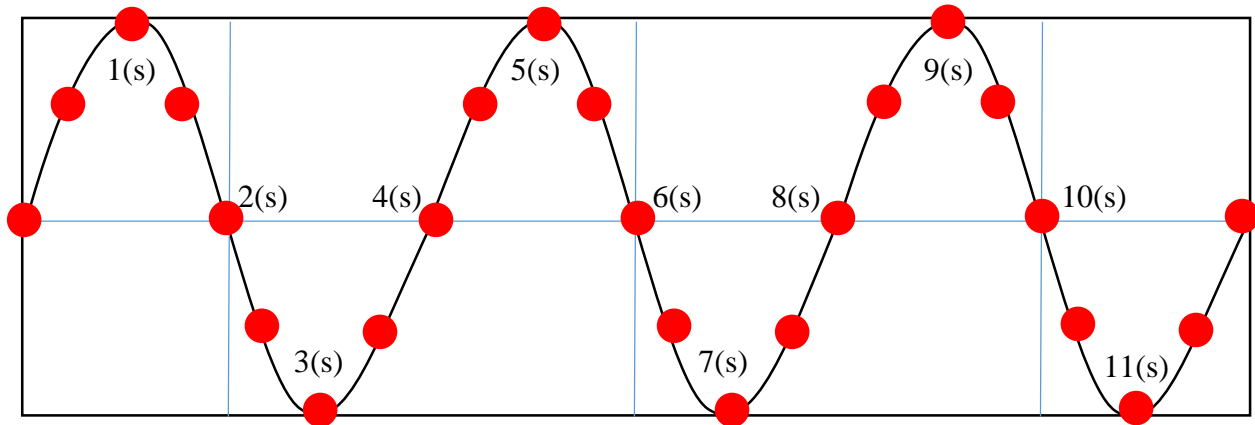


Figure 2.14 Signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives mesurée en fonction du temps

Maintenant pour la même machine, on mesure la signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives, mais pour cette fois l'arbre subit une accélération quelconque de vitesse après la première révolution. La signature vibratoire sera toujours représentée par une sinusoïde, mais pour cette fois le signal sera modulé en fréquence à cause de la variation de la vitesse ; le capteur va recevoir des valeurs d'amplitude décalées dans le temps après l'accomplissement du premier tour, de fait que le deuxième et le troisième tour vont nécessiter moins du temps pour se réaliser à cause de l'augmentation de la vitesse de rotation, les ondes représentantes de ces deux derniers tours seront illustrées « compressées » au domaine temporel, l'échantillonnage temporel constant est le responsable de cette déformation (Figure 2.15). On dit finalement qu'on a une instationnarité par rapport au temps.

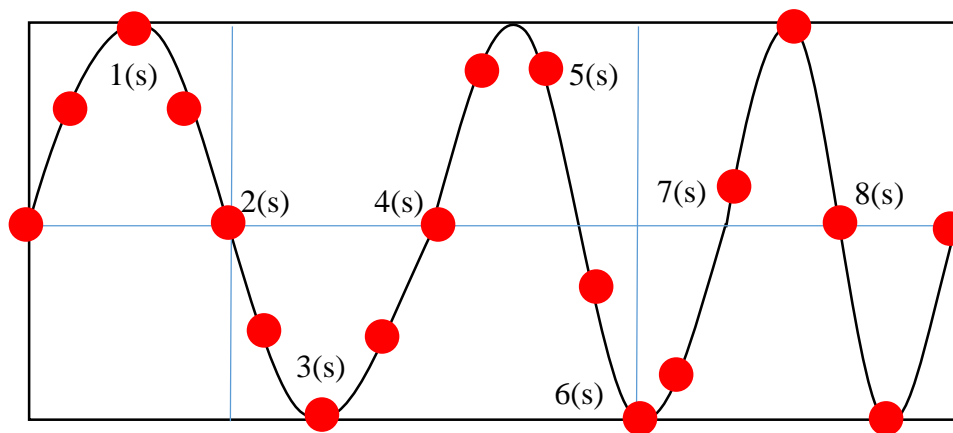


Figure 2.15 Signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives mesurée en fonction du temps (accélération)



3.2.2. L'échantillonnage Angulaire

3.2.2.1. L'échantillonnage angulaire Direct

En utilisant la même machine de l'exemple précédent, on va réaliser un autre essai d'où on colle Quatre (4) bandes réfléchives sur l'arbre, chaque bande est séparée de l'une qui suit par 90° comme montré dans la figure (2.16). Un autre capteur est installé dont l'objectif est de suivre le passage des bandes réfléchives optiquement pendant la rotation de l'arbre. Le processus de mesure est maintenant piloté par ce dernier capteur : Chaque fois qu'il détecte le passage d'une bande réfléchive, une commande de mesure est envoyée vers le premier capteur qui mesure la valeur d'amplitude en même moment, cela signifie qu'une mesure est pris chaque 90° indépendamment du temps, ce dernier capteur va donc nous indiquer une amplitude maximale aux 0° et 180° , et une amplitude qui égale à 0 aux 90° et 270° à cause du positionnement vertical du capteur (Figure 2.16)

Dans ce cas, la variation de la vitesse n'a aucune influence sur la présentation du signal, car le temps de capture des valeurs d'amplitude est lui-même variable et dépend du temps d'arrivage des commandes du capteur suiveur des bandes réfléchives ; l'augmentation de la vitesse va diminuer la période entre les captures alors que la diminution de la vitesse va augmenter cette période, permettant la préservation de la stationnarité du signal. La figure (2.17) représente la signature vibratoire théorique de la machine pour Trois (3) révolutions successives. La chose qui diffère ici, est que le signal est non plus représenté en fonction du temps, mais en fonction d'une nouvelle variable qui est l'angle de rotation, on parle donc de l'échantillonnage Angulaire direct.

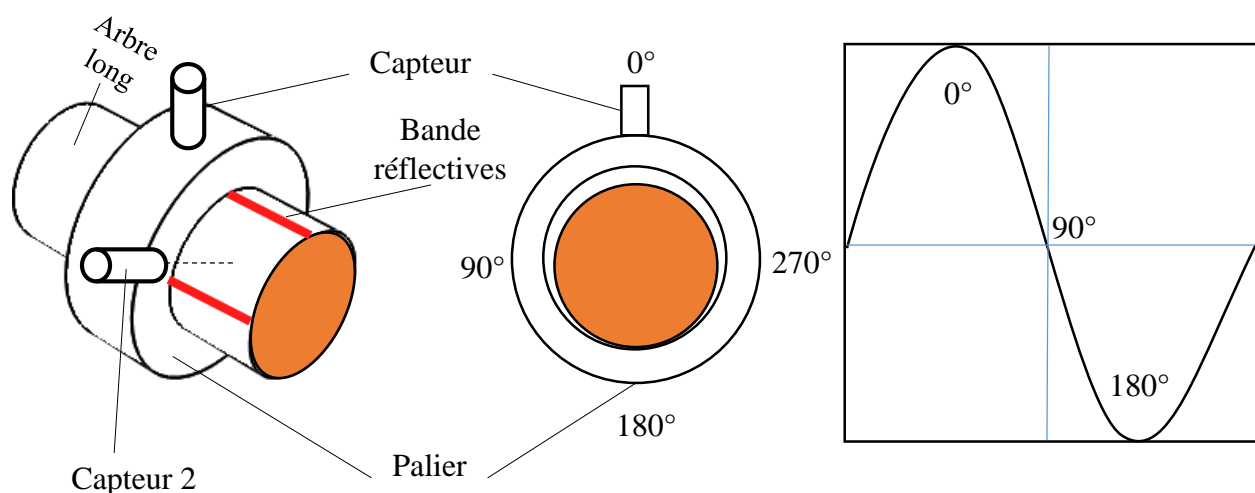


Figure 2.16 Principe de l'échantillonnage angulaire

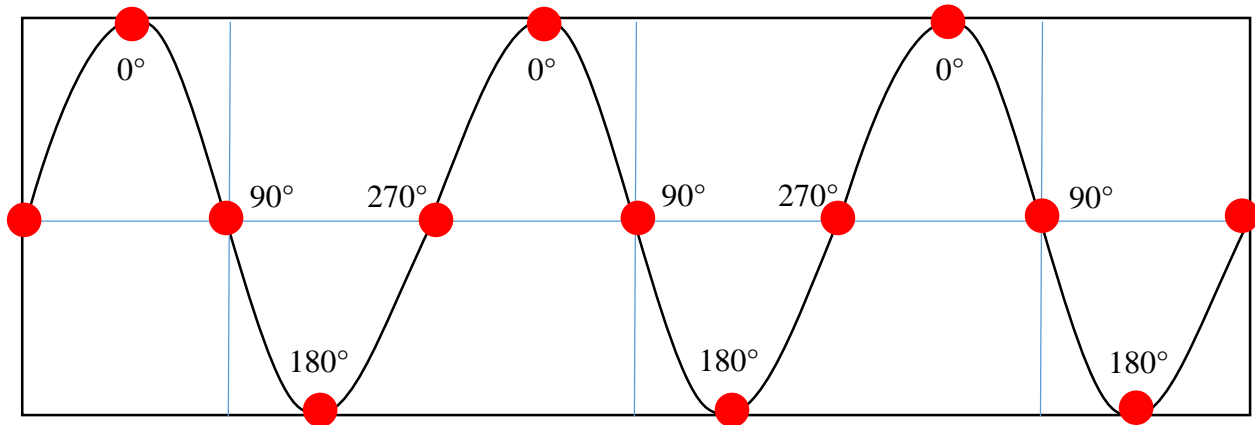


Figure 2.17 Signature vibratoire de Trois (3) révolutions successives mesurée en fonction de l'angle de rotation

3.2.2.2. L'échantillonnage angulaire Indirect

L'échantillonnage angulaire direct représente une alternative efficace pour la résolution du problème de l'instationnarité, cependant, le principal inconvénient de cette technique c'est qu'elle soit couteuse en matériel d'acquisition ; En plus du capteur utilisé pour le suivi de la position de l'arbre et l'autre utilisé pour mesurer sa vibration, des dispositifs électroniques sophistiqués sont nécessaires pour la réception consécutive et le traitement instantané des signaux arrivants des deux capteurs simultanément. Ce type d'équipement doit contenir le plus souvent des divers composants analogiques, tel que les filtres analogiques et les Ratio-synthétiseurs [Fyf 97], il est aussi important que ces dispositifs doivent avoir une performance maximale pour garantir qu'une latence minimale est produite entre la détection de la position de l'arbre et le lancement de la capture de la vibration pour plus de justesse. Ces critères limitent l'utilisation de ce type d'échantillonnage aux cas où on peut payer cher.

Une alternative moins couteuse en matériel d'acquisition, néanmoins aussi efficace que l'échantillonnage angulaire direct, est le Ré-échantillonnage angulaire ou simplement l'échantillonnage angulaire indirect. De même que pour la technique précédente, un capteur est nécessaire pour la mesure des vibrations, cependant le signal vibratoire dans ce cas peut être mesuré en utilisant un échantillonnage temporel classique, l'information position angulaire est estimée mathématiquement par l'intégration des valeurs de la vitesse de rotation délivrées par un simple tachymètre, le signal vibratoire est ensuite représenté en fonction de la position de l'arbre en utilisant les résultats de l'intégration (Figure 2.18), les deux signaux dans ce cas (tachymètre et

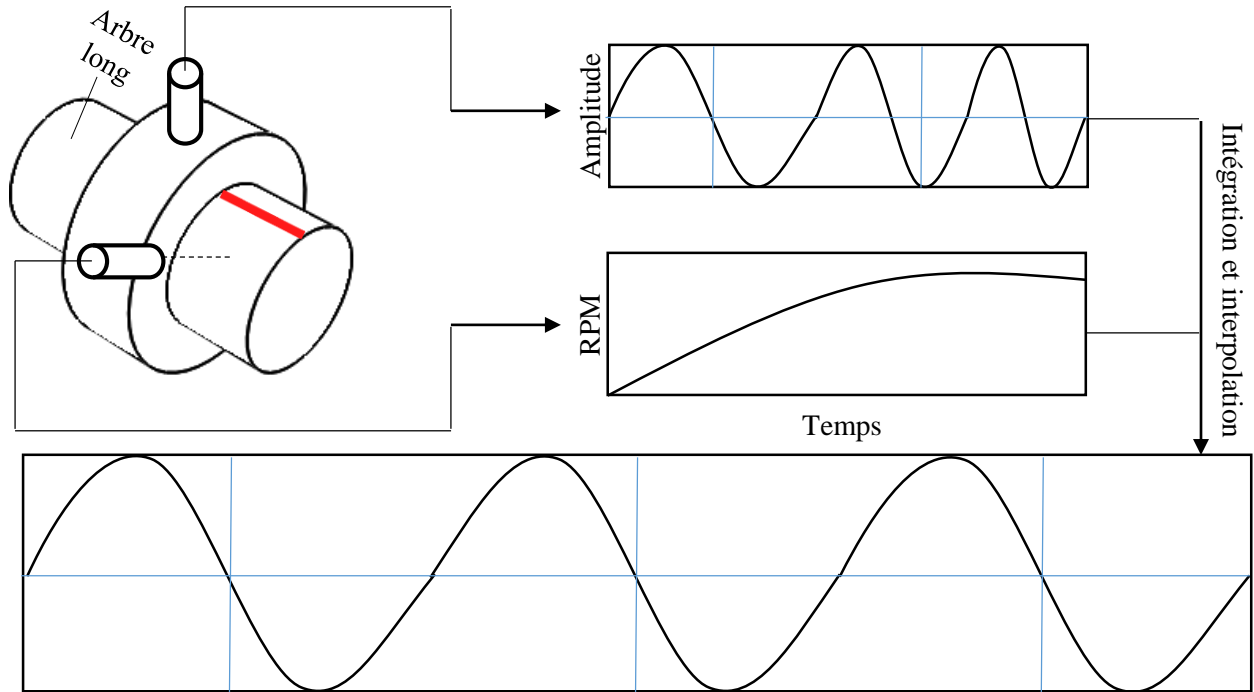
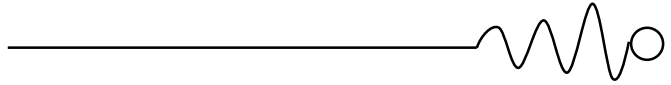


Figure 2.18 Principe de ré-échantillonnage angulaire

accéléromètre) peuvent être capturés simultanément ou séparément. D'autres techniques de ré-échantillonnage angulaire ont été développées permettant même dans certains cas, de se passer de l'utilisation du tachymètre [Zha 13] [Qi 15]

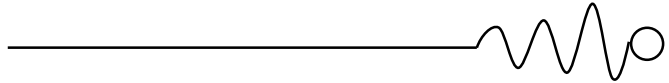
3.2.3. Conversion des signaux temporels au domaine angulaire

3.2.3.1. Détermination de la position angulaire

Durant un ré-échantillonnage, deux (2) processus d'estimations sont réalisés, le premier a comme objectif l'emplacement correct des points du nouveau signal sur l'axe des angles de rotation, ce processus nécessite la détermination d'un nouvel axe du temps à partir de la vitesse de rotation.

La première étape consiste à intégrer les valeurs de vitesse données par le tachymètre pour obtenir les déplacements angulaires correspondants :

$$\theta(t) = \int_0^t \frac{RPM(\tau)}{60} d\tau \quad (8)$$



Les valeurs de θ données par l'équation (8) sont en « Tours », et peuvent être convertis en degrés ou Radians.

Pour déterminer les nouvelles valeurs du temps, il sera assumé que l'accélération ou la décélération angulaire de l'arbre sont constantes. Avec cette hypothèse, la variable angulaire θ peut-être modélisée par une équation quadratique de forme suivante :

$$\theta(t) = c + bt + at^2 \quad (9)$$

Les coefficients inconnus a , b et c sont estimés en résolvant un système de trois (3) équations de type (9) pour trois (3) différentes valeurs connues du temps t_1 , t_2 et t_3 qui représentent les valeurs du temps d'arrivée de trois (3) impulsions successives du tachymètre pour des déplacements angulaires connues $\Delta\theta$. Pour un tachymètre qui donne une (1) impulsion chaque un (1) tour, on sait que l'intervalle entre les impulsions sera égale à $\Delta\theta = 2\pi$, cela va nous donner les trois (3) équations suivantes :

$$\theta(t_1) = c + bt_1 + at_1^2 = 0 \text{ rad} \quad (10)$$

$$\theta(t_2) = c + bt_2 + at_2^2 = 2\pi \text{ rad} \quad (11)$$

$$\theta(t_3) = c + bt_3 + at_3^2 = 4\pi \text{ rad} \quad (12)$$

Les valeurs du temps t_1 , t_2 et t_3 peuvent être extraites du signal carré délivré par le tachymètre. La résolution du système [(10) (11) (12)] sera donc possible et va nous donner les coefficients a , b et c . Le nouvel axe du temps qui sera utilisé pour le ré-échantillonnage peut être déterminé par la résolution de l'équation (9) qui nous donne :

$$t = \frac{1}{2a} \left[\sqrt{4a(\theta - c) + b^2} - b \right] \quad (13)$$

Les valeurs θ trouvées après l'intégration par l'équation (8) sont substituées dans l'équation (13) pour déterminer le nouvel axe du temps qui sera utilisé pour représenter le signal ré-échantillonné.



3.2.3.2. Interpolation des valeurs d'amplitude

Théoriquement, après l'obtention de l'information position angulaire, le signal peut être représenté en fonction du nouvel axe et on dit qu'on a un signal ré-échantillonné angulairement, cependant, avec un signal discret, cela est mathématiquement impossible ; l'axe original du temps et l'un créé à partir des valeurs de vitesse ne sont pas identique. Il se peut qu'on rencontre un cas où on ne sait pas la valeur d'amplitude correspondante à une nouvelle valeur du temps (Figure 2.19), ou où alors dans le cas où on trouve que le nombre de points des deux variables n'est pas identique, la représentation du signal dans ces cas est irréalisable. La solution consiste à utiliser l'interpolation pour estimer les valeurs manquantes. Plusieurs types d'interpolation existent, les plus utilisés sont l'interpolation linéaire et celle de type « Spline », le choix dépend généralement de la précision désirée [Fyf 97].

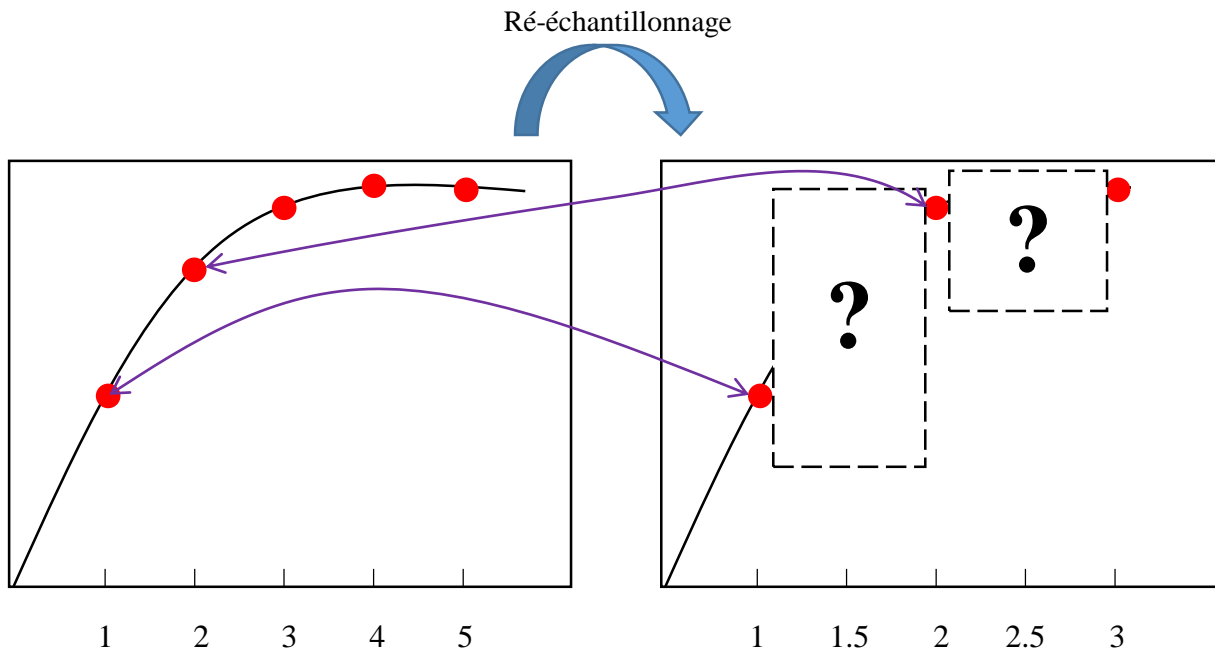


Figure 2.19 Problème rencontré durant le ré-échantillonnage

3.2.4. La transformée de Fourier au domaine angulaire

Après l'interpolation, le nouveau signal peut être finalement représenté en fonction du déplacement angulaire, nous présentons dans la figure (2.20) un exemple de résultats qui peut être obtenue en utilisant la procédure en question

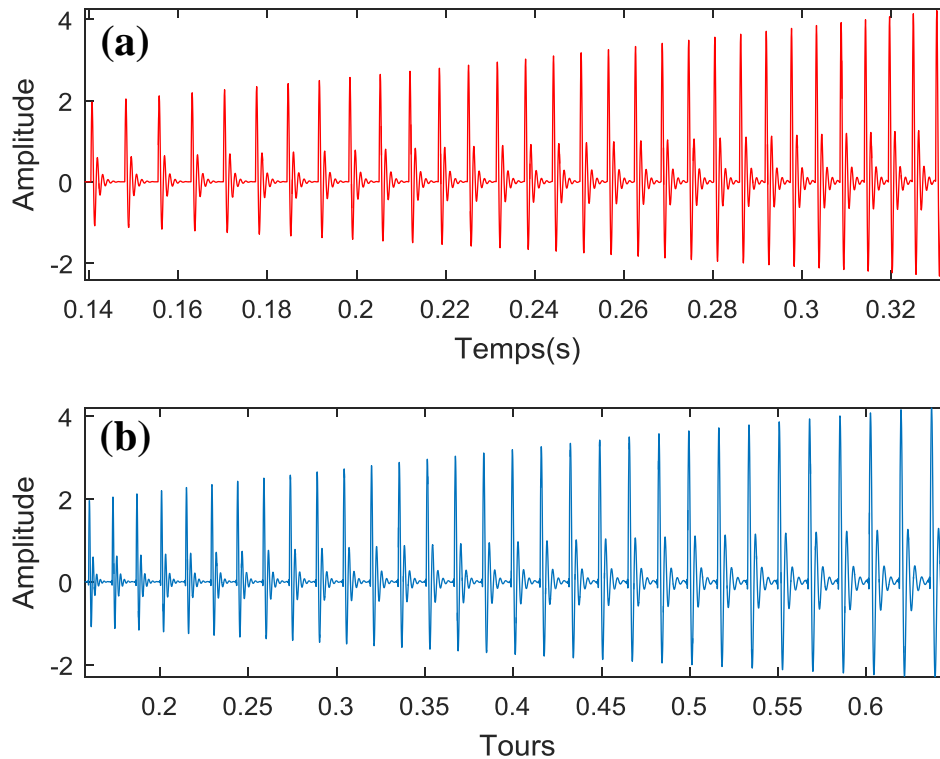


Figure 2.20 Un signal simulé échantillonné : Temporellement (a). Angulairement (b)

Après que le problème de l'instationnarité soit résolu, une analyse fréquentielle par la transformée de Fourier est maintenant efficace, le nouvel axe du temps obtenu par l'équation (13) ainsi que le nouveau vecteur d'amplitude obtenu après la combinaison des valeurs d'amplitude connues et celles générées par l'interpolation, pourront être utilisés pour avoir une représentation fréquentielle en fonction du temps et de la vitesse de rotation, cela nous permettra de suivre la variation des composants du signal en fonction de la variation de la vitesse. Ceci est généralement atteint par l'utilisation de la version fenêtrée de la transformée de Fourier ou la STFT. La figure (2.21) représente un signal somme de quatre sinusoides de fréquence variable (accélération) avec les ordres 0.5, 1, 4 et 6 respectivement. Ce signal sera soumis à une analyse d'ordre comprenant un ré-échantillonnage angulaire et une transformée de Fourier à court terme STFT. Le résultat d'une telle analyse est montrée dans la figure (2.22) d'où on constate l'apparition de quatre bandes aux ordres convenables, étendues sur toute la durée temporelle indiquant la stationnarité des composants.

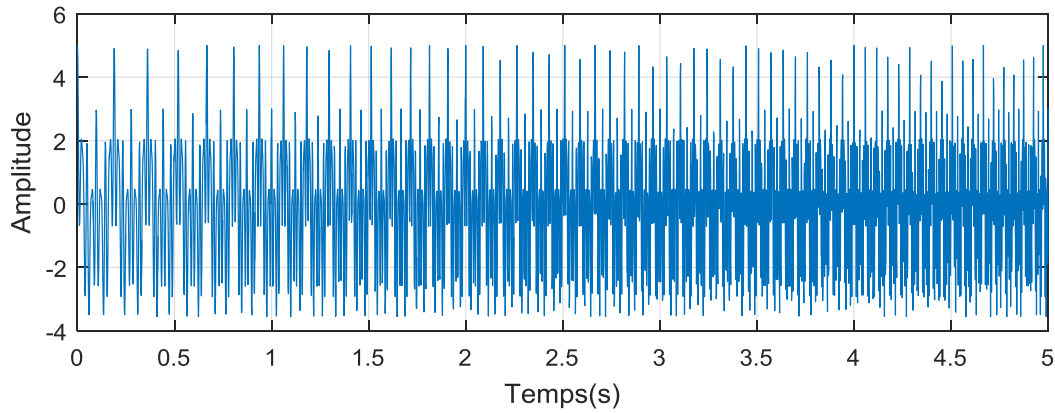
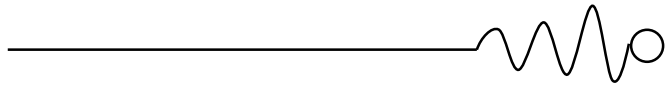


Figure 2.21 Signal simulé composé de 4 sinusôides de fréquences variables

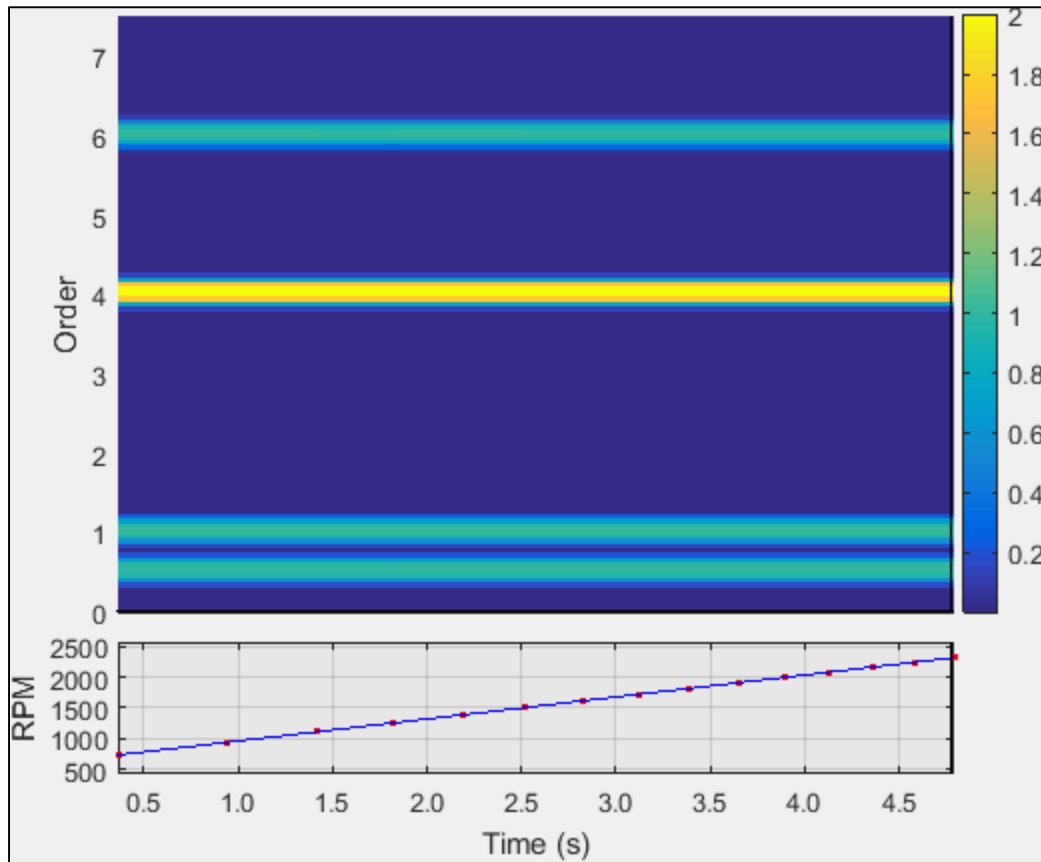


Figure 2.22 Spectre d'ordre du signal somme de 4 sinusôides

Une tranche peut être découpée de cette représentation à n'importe quel moment t pour avoir un spectre classique tel que le montre la figure (2.23).

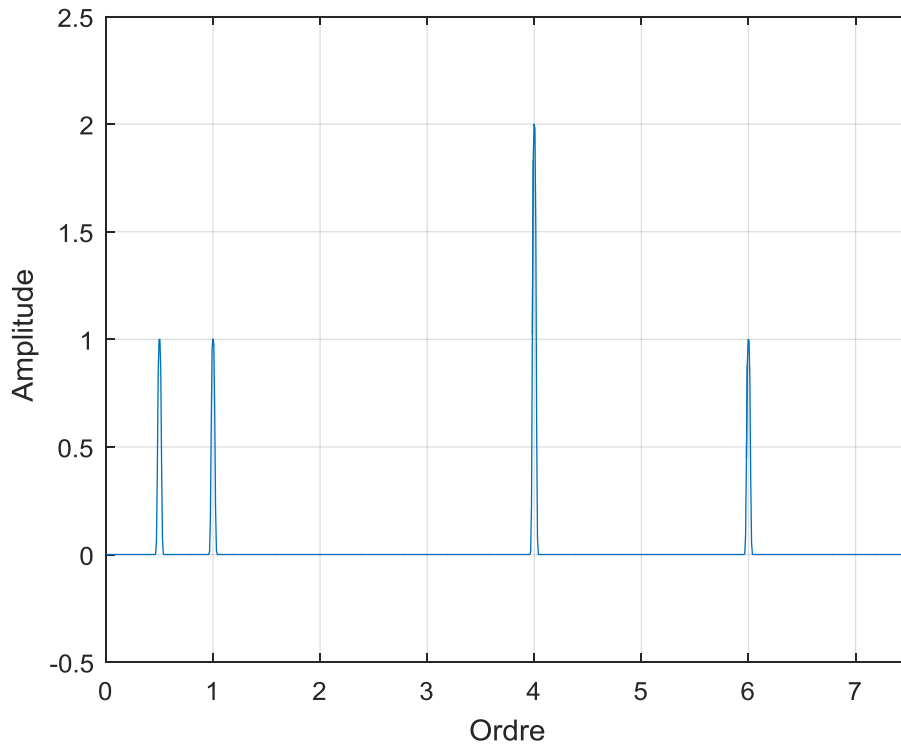


Figure 2.23 Spectre d'ordre du signal somme de 4 sinusoïdes (représentation classique)

3.2.5. Interprétation des résultats d'une analyse d'ordre

Pour le régime constant, la présence d'une composante vibratoire quelconque dans un signal est confirmée par l'apparition d'un pic à une fréquence correspondante dans le spectre, l'approche ne diffère pas beaucoup dans le cas du régime variable, un spectre d'ordre va contenir un tas de pics qui va nous donner une idée sur la composition du signal vibratoire. Cependant, en régime variable on ne parle plus de fréquence, tous est représenté en fonction des ordres, l'approche précédente nécessite une conversion de notions, plus précisément... une conversion des « Fréquences » aux « Ordres ».

La définition des ordres indique que ceux sont des multiples de la vitesse de rotation, cela veut dire que pour obtenir l'ordre correspondant à une fréquence quelconque, il suffit de diviser cette dernière sur la vitesse de rotation, le résultat représente le nombre de multiples de la vitesse de rotation contenus dans cette fréquence, ou simplement les ordres.

Cela est mathématiquement représenté par l'équation suivante :



$$\text{Ordre} = \frac{f}{N} = \frac{f}{\left(\frac{RPM}{60}\right)} \quad (14)$$

L'équation (14) pourra donc être utilisée pour convertir n'importe fréquence aux ordres. Nous présentons ici les résultats de conversion pour les défauts mécaniques les plus rencontrés :

3.2.5.1. Défauts de roulements

On a vu précédemment que les fréquences caractéristiques des défauts de roulement sont généralement dépendantes de la géométrie du roulement lui-même et sa vitesse de rotation, par la division sur la vitesse de rotation il nous reste que la constante de la géométrie :

Défaut	Fréquence d'apparition	Ordre correspondant
Bague extérieure	$BPFO = \frac{nN}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$	$O_{BPFO} = \frac{BPFO}{N} = Cte_{BPFO}$
Bague intérieure	$BPFI = \frac{nN}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$	$O_{BPFI} = \frac{BPFI}{N} = Cte_{BPFI}$
Élément roulant	$BPF = \frac{DN}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha\right)$	$O_{BPF} = \frac{BPF}{N} = Cte_{BPF}$
Cage	$CF = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$	$O_{CF} = \frac{CF}{N} = Cte_{CF}$

Tableau 2.3 Fréquences caractéristiques des défauts de roulements avec ses Ordres correspondants

3.2.5.2. Défauts d'engrenages

Un défaut singulier dans un pignon se répète généralement par la même fréquence de rotation de ce dernier, cela veut dire que pour le régime variable, ça sera équivalent à un défaut d'ordre (1) qui est le même ordre de la vitesse de rotation, ceci peut être justifié par l'équation (14) comme suit :

On a :

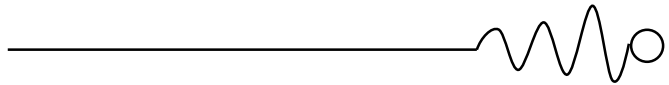
$$\text{Ordre} = \frac{f}{N} = \frac{f}{\left(\frac{RPM}{60}\right)}$$

Pour un défaut d'engrenage singulier :

$$N = f$$

Ça nous donne :

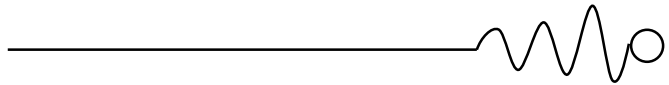
$$\Rightarrow \text{Ordre} = 1$$



4. Synthèse du chapitre

Dans ce chapitre, les effets de la variation de la vitesse sur les caractéristiques des signaux vibratoires ont été présentés. La différence entre le régime variable et le régime constant a été illustrée sous forme d'une comparaison entre les modèles des deux régimes, ainsi que la présentation des résultats d'application des traitements classiques sur des signaux simulés dans des conditions de fonctionnement stationnaires et instationnaires, où on a montré les limites de la transformée de Fourier et de l'échantillonnage temporel à cause de la modulation en fréquence des signaux capturés à vitesse variable. L'analyse d'ordre qui est une technique basée essentiellement sur l'échantillonnage angulaire a été présentée et prouvée efficace comme une solution alternative pour le traitement de base des signaux instationnaires.

Le chapitre suivant sera consacré à l'explication de la manière dont l'analyse d'ordre a été combinée avec d'autres techniques de traitement de signal pour construire une technique hybride qui vise à détecter les défauts des machines tournantes fonctionnant en régime variable.



Références

[Mac 84_b] P.D. McFadden et J.D.Smith, Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing, *Journal of Sound and Vibration*, 1984 96(1), 69-82.

[Mac 85] P.D. McFadden et J.D.Smith, The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing, *Journal of Sound and Vibration*, 1985 98(2), 263-73.

[Su 92] Y.T. Su et S.J. Lin, On initial detection of a tapered roller bearing: frequency domain analysis, *Journal of Sound and Vibration*, (1992)155, 75-84.

[Ran 00] D. Ho et R.B. Randall, Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2000) 14(5), 763-788.

[Eri 05] E. Ericsson et al., Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 (2005), 509-535.

[Sas 04] S. Sassi, M. Thomas et B. Badri, Numerical simulation for vibration response of a ball bearing affected by localized defect, *Surveillance 5*, SETIM Senlis 11-13 Octobre 2004.

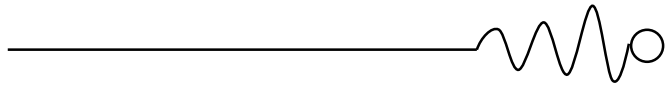
[Kir 03] Z. Kiral et H. Karagülle, Simulation and analysis of vibration signals generated by rolling element bearing with defects, *Tribology International*, 36 (2003), 667-678.

[Pac 97] C. Pachaud, R. Salvetat et C. Fray, Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces, *Mechanical Systems and signal processing*, (1997) 11 (6), 903-916.

[Bou 98] A. Boulenger et C. Pachaud, *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*, Dunod, 1998.

[Dro 03] J.P. Dron, F. Bolaers, et L. Rasolofondraibe, Optimisation de la détection des défauts de roulements par débruitage des signaux par soustraction spectrale, *Mécanique & Industries*, 4 (2003) 213-219.

[Dro 04] J.P. Dron, F. Bolaers et L. Rasolofondraibe, Improvement of the sensitivity of the scalar indicators (crest factor and kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction: application to the detection of defects in ball bearings, *Journal of Sound and Vibration*, 270 (2004) 61-73.



[Bol 04] F. Bolaers, O. Cousinard, P. Marconnet et L. Rasolofondraibe, Advanced detection of rolling bearing spalling from de-noising vibratory signals, *Control Engineering Practice*, 12 (2004), 181–190.

[Yia 04] C.T. Yiakopoulos N.G. Nikolaou et I.A. Antoniadis, Sensitivity of time-domain and morphological indices for fault detection and trending of defective rolling bearings, *Surveillance* 5, SETIM Senlis 11-13 Octobre 2004.

[Nik 02_b] N.G. Nikolaou et I.A. Antoniadis, Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets, *NDT & E International*, 35 (2002), 197-205.

[Dje 08] Djebala A, application de la transformée par ondelettes a l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques, thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT (2008)

[Dje 15] Djebala A, Babouri MK, Ouelaa N (2015) Rolling bearing fault detection using a hybrid method based on empirical mode decomposition and optimized wavelet multi-resolution analysis. *Int J Adv Manuf Technol* 79(9–12):2093–2105

[Ant 02] J. Antoni, R.B. Randall, Differential diagnosis of gear and bearing faults, *ASME J. Vibr. Acoust.* 124 (2002)165–171.

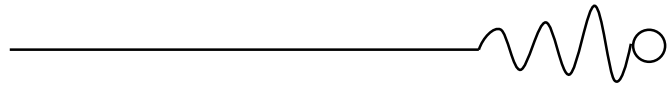
[Ant 06] J. Antoni, R.B. Randall, The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signals. *Mech. Syst. Signal Process.* 20 (2006) 282–307.

[Ait 13] Ait sghir Khaled, et al. "Vibratory monitoring of a spalling bearing defect in variable speed regime." *Mechanics & Industry* 14.2 (2013): 129-136.

[Saw 08] Sawalhi, Nader, and R. B. Randall. "Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Part I. The combined gear bearing dynamic model and the simulation of localised bearing faults." *Mechanical Systems and Signal Processing* 22.8 (2008): 1924-1951.

[Ran 11] Randall, Robert B., and Jerome Antoni. "Rolling element bearing diagnostics—A tutorial." *Mechanical systems and signal processing* 25.2 (2011): 485-520.

[Fyf 97] Fyfe, K. R., and E. D. S. Munck. "Analysis of computed order tracking." *Mechanical Systems and Signal Processing* 11.2 (1997): 187-205.



[Zha 13] Zhao, Ming, et al. "A tacho-less order tracking technique for large speed variations." *Mechanical Systems and Signal Processing* 40.1 (2013): 76-90.

[Qi 15] Qi, Xiaoxuan, Zhonghu Yuan, and Xiaowei Han. "Diagnosis of misalignment faults by tacholess order tracking analysis and RBF networks." *Neurocomputing* 169 (2015): 439-448.

CHAPITRE 3

Fondements théoriques



Contenu du chapitre

1. Introduction
 2. Transformée de Fourier à Court Terme (STFT)
 3. Transformée en ondelettes
 4. La décomposition modale empirique
 - 4.1. L'ensemble des décompositions modales empiriques (EEMD)
 - 4.2. CEEMDAN : La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif
 5. Une technique hybride basée sur la CEEMDAN et l'analyse en ondelette pour la détection des défauts en régime variable
 6. Synthèse du chapitre
-

1. Introduction

La très grande majorité des signaux vibratoires mesurés à partir des machines tournantes sont très complexes et contiennent plusieurs composantes représentant souvent la signature vibratoire des différentes pièces trouvées dans cette machine : Les harmoniques de la vitesse de rotation de l'arbre, les composantes de la fréquence d'engrènement des pignons, les harmoniques de la fréquence du passage des aubes d'une turbine ... etc. En cas d'anomalie, l'exploitation de ces signaux tels quels sera très difficile, surtout si on considère que l'apparition d'un défaut va induire un changement dans la composition des signaux et ajoute plus de complexité. Une technique optimale de détection des défauts par l'analyse vibratoire doit être capable de séparer les différentes signatures et ainsi de faire lier chaque signature à son phénomène générateur. Depuis longtemps, la transformé de Fourier a été la solution la plus utilisée pour faire cela, mais pas avec des signaux non-stationnaires générés par des machines qui fonctionnent avec des vitesses variables. Pour remédier aux limites de L'FFT, des nouvelles techniques de traitement de signal ont été proposées pour remplacer ou au moins assister la transformé de Fourier lors du processus de diagnostic. L'objectif de ce chapitre est de présenter les fondements théoriques de quelques méthodes utilisées dans le but de détecter et identifier les défauts des machines tournantes. Bien évidemment comme nous ne pouvons pas cerner toutes ces méthodes, nous avons choisi de présenter celle avec laquelle nous avons mené ce travail ainsi que les méthodes antérieures qui ont conduit à son développement.



2. Transformée de Fourier à Court Terme (STFT)

La transformée de Fourier est une représentation globale du signal, elle ne permet pas d'analyser son comportement fréquentiel local, ni sa régularité locale. En 1946, Gabor a introduit une extension de la transformée de Fourier qui consiste à multiplier la fonction à analyser $f(t)$ par une fonction $g(t)$ qui porte le nom de fenêtre. Cette transformée est appelée *Transformée de Fourier fenêtrée* ou à *court terme* (*Short Terme Fourier Transform*). Mathématiquement elle s'exprime par :

$$F_{fen}(\omega, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-s)e^{-j\omega t} dt \quad (3)$$

La STFT permet une transformation temps-fréquence, c'est-à-dire qu'elle calcule pour chaque portion du signal sa transformée de Fourier grâce à la translation ou le glissement de la fenêtre $g(t)$, ce que permet de faire une idée sur la variation d'un signal par rapport au temps. La figure (3.1) montre l'exemple de l'analyse de Fourier fenêtrée du signal somme de trois sinusoïdes. On voit bien la coloration différente correspondant aux trois fréquences simulées ; soit 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz. Ces mêmes fréquences sont étendues sur toute la durée temporelle, chose logique pour des sinusoïdes car le signal est stationnaire.

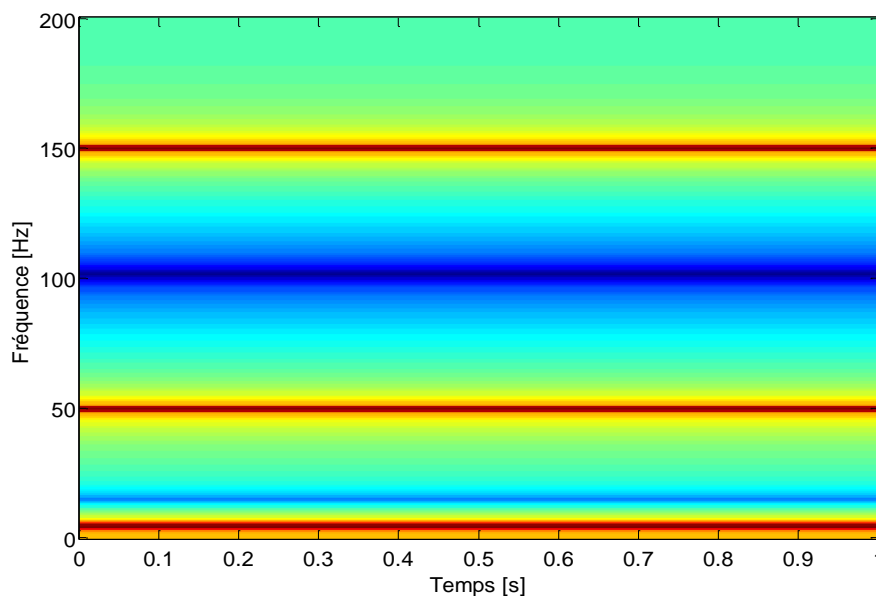


Figure 3.1. STFT du signal somme de trois sinusoïdes



L'analyse du signal sinusoïdal à variation continue de fréquence (chapitre 2) par la nouvelle version de la transformée, montre que la STFT donne des résultats meilleurs que celles de la FFT, informant l'utilisateur sur l'allure fréquentielle et temporelle du signal, comme présenté dans la figure (3.2).

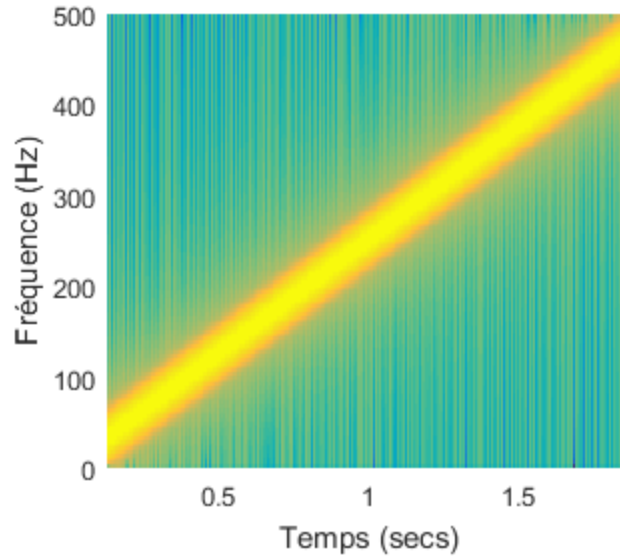


Figure 3.2 Spectrogram du signal variable

L'inconvénient d'une telle représentation réside dans le fait que la largeur de la fenêtre glissante est constante, toutes les fréquences seront analysées avec la même résolution. La figure (3.3) montre l'échelle de décomposition temps-fréquence pour la STFT.

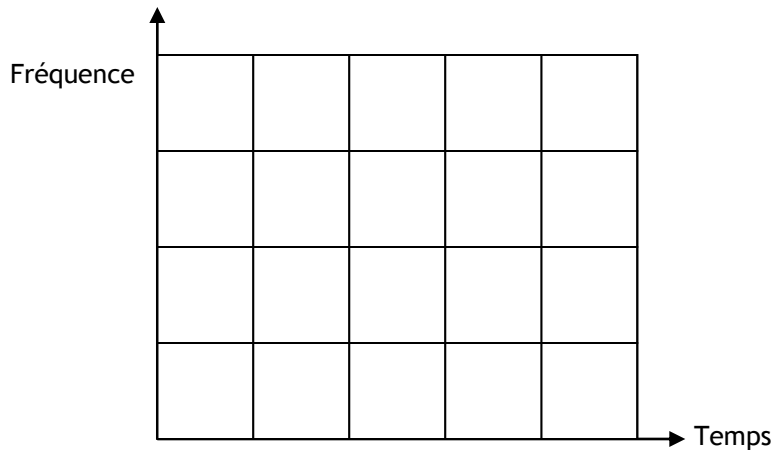


Figure 3.3. Echelle de décomposition de la STFT



En 1980, J. Morlet proposa une nouvelle analyse peu différente de celle de Gabor. Au lieu d'utiliser une fenêtre qu'on fait coulisser le long d'un signal, Morlet proposa d'utiliser des ondelettes qui sont des fonctions copées les unes des autres mais qui ne diffèrent que par leur taille. Cette technique possède le pouvoir de dilatation et de translation de la fonction analysante que la fenêtre ne possède pas. Un signal peut s'écrire alors sous forme d'une superposition de telles ondelettes décalées et dilatées. Les poids de ces ondelettes dans la décomposition, appelés coefficients d'ondelettes, forment la transformée en ondelettes. Un moyen puissant de traitement de signaux venait de naître.

3. Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes remplace les sinusoides de la transformée de Fourier par une famille de translations et de dilatations d'une même fonction appelée *ondelette*. Mathématiquement la famille d'ondelettes se met sous la forme :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4)$$

avec a paramètre d'échelle ou de dilatation et b paramètre de translation.

En notant ψ^* la conjuguée de ψ la transformée en ondelettes d'une fonction $f(t)$ est définie par :

$$CWT = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (5)$$

Cette transformée est dite continue, notée *CWT* (*Continuous Wavelets Transform*). En pratique des algorithmes de calcul rapide existent dans plusieurs logiciels notamment Matlab[®]. La transformée correspondante est souvent nommée *TOR* (*Transformée en Ondelettes Rapide*). La figure (3.4) représente l'échelle de décomposition pour la transformée en ondelettes, on remarque bien que la résolution est différente, chaque fréquence est analysée avec une résolution adaptée. L'analyse en ondelettes, contrairement à la transformée de Fourier, fait donc la projection d'une fonction $f(t)$ sur une famille de fonctions (les ondelettes) déduites d'une fonction élémentaire (l'ondelette mère) par des translations et des dilatations. Ceci permet aux hautes fréquences d'avoir une précision en temps accrue correspondant à des phénomènes brefs, pour lesquels l'instant d'apparition et la durée sont des caractéristiques importantes. Aux basses fréquences, la précision fréquentielle s'améliore

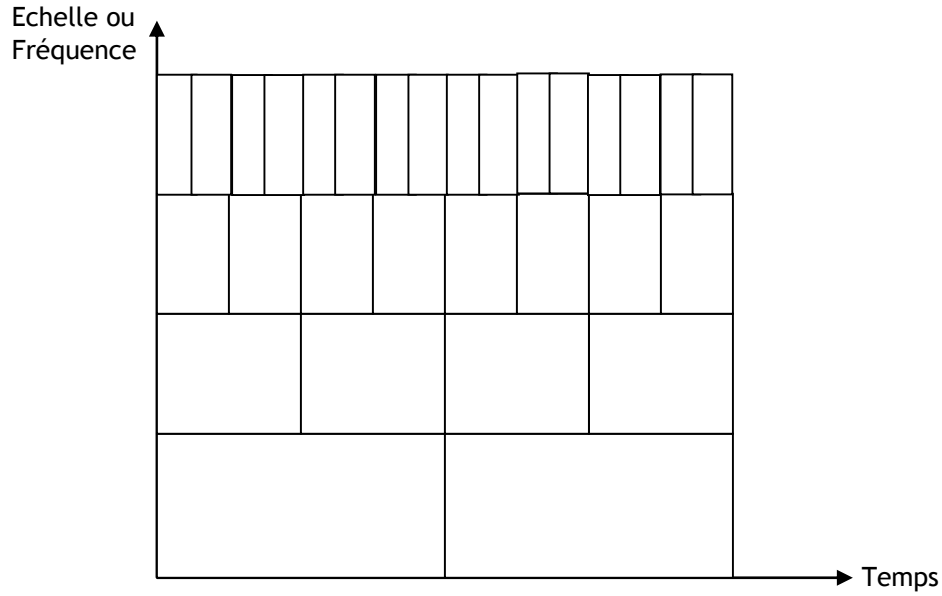


Figure 3.4. Echelle de décomposition par la TOR

au détriment de l'aspect temporel, puisque les phénomènes sont de durées beaucoup plus longues. Une très bonne présentation des méthodes temps-fréquence et de l'analyse par ondelettes est disponible dans [Arq 05], [Mar 05], [Coh 05], [Pre 05]. En réalité ce type d'analyse est beaucoup plus utilisé pour les phénomènes transitoires et non continus.

La transformée en ondelettes discrète (*DWT*) est une discrétisation de la transformée en ondelettes continue (*CWT*). En remplaçant respectivement a et b par 2^m et $n2^m$, avec m et n des entiers, son expression devient :

$$DWT(m,n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{-m+\infty} f(t) \psi^*(2^{-m}t - n) dt \quad (6)$$

Une version pratique de cette transformée, appelée *Analyse Multirésolution en Ondelettes (AMRO)*, a été introduite pour la première fois par Mallat en 1989 [Mal 89], elle consiste à faire passer la fonction $f(t)$, ou plus pratiquement on dira le signal $s(t)$, dans deux filtres passe-bas (L) et passe-haut (H). A ce niveau, deux vecteurs seront obtenus : cA_1 et cD_1 . Les éléments du vecteur cA_1 sont appelés *coefficients d'approximation*, ils correspondent aux plus basses fréquences du signal, tandis que les éléments du vecteur cD_1 sont appelés *coefficients de détail*, ils correspondent aux plus hautes d'entre elles. La procédure peut être répétée avec les éléments du vecteur cA_1 et



successivement avec chaque nouveau vecteur cA_k obtenu. Le processus de décomposition peut être répété n fois, avec n le nombre maximal de niveaux.

Lors de la décomposition, le signal $s(t)$ et les vecteurs cA_k subissent un sous échantillonnage, c'est la raison pour laquelle les coefficients d'approximation cA_k et de détail cD_k passent à nouveaux à travers deux filtres de reconstruction (LR) et (HR). Deux vecteurs en résultent : A_k appelés approximations et D_k appelés détails, satisfaisant la relation :

$$A_{k-1} = A_k + D_k$$

$$s = A_k + \sum_{i \leq k} D_i \tag{7}$$

où i et k sont des entiers.

Chaque ondelette possède donc sa propre banque de filtres, qu'on nomme généralement g_n et h_n qui lui permettent de procéder à l'analyse multirésolution. Désignant par F_{max} la fréquence maximale du signal mesuré, la bande de fréquence de chaque niveau i revient à $\left[0 - \frac{F_{max}}{2^i}\right]$ pour les approximations et $\left[\frac{F_{max}}{2^i} - \frac{F_{max}}{2^{i-1}}\right]$ pour les détails. La figure (3.5) représente un exemple de décomposition pour $n=3$.

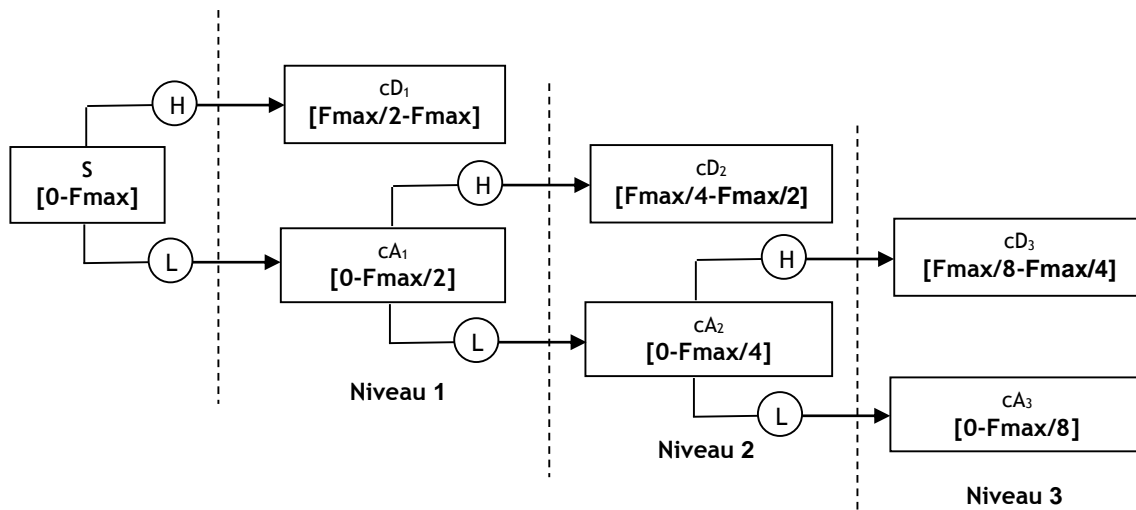


Figure 3.5. Décomposition en cascade en trois niveaux



Pour montrer le pouvoir de débruitage et de filtrage de l'AMRO, nous proposons une simulation numérique. La figure (3.6 (Sig)) montre un signal sinusoïdal type, à ce signal on a ajouté un niveau très significatif de bruit blanc Gaussien pour aboutir enfin au signal bruité de la figure (3.6 (s)). L'AMRO a été appliquée sur le signal bruité permettant d'avoir plusieurs détails et approximations (a_n et d_n). La figure montre l'approximation 6 (a_6) et le détail 7 (d_7) sur lesquels on constate que le bruit aléatoire a été très visiblement filtré, on retrouve ainsi notre signal original complètement débruité.

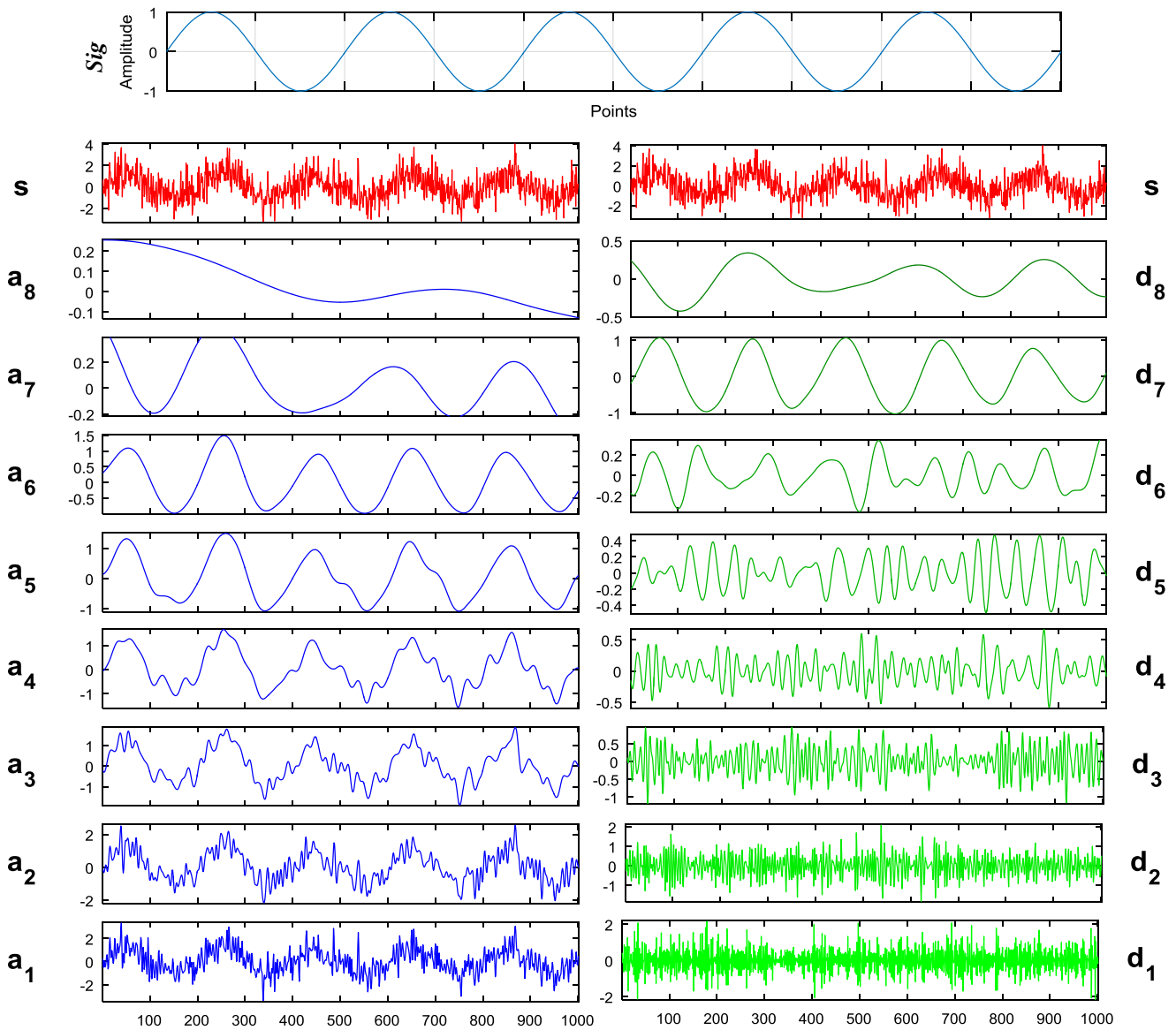


Figure 3.6. Le signal « S » avec ses approximations et détails



4. La décomposition modale empirique

Si les transformées de Fourier à fenêtre ou en ondelettes ont permis des avancées dans l'analyse temps-fréquence des signaux, aucune de ces méthodes n'est adaptée pour traiter correctement des signaux non-stationnaires et non-linéaires dont on ne connaît pas a priori les caractéristiques. En 1998, Huang a proposé une technique adaptative d'analyse des signaux appelée EMD ou « *Empirical Mode Decomposition* » qui signifie la décomposition modale empirique. Sa nature algorithmique la rend à même de traiter des signaux non-stationnaires issus de processus non-linéaires, de manière simple et avec un coût algorithmique très raisonnable. En effet, l'EMD a été déjà appliquée avec succès dans de nombreux domaines autres que l'analyse vibratoire : sismologie [Zha 03], acoustique [Li 12], océanographie [Gu 09] ... etc. Cependant, si son intérêt n'est plus à démontrer, la méthode ne possède pas de formalisation mathématique précise : certaines propriétés de la décomposition sont admises, mais à cause du manque de cadre théorique, aucune n'est démontrée rigoureusement.

Contrairement à l'analyse en ondelette, l'EMD est intrinsèquement adaptative : elle décompose le signal en « modes » ou « IMF » qui signifie *Intrinsic Mode Functions*, construits au fur et à mesure à partir du signal lui-même. L'EMD postule que tout signal réel S se décompose en une « moyenne locale » m et une composante fortement oscillante h_1 . On a ainsi :

$$S = h_1 + m \quad (1)$$

On peut ensuite extraire le mode oscillant de m : h_2 , et itérer le procédé jusqu'à n'obtenir qu'un résidu non oscillant r . La décomposition totale s'écrit alors :

$$S = \sum_i h_i + r$$

La moyenne locale d'un signal est la demi-somme de ses enveloppes supérieures et inférieures :

$$m = \frac{Env_{sup} + Env_{inf}}{2}$$

Les enveloppes sont obtenues par interpolation des maxima et des minima respectivement. Les minima et les maxima représentent respectivement, les extremums inférieurs et supérieurs du signal. Il existe différentes méthodes d'interpolation, la plus utilisée est l'interpolation spline cubique (Figure 3.7).

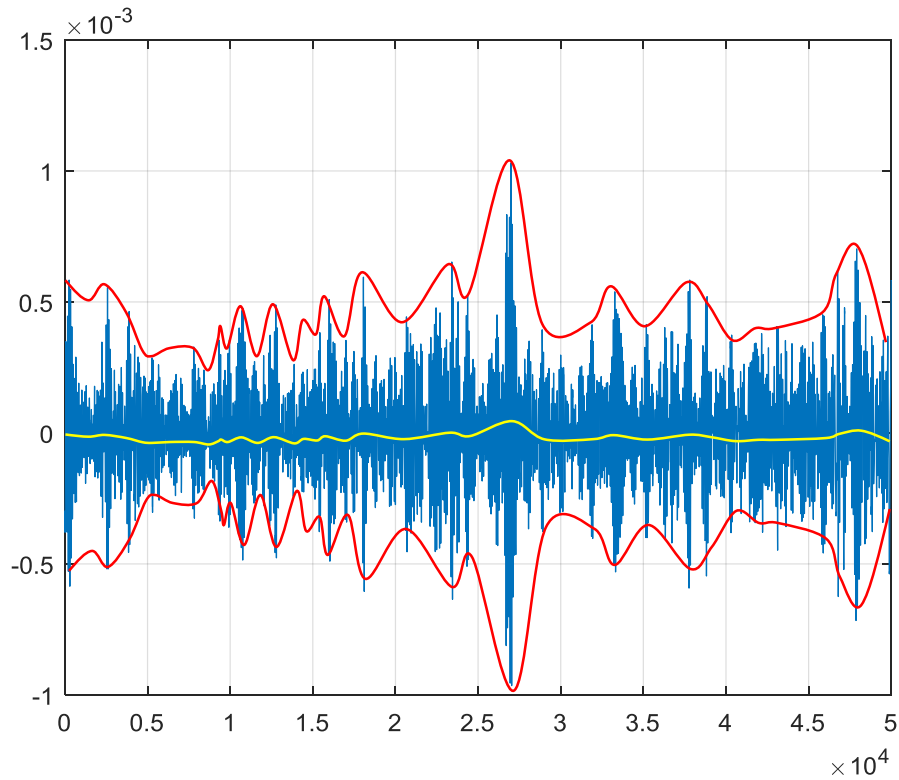


Figure 3.7. Principe de décomposition

On peut donc dire, en résumé, que la décomposition d'un signal $S(t)$ par l'EMD consiste à :

1. Calculer l'enveloppe supérieure et inférieure du signal par interpolation des minima et maxima respectivement
2. Calculer la moyenne des deux enveloppes, la soustraire du signal pour obtenir h_1

$$m_1 = \frac{Env_{sup} + Env_{inf}}{2}$$

$$h_1 = S(t) - m_1$$

3. Traiter h_1 par la même opération pour obtenir m_{11} et h_{11}

$$m_{11} = \frac{Env_{sup} + Env_{inf}}{2}$$

$$h_{11} = h_1 - m_{11}$$

4. Répéter l'étape 3 avec h_{li} jusqu'à l'obtention d'une IMF_1 :

- De moyenne nulle
- Dont tous les maxima sont positifs, et tous les minima sont négatifs



- Répéter la même procédure pour obtenir les autres IMF, la décomposition est considérée terminée lorsqu'on obtient une fonction non oscillante qui va être appelée résidu r , et on écrit :

$$S = \sum_i IMF_i + r$$

Pour montrer les pouvoirs de la décomposition modale, on considère ici des signaux dont on connaît a priori les IMF et on verra comment l'EMD retrouve remarquablement bien les différentes composantes. La figure (3.8) représente un signal somme de trois sinusoïdes avec ses composantes: S1 (100 Hz), S2 (20 Hz) et S3 (5 Hz). Une décomposition exacte doit donc extraire ces trois sinusoïdes. On constate sur la même figure que la décomposition a efficacement isolé chaque composante. Une similitude parfaite est remarquée entre l'IMF1, l'IMF3, l'IMF5 d'une part et les signaux S1, S2, S3 d'une autre part.

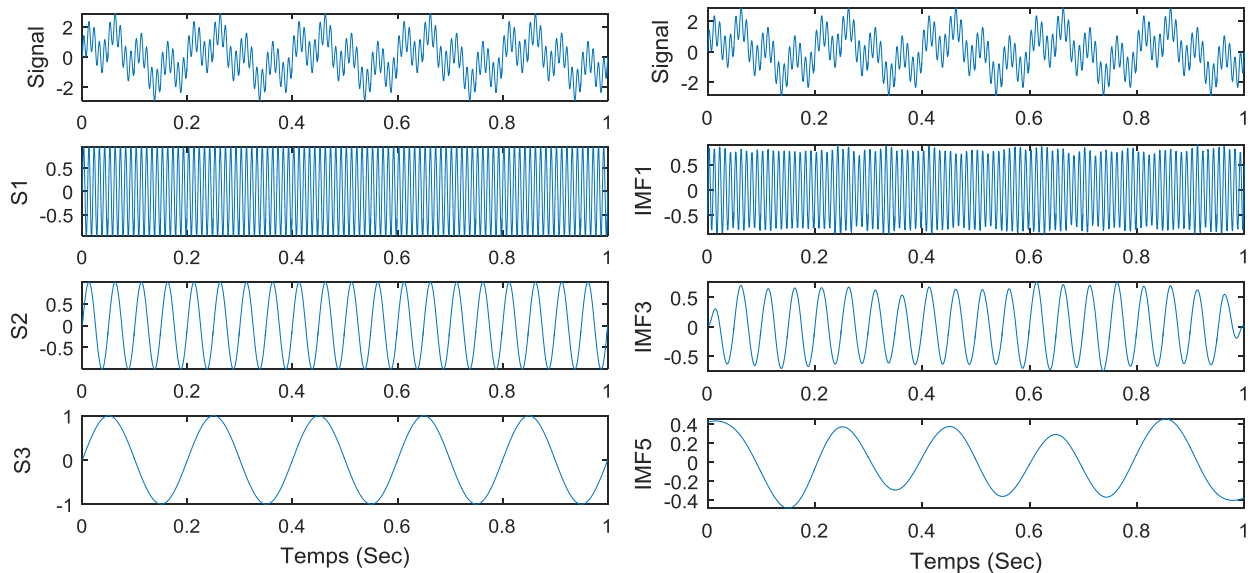


Figure 3.8. Signal somme avec ses composantes ainsi que sa décomposition par EMD

Le deuxième exemple montre la possibilité de décomposer également les signaux modulés en fréquence. On considère un signal somme de deux sinusoïdes dont la fréquence change par rapport au temps comme illustré dans la figure (3.9 (a)). Les résultats montrés dans la figure (3.9 (b)) prouvent la capacité de l'EMD de pouvoir extraire et préserver la composition fréquentielle des signaux.

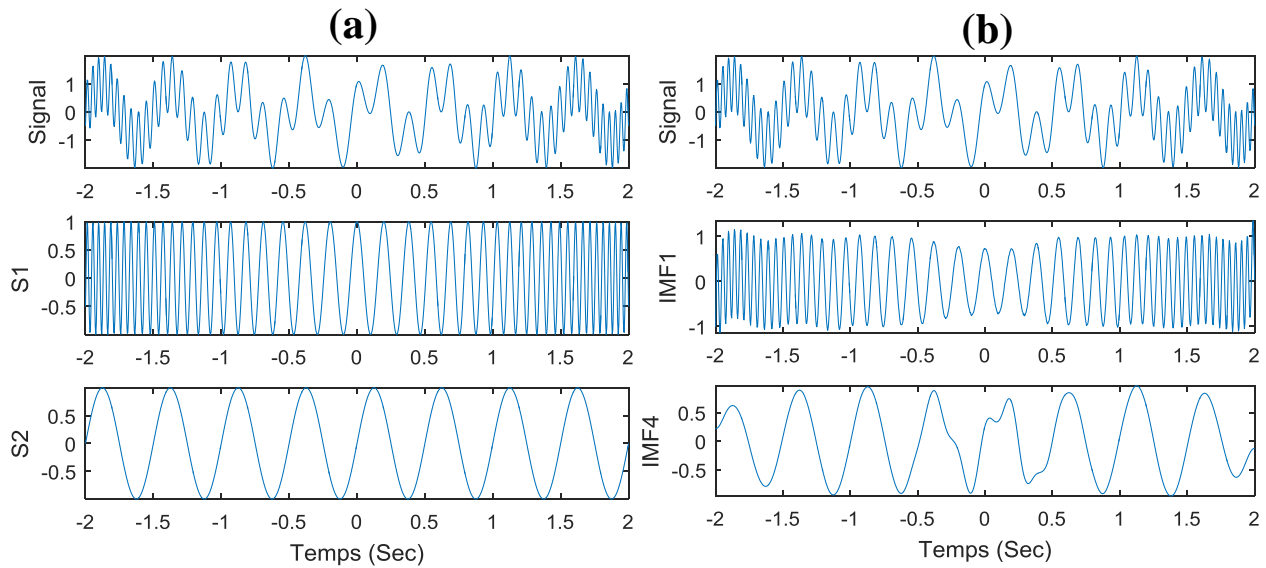


Figure 3.9. Signal modulé + ses composantes (a). Sa décomposition par EMD (b)

4.1. L'ensemble des décompositions modales empiriques (EEMD)

L'EMD réalise une décomposition multi-échelles, ou multirésolution, dans la mesure où elle explore successivement les échelles du signal de la plus fine, représentée par le premier IMF, à la plus grossière, représentée par le dernier IMF ou le résidu.

Par rapport à d'autres méthodes d'analyse multirésolution, dont la référence est la transformée en ondelettes, l'EMD présente un certain nombre de particularités. Tout d'abord, à l'instar de la transformée en ondelettes discrète, elle propose une décomposition en échelles discrètes dans la mesure où la décomposition est constituée d'un nombre fini de composantes. En revanche, les échelles de l'EMD diffèrent significativement des échelles de la transformée en ondelettes discrète. Elles se distinguent par les caractéristiques suivantes :

- **Adaptativité** : Les échelles des IMFs sont déterminées par les échelles présentes dans le signal et non par une grille prédéterminée comme dans le cas des transformées en ondelettes discrètes. La notion d'échelle dans l'EMD est associée à l'espacement entre les extrema. Cette notion diffère fortement de la notion d'échelle dans le cadre de la transformée en ondelettes, par exemple, où l'échelle est définie de manière relative par comparaison avec une forme d'onde donnée, à savoir l'ondelette.



- **Localité** : l'échelle d'un IMF n'est pas définie de manière globale mais de manière locale, le caractère local étant relatif à l'espacement entre les extrema.

Les propriétés d'adaptativité et de localité des échelles ont été bien mises en évidence par les deux exemples proposés précédemment.

Cependant, l'adaptativité et la localité sont aussi à la source d'un des défauts de l'EMD connu sous le nom de « mélange de modes » ou « mode mixing ». Ce problème se rencontre notamment quand le signal est constitué de plusieurs composantes dont certaines ne sont pas présentés sur toute la durée du signal. Il arrive dans ce cas que des composantes qu'on aurait aimé voir dans un seul IMF soient réparties sur plusieurs, comme dans le cas de l'exemple représenté dans la figure (3.10 (a)) : Un signal constitué de trois composantes : une composante sinusoïdale permanente (50 Hz) et deux composantes sinusoïdales localisées en temps, une de fréquence plus haute que celle de la composante permanente (100 Hz) et une de fréquence plus basse (30 Hz). La représentation des IMFs (3.10 (b)) montrent que la première IMF capture à tout instant la composante de plus haute fréquence et qu'elle contient donc la composante permanente (50 et 100 Hz) sauf lorsque la composante localisée de plus haute fréquence (100 Hz) est présente. La partie

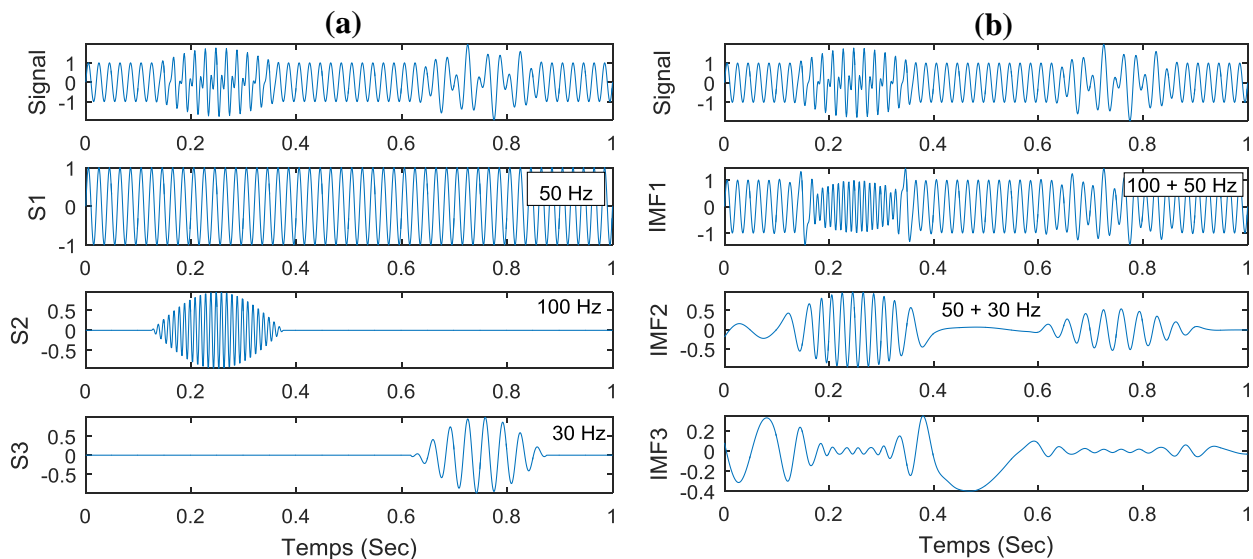


Figure 3.10 Signal somme + ses composantes (a). Les IMFs représentant le mode mixing (b)

de la composante permanente située à l'emplacement de la composante localisée haute fréquence est alors décalée dans le deuxième IMF.

Pour un diagnostic des défauts par l'analyse EMD, le mode mixing rend les IMFs vides de sens physique et peut conduire à un faux diagnostic.



Pour corriger ce phénomène, diverses possibilités ont été envisagées qui reviennent toutes à fortement guider l'échelle des IMFs. En 2004, les mêmes développeurs de l'EMD ont proposé une nouvelle version de la décomposition empirique qui s'appelle EEMD « Ensemble Empirical Mode Decomposition » qui signifie l'ensemble des décompositions modales empiriques [Wu 09], les auteurs ont vu dans cette méthode un moyen de supprimer certains effets de mélange de modes.

La nouvelle technique consiste à calculer un ensemble de décompositions en utilisant l'algorithme original de l'EMD, et en ajoutant avant chaque essai un bruit blanc au signal traité, l'IMF finale sera la moyenne des IMFs obtenues à partir de l'ensemble correspondant. C'est-à-dire pour un signal $x(t)$:

- On génère N réalisations $n_i(t)$ de bruit blanc gaussien de variance σ^2
- On calcul N jeux d'IMFs à partir des N signaux $x(t) + n_i(t)$
- Les IMFs finales sont alors les moyennes d'ensemble des IMFs précédents :

$$IMF_k = \frac{1}{N} \sum_i^N IMF_i$$

- On répète la même procédure pour obtenir les autres IMFs

Le but derrière l'ajout du bruit blanc est de bénéficier de ses propriétés fréquentielles ; un bruit blanc est généralement distribué sur une large bande fréquentielle, cette caractéristique perturbe l'algorithme de tamisage et lui oblige de visiter toutes les solutions possibles, ce que force les composantes ayant la même échelle à s'effondrer dans un seul mode. L'addition du bruit ne va pas altérer les résultats finals, parce qu'une fois le bruit ajouté accomplit sa fonction, il sera annulé après le calcul de la moyenne des IMFs, de fait que le bruit blanc gaussien a une moyenne qui égale à zéro.

Pour illustrer l'efficacité de cette version de décomposition modale, on montre dans la figure (3.11) une comparaison entre les résultats précédents obtenus après la décomposition du signal somme des trois sinusoïdes par l'EMD, et ceux obtenus après l'utilisation de l'EEMD sur le même signal, une comparaison qui confirme le rendement de la nouvelle version en ce qui concerne la suppression des effets de mode mixing.

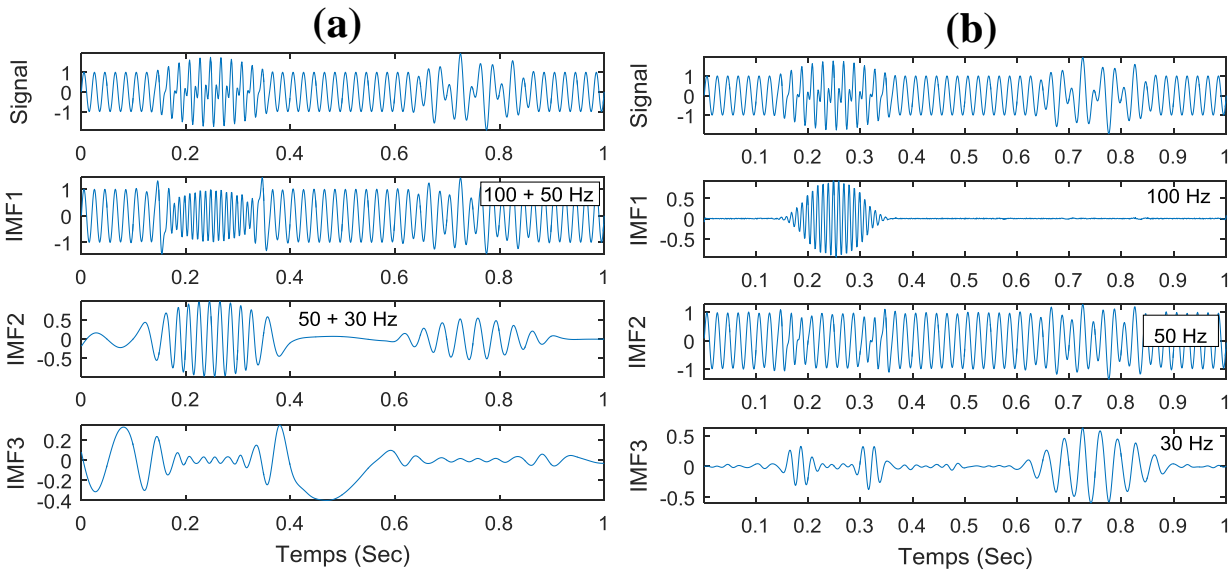


Figure 3.11 Comparaison entre l'EMD (a) et l'EEMD (b)

4.2. CEEMDAN: La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif

On a vu que l'EEMD est plus performante que l'EMD classique en ce qui concerne l'élimination du défaut de mélange des modes. Le principe de l'EEMD est très simple, mais son pouvoir est remarquable. Cependant, les résultats de cette dernière sont affectés par deux paramètres principaux :

- L'amplitude du bruit ajouté
- Le nombre d'ensembles choisi

En fait, les deux paramètres sont intercomplémentaires : pour garantir la suppression ou l'annulation du bruit ajouté et avoir des modes intrinsèques justes, un nombre suffisant d'ensembles doit être choisi. Ce dernier, dans la plupart des cas, est très élevé, ce que peut être considéré comme un inconvénient pour l'algorithme de l'EEMD du côté performance, dès que l'augmentation du nombre des ensembles va couter plus de temps de calcul lors de tamisage.

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 [Col 11] 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. L'idée maîtresse de ce nouvel outil s'appuie sur l'addition d'un bruit particulier pendant chaque opération de décomposition et un résidu unique est calculé pour obtenir chaque mode. La



nouvelle technique prend le nom de CEEMDAN « Complet Ensemble Empirical Mode decomposition with Adaptive Noise » ou La décomposition modale complète assistée par le bruit adaptatif.

Pour un signal $x(t)$, la CEEMDAN utilise le même algorithme de l'EEMD pour calculer la première \overline{IMF}_1 , un résidu unique est ensuite calculé comme suivant :

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

On définit un opérateur $E_j(\cdot)$ qui produit le $j^{ème}$ mode obtenu par la décomposition EEMD, $n_i(t)$ le bruit blanc gaussien et ε_i le SNR :

- Décomposer I réalisations de $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t))$ jusqu'à l'obtention du premier mode, ensuite calculer le deuxième mode :

$$\overline{IMF}_2(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t)))$$

- Pour $k = 2 \dots K$, calculer le $K^{ème}$ résidu :

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - \overline{IMF}_k(t)$$

- Pour $k = 2 \dots K$, le $(K + 1)^{ème}$ mode sera égale à :

$$\overline{IMF}_{k+1}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k(t) + \varepsilon_k E_k(n^i(t)))$$

- Calculer le résidu comme précédent.

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

$$R(t) = x(t) - \sum_{k=1}^K \overline{IMF}_k(t)$$

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

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \overline{IMF}_k(t) + R(t)$$



Pour montrer les capacités de cette version de décomposition modale, on montre dans la figure (3.12) une comparaison entre les résultats précédents obtenus après la décomposition du signal somme des trois sinusoïdes par l'EEMD, et ceux obtenus après l'application de La CEEMDAN sur le même signal. Les résultats sont presque semblables, en fait, la CEEMDAN a donné une représentation de l'IMF3 mieux que celle de l'EEMD.

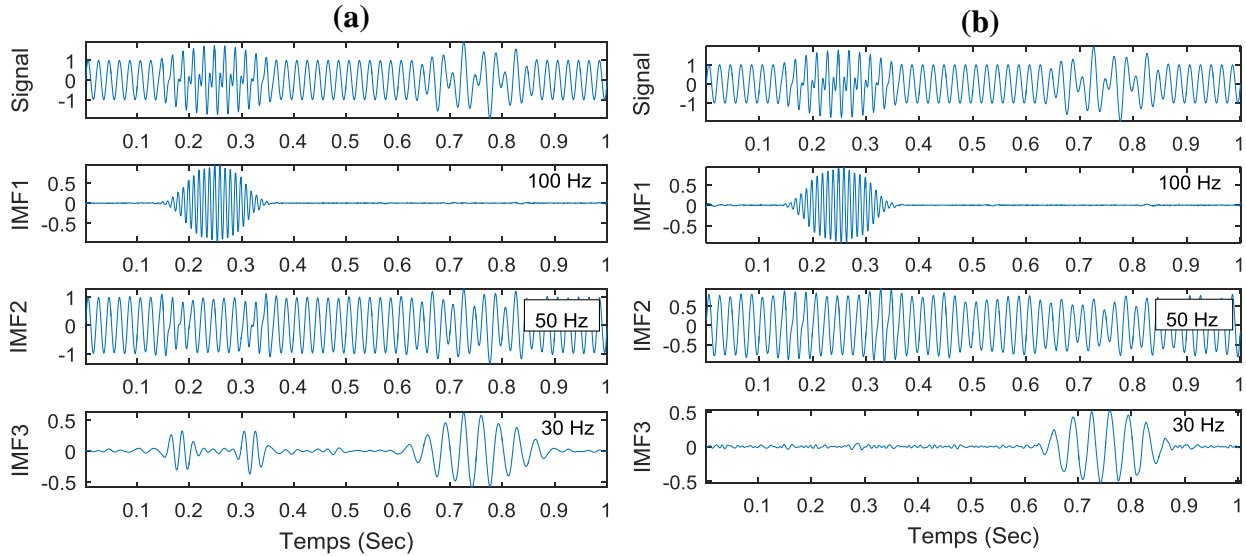


Figure 3.12 Comparaison entre l'EEMD (a) et la CEEMDAN (b)

Cependant, la figure (3.13) montre que l'EEMD a nécessité plus de 450 itérations pour obtenir ses 3 IMFs, alors que la CEEMDAN n'a pas dépassé 140 itérations pour obtenir un résultat mieux que celui de la EEMD.

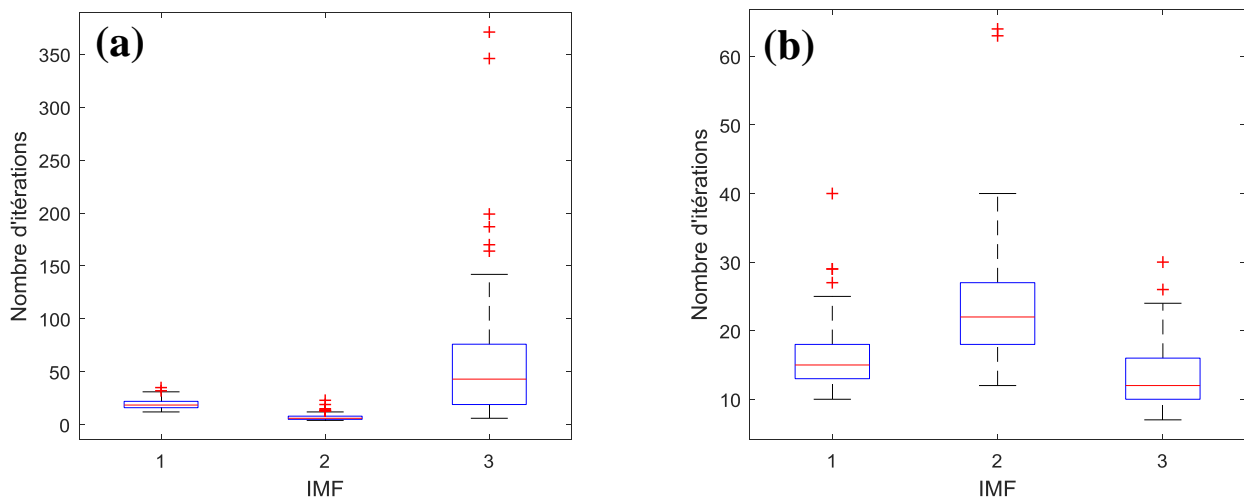


Figure 3.13 Comparaison entre le nombre des itérations de l'EEMD (a) et la CEEMDAN (b)



5. Une technique hybride basée sur la CEEMDAN et l'analyse en ondelette pour la détection des défauts en régime variable

La très grande majorité des signaux vibratoires mesurés à partir des machines tournantes sont très complexes et contiennent plusieurs composantes représentant souvent la signature vibratoire des différentes pièces montées sur ces machines : Arbres, roulements, engrenages, accouplements ... etc. Les propriétés de ces signatures sont dans la plupart des cas, très dépendantes du régime de fonctionnement de la machine : Pour le régime variable, la majorité de composantes vibratoires tendent à suivre la variation de la vitesse de rotation de la machine, tout en évoluant de phénomènes cycliques de natures stationnaires, vers des phénomènes non-stationnaires de fréquences variables.

En cas d'anomalie, l'exploitation de ces signaux tels quels sera très difficile, surtout si on considère que l'apparition d'un défaut va induire un changement dans la composition des signaux et ajoute plus de complexité. Une technique optimale de détection des défauts par l'analyse vibratoire doit être capable de séparer les différentes signatures et ainsi de faire lier chaque signature à son phénomène générateur, soit au régime constant, soit au variable.

De ce fait, 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.

○ Décomposition du signal original

Pour séparer les composantes présentes dans un signal vibratoire, nous proposons l'utilisation de la décomposition empirique modale, avec ses propriétés d'adaptativité et de localité permettant de détecter les différents modes oscillatoires contenus dans un signal, même s'ils sont correspondants à des phénomènes transitoires. A ce propos nous allons utiliser la dernière version nommée CEEMDAN.

○ Choisir le mode optimal

Après une décomposition réussie du signal vibratoire, les modes représentant les signatures vibratoires des composantes à diagnostiquer, doivent être sélectionnées. Pour faire cela, trois critères sont proposés :



- La couverture de la fréquence de résonance des roulements (Pour les roulements)
- La couverture de l'ordre d'engrènement (Pour les engrenages)
- Les valeurs de Kurtosis

La fréquence de résonance du roulement est indépendante de conditions de fonctionnement, et ne dépend que du roulement lui-même (matière de construction, géométrie, ...), c'est donc un caractère efficace pour l'identification de l'IMF correspondant aux roulements, même si la vitesse est variable.

Pour les engrenages, la variation de la rigidité d'engrènement ou « meshing stiffness » est la source des vibrations des pignons, l'ordre d'engrènement peut être donc considéré comme un critère efficace pour la reconnaissance du mode correspondant aux engrenages, sachant que sa valeur est facile à déduire à partir de nombre de dents :

$$f_m = f_r \times Z$$

$$O_m = Z$$

D'autre part, les valeurs élevées du Kurtosis sont généralement liées aux chocs générés par les défauts, du fait que la présence des chocs cause habituellement la diminution de l'aplatissement de la distribution d'un signal, ce qui peut être vérifié mathématiquement par le Kurtosis, ce dernier est donc choisi comme un critère afin de garantir que le mode sélectionné comprend la composante correspondante au défaut. Le Kurtosis est généralement calculé comme suivant :

$$Kurtosis = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^4 p(x) dx}{(\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^2 p(x) dx)^2}$$

○ Filtrage du mode optimal par l'analyse en ondelette

L'opération précédente peut être de grande importance pour la procédure de détection mais reste encore insuffisante pour prendre une décision finale, surtout dans le cas de défauts naissants, ce qui peut créer une confusion pour faire un diagnostic. Les deux critères proposés promettent une sélection optimale du mode contenant les signes des défauts, mais sans confirmation. De plus, les IMFs obtenues par la décomposition modale 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 décision certaine. Pour faire cela, une analyse multirésolution en ondelette sera utilisée : Deux filtres ont été construits sur la base de l'ondelette de Daubechis et seront utilisés pour obtenir les détails et les approximations du mode optimal. Le choix des paramètres de la décomposition a été réalisé sur la base des résultats trouvés dans le travail de Djebala et al [Dje 15].

- **Échantillonnage angulaire et calcul du spectre d'ordre**

Une fois la signature vibratoire temporelle du défaut est obtenue, une analyse fréquentielle sera nécessaire pour connaître la nature des défauts. Cela est fait par une transformée de Fourier qui donne un spectre où se manifestent les périodicités intégrées dans le signal. Ceci nous permet de remonter aux défauts cherchés en comparant les fréquences des pics apparents sur le spectre avec les fréquences caractéristiques de ces défauts. Cependant, la transformée de Fourier a été prouvée inefficace avec le régime variable. La solution de ce problème sera l'utilisation de l'échantillonnage angulaire et le calcul du spectre d'ordre.

Dans notre cas, le spectre d'ordre d'enveloppe est privilégié à cause de son efficacité comme un outil de cyclostationnarité qui permet la démodulation des signaux et avoir une idée sur les fluctuations d'énergie du signal. L'Enveloppe du détail obtenue à partir le filtrage par ondelette, sera donc échantillonné angulairement et enfin transformé au domaine d'ordres.

6. Synthèse du chapitre

Dans ce chapitre, les fondements théoriques de quelques méthodes de détection des défauts de machines tournantes en régime variable ont été présentés. Les fabuleuses caractéristiques et propriétés de quelques techniques de traitement de signal ont été montrées.

Visant à tirer profit des avantages de ces techniques temporelles, fréquentielles et tempo-fréquentielles, une méthode hybride qui permettra une détection des défauts en régime variable a été construite. Le jumelage est basé sur une nouvelle méthode dite la CEEMDAN, l'analyse en multirésolution d'ondelette et l'analyse d'ordre.

Les différentes étapes formant l'algorithme de la démarche proposée ont été présentées en détail. Une application sur un signal simulé ainsi qu'une validation expérimentale réalisée sur des roulements et des engrenages sera présentée au chapitre 4.



Les fondements théoriques présentés feront l'objet d'une validation expérimentale, les résultats seront exposés dans le chapitre 4, juste après avoir présenté le plan d'expériences, les manipes utilisées et le matériel de mesure.

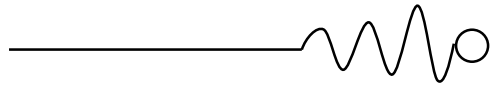


Références

- [Arq 05] P. Y. Arquès, N. Thirion-Moreau et E. Moreau, Les représentations temps-fréquence en traitement du signal, Techniques de l'Ingénieur, Traité Mesures et Contrôle R 308, version 2005.
- [Mar 05] J. Martinez, P. Gajan et A. Strzeleki, Analyse temps-fréquence. Ondelettes, Techniques de l'Ingénieur, Traité Sciences fondamentales AF 4 510, version 2005.
- [Coh 05] A. Cohen, Les bases d'ondelettes, Techniques de l'Ingénieur, Traité Sciences fondamentales AF 210, version 2005.
- [Pre 05] B. Pesquet-Popescu et J.C. Pesquet, Ondelettes et applications, Techniques de l'Ingénieur, Traité Télécom AE 5 215, version 2005.
- [Mal 89] S. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machines Intelligence*, 1989 11 (7), 674-693.
- [Zha 03] Zhang, R. R., Ma, S., & Hartzell, S. (2003). Signatures of the seismic source in EMD-based characterization of the 1994 Northridge, California, earthquake recordings. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 93(1), 501-518.
- [Li 12] Li, R., & He, D. (2012). Rotational machine health monitoring and fault detection using EMD-based acoustic emission feature quantification. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(4), 990-1001.
- [Gu 09] GU, X. L., LI, P. L., TAN, H. T., ZHANG, T. T., LI, L., WANG, X. Z., & YU, Y. F. (2009). SEA LEVEL VARIATION ANALYSIS WITH RBF NEURAL NETWORK BASED EMD METHOD [J]. *Oceanologia Et Limnologia Sinica*, 5, 002.
- [Wu 2009] Wu, Zhaohua, and Norden E. Huang. "Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method." *Advances in adaptive data analysis* 1.01 (2009): 1-41.
- [Col 11] Colominas, Marcelo A., et al. "Noise-assisted EMD methods in action." *Advances in Adaptive Data Analysis* 4.04 (2012): 1250025
- [Dje 08] Djebala A, application de la transformée par ondelettes a l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques, thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT (2008)
- [Dje 15] Djebala A, Babouri MK, Ouelaa N (2015) Rolling bearing fault detection using a hybrid method based on empirical mode decomposition and optimized wavelet multi-resolution analysis. *Int J Adv Manuf Technol* 79(9–12):2093–2105

CHAPITRE 4

Simulation numérique et validation expérimentale

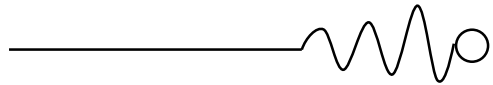


Contenu du chapitre

1. Introduction
 2. Application sur un signal simulé
 3. Application sur des signaux mesurés
 - 3.1. Défauts de roulements
 - 3.1.1. Banc d'essai et outils de mesure
 - 3.1.2. Résultats et discussions
 - 3.1.2.1. Cas d'un défaut de la bague externe
 - 3.1.2.2. Cas d'un défaut de la bague interne
 - 3.2. Défauts d'engrenages
 - 3.2.1. Banc d'essai et matériel de mesure
 - 3.2.2. Résultats et discussions
 4. Synthèse du chapitre.
-

1. Introduction

L'objectif de cette partie est de valider les fondements théoriques précédents. Une étude expérimentale sera entamée sur les défauts de roulements et les défauts d'engrenages. L'approche proposée sera premièrement testée avec un signal simulé en utilisant le modèle décrit dans le chapitre 2. Ensuite, l'efficacité de la technique hybride présentée dans le chapitre 3 sera testée avec des signaux réels. En premier lieu l'approche proposée sera appliquée sur des signaux mesurés sur des roulements défectueux fonctionnant en régime variable. Deux types de défauts ont été considérés ; un défaut sur la bague extérieure, et un autre sur la bague intérieure. La deuxième application concerne la détection des défauts d'engrenages en régime variable. A ce propos l'approche proposée sera validée sur des signaux mesurés sur un banc d'essais comportant un engrenage défectueux.



2. Application sur un signal simulé

Avant d’appliquer la technique proposée sur des signaux réels mesurés à partir des machines tournantes, elle sera testée premièrement avec des signaux simulés, générés en utilisant le modèle décrit dans le chapitre 2. De fait que la majorité des défauts singuliers localisés sur les roulements et les engrenages induisent presque la même signature vibratoire représentée sous forme de forces impulsives périodiques, le signal présenté dans ce qui va suivre peut simuler les deux défauts.

Ce signal représente la signature vibratoire d’un roulement à bague externe fixe et bague interne tournante, ayant un petit défaut au niveau de la bague externe (Figure 4.1). Le signal a été simulé avec les caractéristiques montrées sur le tableau (4.1). La variation de la vitesse a été supposée comme montré dans le profil de la figure (4.2 (a)), le signal vibratoire obtenu par les paramètres susmentionnés est représenté dans la figure (4.2 (b)).

Fréquence de résonance	850 Hz
Fréquence d’échantillonnage	15000 Hz
Variation de la vitesse (Rpm)	2000 ~ 3300
Ordre du défaut	3

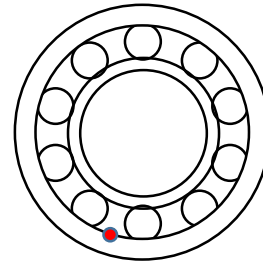


Tableau 4.1 Caractéristiques de la simulation

Figure 4.1 Roulement proposé

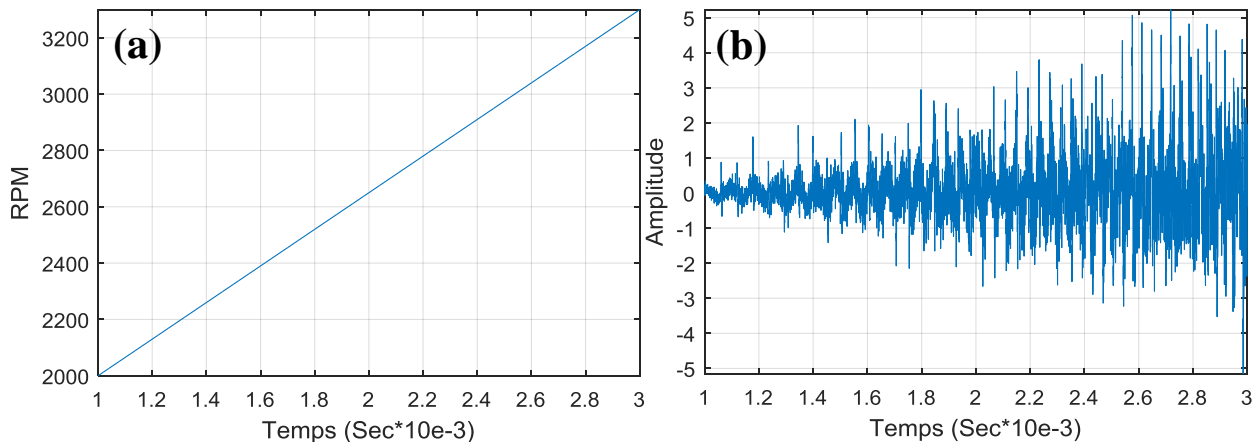
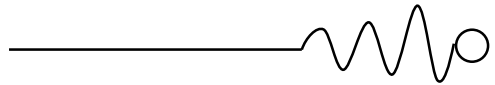


Figure 4.2 Variation de la vitesse (a). Signal vibratoire simulé (b)



• **Étape 1 : Décomposition du signal et choix du mode optimal**

La première étape de la technique proposée consiste à décomposer le signal vibratoire par la CEEMDAN. Les résultats de cette étape sont montrés dans la figure (4.3). La comparaison des IMFs obtenues avec les composantes réelles utilisées pour construire le signal simulé, confirme le pouvoir de la CEEMDAN à séparer les différents modes oscillatoires intégrés dans le signal et extraire les signes des défauts (Figure (4.4)).

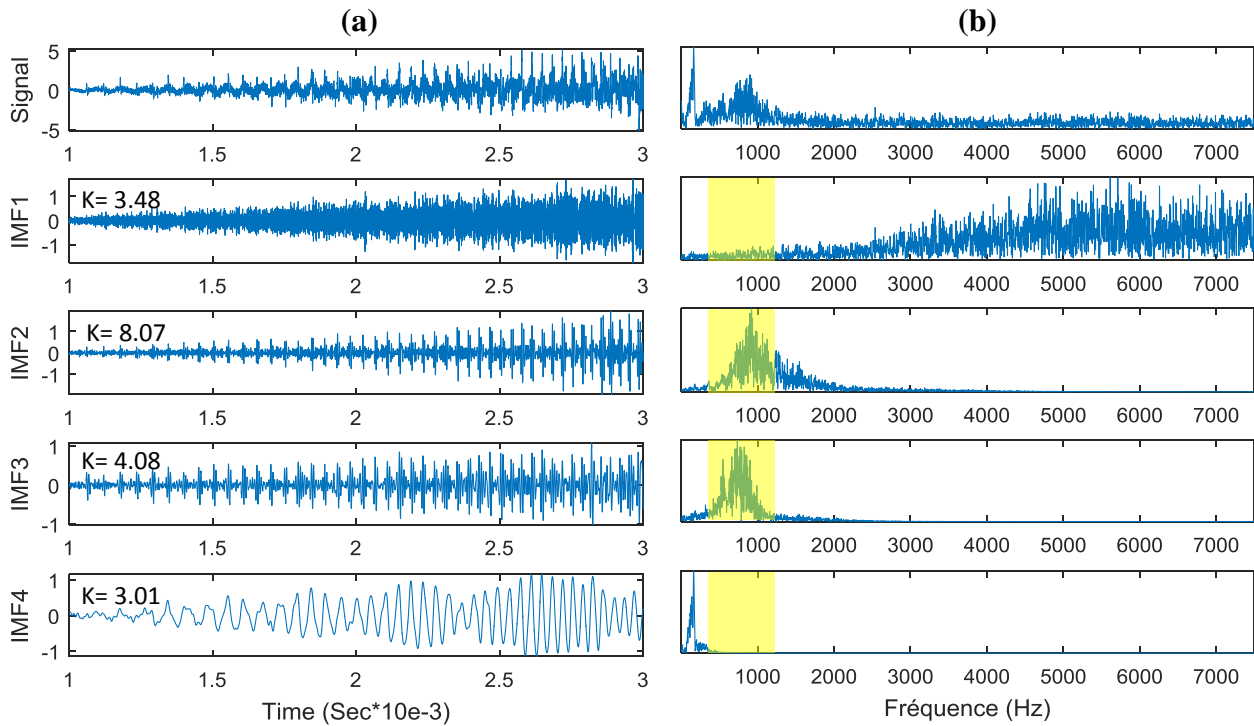


Figure 4.3 Signal simulé + sa décomposition (a). Spectres correspondant (b)

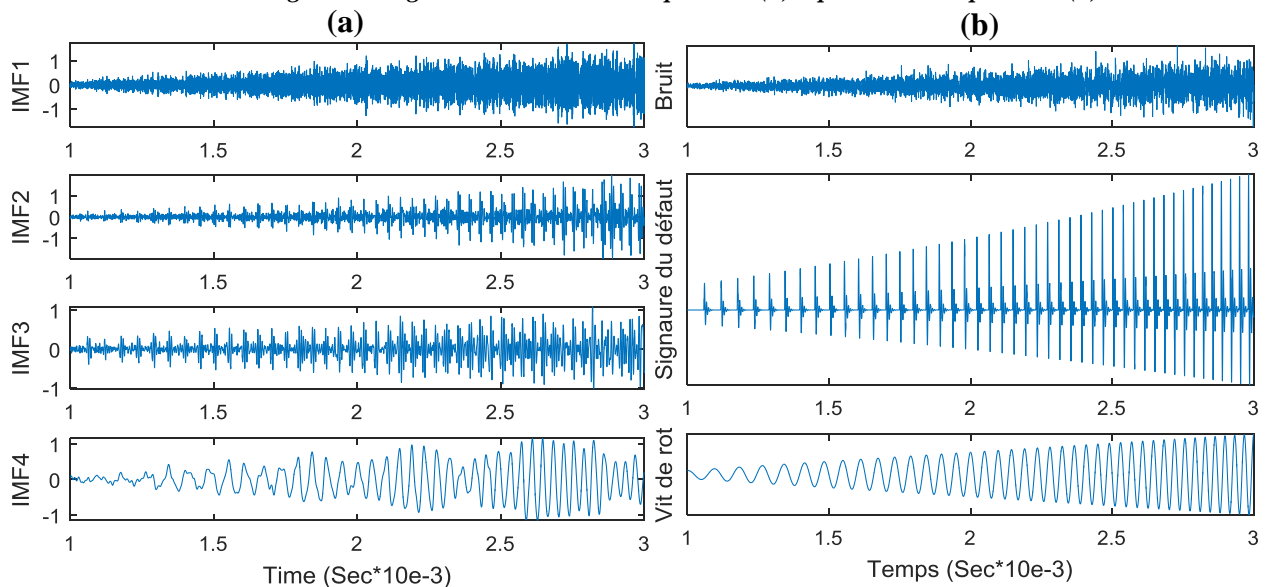
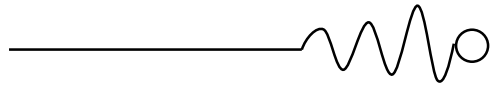


Figure 4.4 Comparaison entre IMFs obtenues (a) et composantes réelles (b)



Selon les critères proposés dans le chapitre 3, l'IMF ayant un spectre qui couvre la fréquence de résonance du roulement peut être le mode correspondant à la signature vibratoire de ce dernier. Après l'analyse des IMFs obtenues, les deux IMFs 2 et 3 semblent être satisfaisantes, le deuxième critère proposé va nous permettre de prendre une décision finale. A ce propos, le kurtosis de la deuxième IMF est supérieur à celui de la troisième IMF (8,07 contre 4,08), c'est donc la deuxième IMF qui va être sélectionnée pour être utilisée dans la deuxième étape.

- **Étape 2 : Débruitage du mode optimal par l'analyse en ondelette**

Après l'obtention du mode qui représente probablement la signature vibratoire du défaut de roulement, une isolation des chocs générés par ce dernier sera entamée pour une décision certaine, en utilisant une analyse multirésolution en ondelette. Le mode sélectionné sera passée à travers deux filtres : passe-bas et passe-haut, construits sur la base de l'ondelette mère de « Daubechis5 » représentée dans la (Figure 4.5).

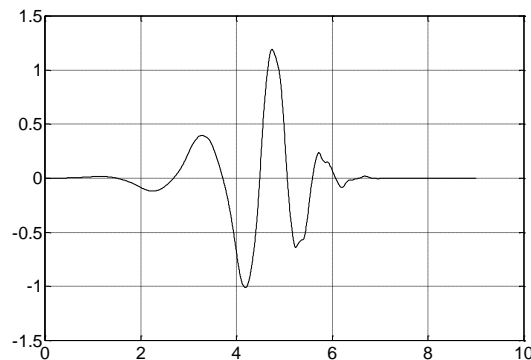


Figure 4.5 Ondelette mère utilisée pour le filtrage

Cette opération va nous permet d'avoir une représentation séparée des composantes du mode optimal, sous forme d'Approximations et Détails, représentant respectivement les composantes à basses fréquences et les composantes à hautes fréquences. Ceci signifie pour notre cas, la possibilité de débruiter l'IMF choisie et obtenir une visualisation plus claire de la signature du défaut, celui-là est confirmé par la figure 4.6 qui montre les résultats de cette étape.

Le détail 4 sera sélectionné pour la prochaine opération, d'après les critères décrits précédemment. La figure 4.7 montre bien la qualité du filtrage du signal en comparant le mode sélectionné après la décomposition empirique avec le détail obtenu après l'analyse en ondelette, le bruit entre les chocs a été parfaitement enlevé.

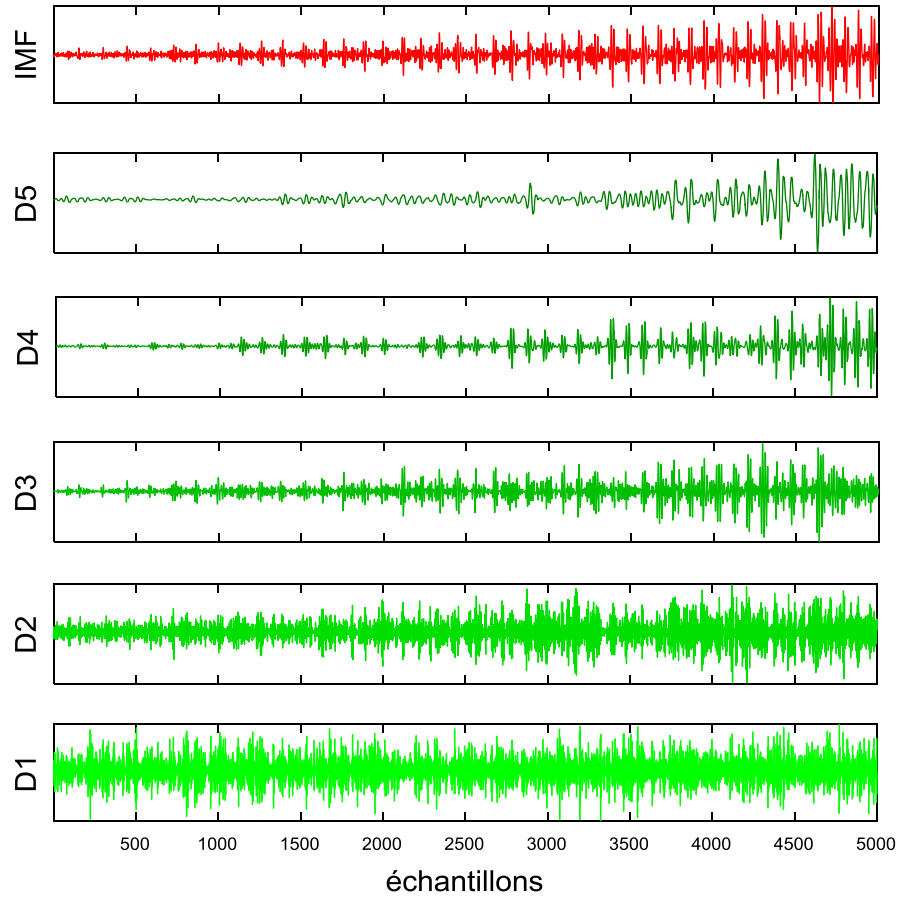
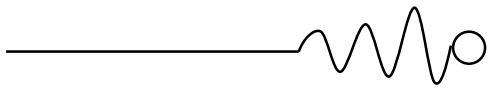


Figure 4.6 Les détails obtenus après l'analyse en ondelette

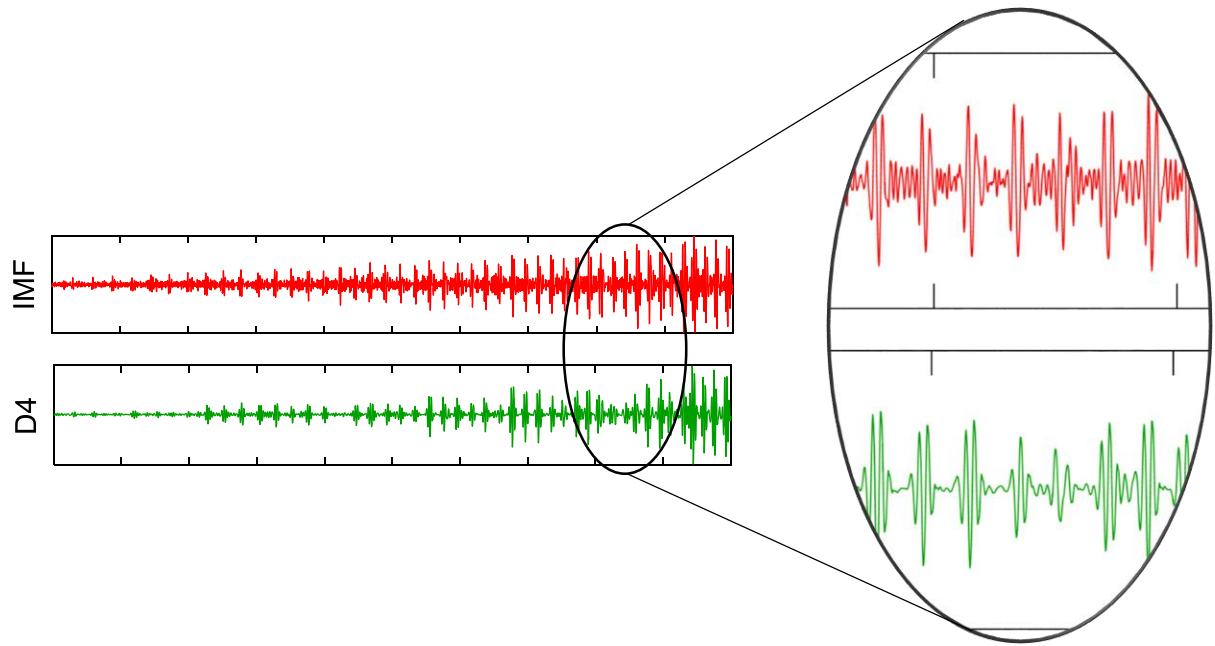
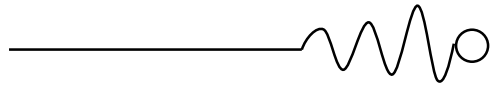


Figure 4.7 Zoom sur les chocs



- **Étape 3 : Échantillonnage angulaire et calcul du spectre d'ordre d'enveloppe**

Après l'extraction de la signature temporelle du défaut, une analyse fréquentielle est nécessaire pour confirmer la présence du défaut, en comparant les caractéristiques de celui-ci avec les résultats obtenus. La transformée de Fourier a été prouvée inefficace lorsque la vitesse est variable. C'est donc l'étape de l'élimination des effets de la variation de la vitesse par l'échantillonnage angulaire. Comme mentionné dans le chapitre 3, l'analyse de l'enveloppe dans notre cas est préférée à celle du signal lui-même à cause de son efficacité (l'enveloppe). En utilisant les valeurs de la vitesse de rotation (Figure 4.2), l'enveloppe du détail choisi à l'étape précédente a été échantillonnée comme montré dans la (Figure 4.8). Le spectre d'ordre de l'enveloppe est finalement performé donnant le résultat représenté dans la (Figure 4.9), un résultat qui confirme l'efficacité de l'approche proposée dès qu'elle a parfaitement extrait l'ordre du défaut proposé (3).

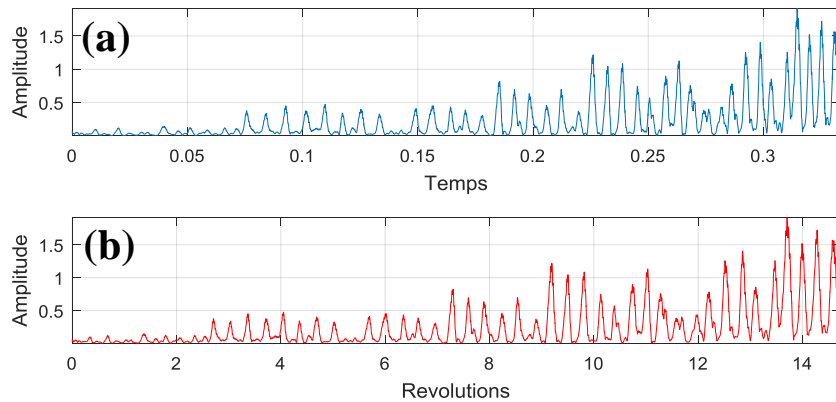


Figure 4.8 Enveloppe du détail échantillonné : Temporellement (a). Angulairement (b)

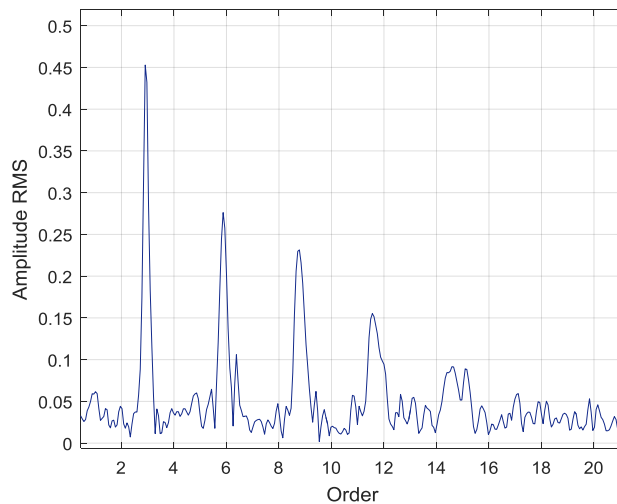
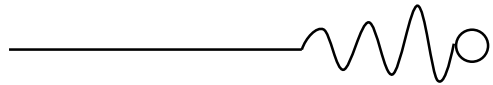


Figure 4.9 Spectre d'ordre de l'enveloppe



3. Application sur des signaux mesurés

3.1. Défauts de roulements

3.1.1. Banc d'essais et matériel de mesure

Le banc d'essais en question est une machine commerciale de simulation des défauts appelée « MFS » ou « Machine Fault Simulator » (Figure 4.10), conçu par l'entreprise américaine « SpectraQuest ». La machine est d'une conception très simple permettant la simulation de plusieurs défauts : balourd, désalignement, défauts de roulements ... etc. un kit de roulements est disponible avec la machine, contenant trois roulements : un roulement sain et deux roulements ayant des défauts singuliers sur la bague extérieure et sur la bague intérieure. Le montage et le démontage des roulements testés peuvent être effectué rapidement, ce qui a rendu possible l'utilisation de plusieurs d'entre eux en un temps minime.

Les mesures sont collectées sur le palier du roulement endommagé par des accéléromètres du type (SpectraQuest) de sensibilité de 100 mV/g montés en position verticale. L'acquisition des signaux est faite via le logiciel intégré à la machine MFS nommé « Vibraquest Pro ». Le dispositif comporte aussi deux disques tournants pour simuler une charge tournante ainsi qu'un frein

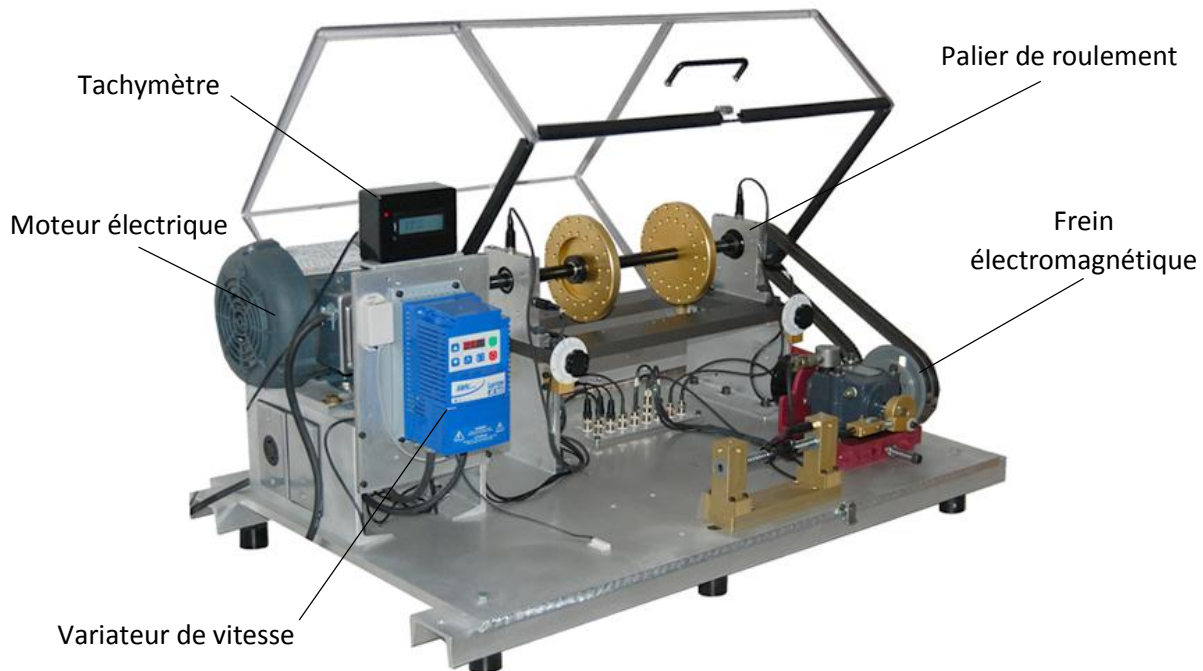
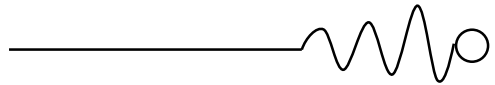


Figure 4.10 Banc d'essais utilisé "MFS"



électromagnétique. Un variateur électrique de vitesse est assemblé avec la machine permettant l'acquisition des signaux vibratoires dans des conditions non-stationnaires.

3.1.2. Résultats et discussion

3.1.2.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure

La figure (4.12 (a)) représente le signal d'accélération mesuré sur le premier roulement avec les caractéristiques montrées dans le tableau (4.2), sur lequel un petit défaut a été simulé sur sa bague extérieure (Figure 4.11). On constate bien l'évolution des amplitudes de vibration avec le temps ce qui confirme que la vitesse de rotation est variable (accélération). La vitesse a été variée de 0 jusqu'à 1800 RPM pendant 34 secondes selon le profil montré dans la figure (4.12 (b)), le signal est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 15360 Hz.

Fréquence de résonance (estimée)	2800 Hz
Fréquence d'échantillonnage	15360 Hz
Variation de la vitesse (Rpm)	0 ~ 1800
Ordre du défaut	3.01

Tableau 4.2 Caractéristiques de l'essai

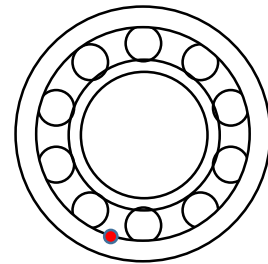


Figure 4.11 Emplacement du défaut

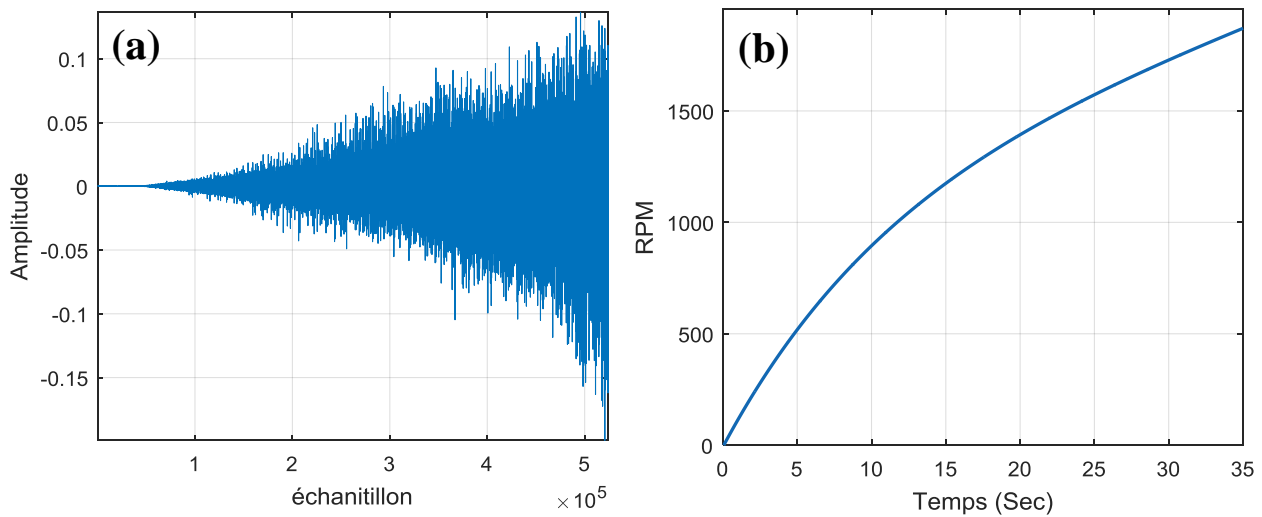
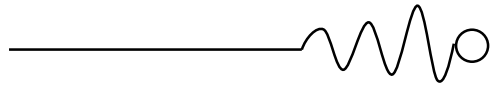


Figure 4.12. Signal vibratoire mesuré (a). Profil de la vitesse de rotation (b)



Le spectre correspondant (Fig. 4.13) ne permet de tirer aucune conclusion sur l'état de fonctionnement du roulement. Quelques modulations sont apparentes et qui sont dues probablement aux fréquences de résonance du roulement (2800 Hz) et du système tout entier.

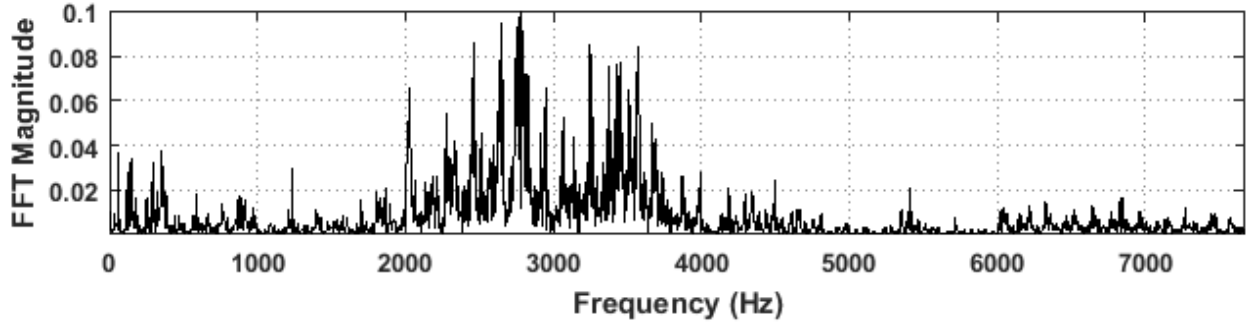


Figure 4.13 Spectre du signal mesuré

La décomposition du signal par la CEEMDAN a donné les modes représentés dans la figure (4.14 (a)). Le calcul et la représentation des spectres de chaque IMF montrent que les trois premiers modes ont une composante vibratoire de fréquence proche de celle de la résonance du roulement (2800 Hz). Sans un autre critère, le choix du mode optimal sera donc difficile. Le calcul des valeurs de kurtosis de chaque mode va nous permettre de voir si un de ces modes a une distribution anormale indiquant la présence des valeurs d'amplitudes excentriques, relatives aux chocs induits

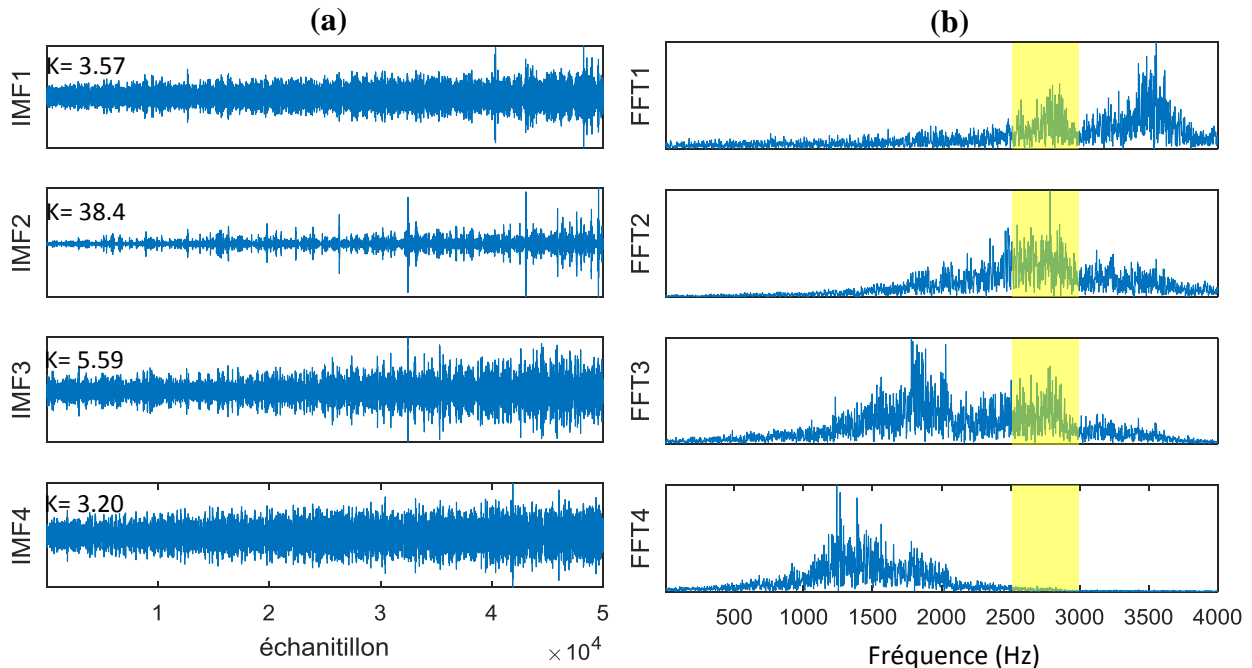
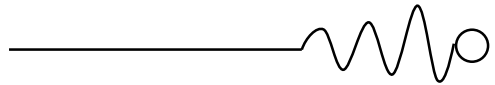


Figure 4.14 Les IMFs obtenues après la décomposition (a). Les spectres correspondant (b)



par le défaut, et donc nous permettre de sélectionner le mode optimal. Une telle opération a montré que la deuxième IMF doit être la candidate la plus satisfaisante pour l'étape suivante (Figure 4.15).

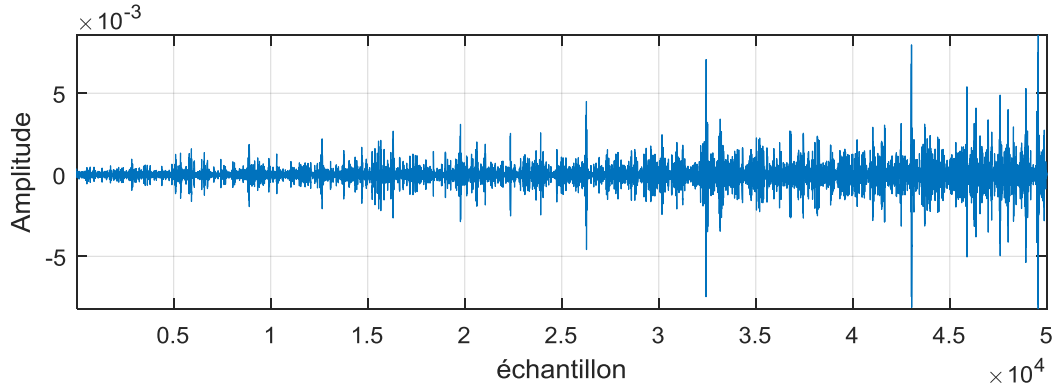


Figure 4.15 L'IMF optimale

Le mode optimal a été ensuite passé à travers les filtres construits sur la base de l'ondelette de Daubechis (Daubechis5) 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 roulement. Ceci nous permet d'avoir un signal reconstruit représentant uniquement la signature vibratoire du défaut. Après l'exécution de cette étape, on a pu avoir les détails représentés

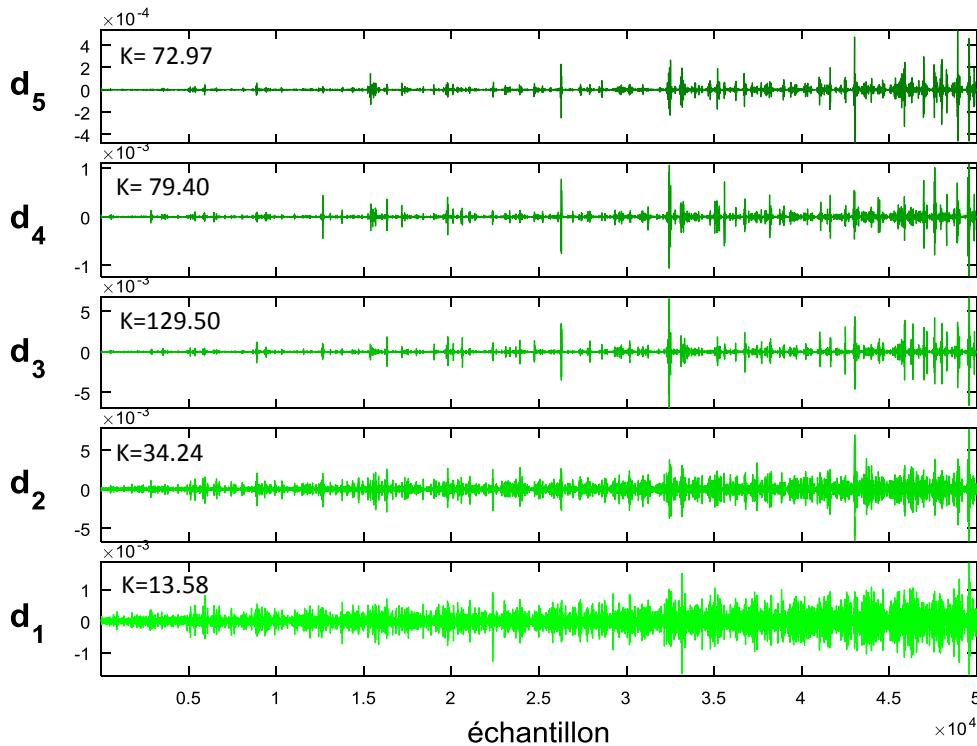
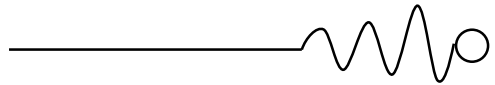


Figure 4.16 Détails obtenus après l'analyse en ondelette



dans la figure (4.16), à partir desquels un détail optimal a été choisi d'après les critères mentionnés précédemment, à savoir détail 3 (Figure 4.17).

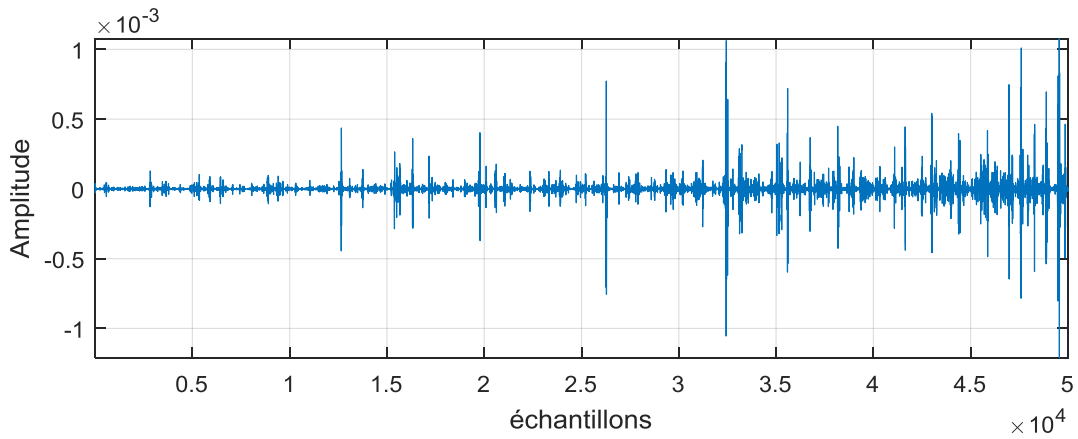


Figure 4.17 Le détail optimal

La figure (4.18) montre bien la qualité du filtrage du signal en comparant le mode sélectionné après la décomposition empirique avec le détail obtenu après l'analyse en ondelette. 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. Qui passe de 38,4 à 129,5.

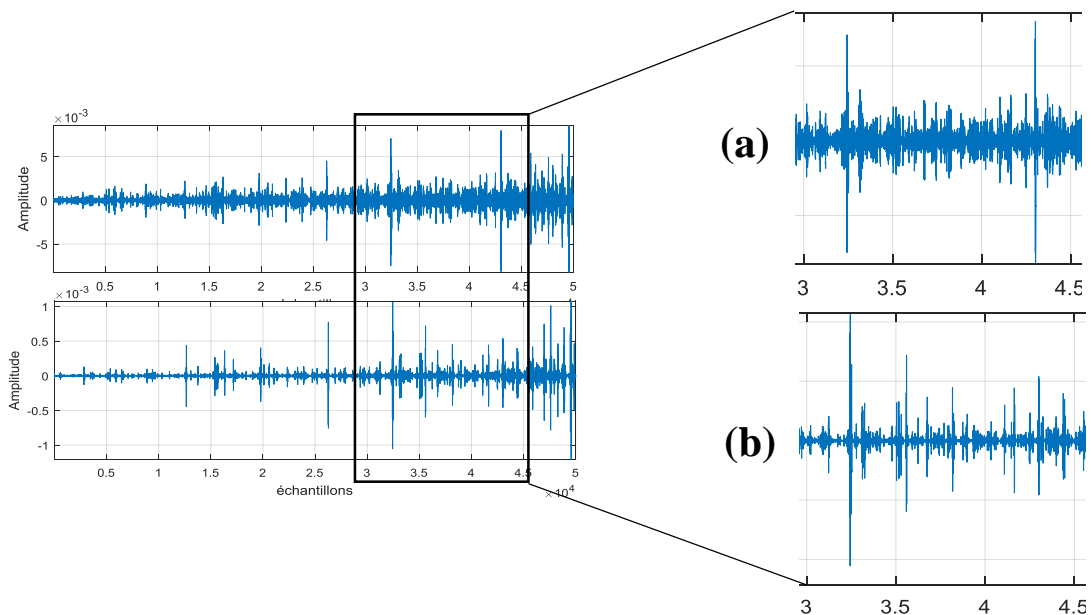
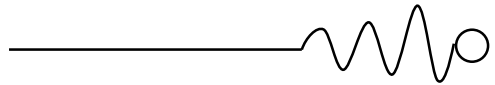


Figure 4.18 Comparaison entre l'IMF (a) et le détail (b)



La dernière étape consiste à calculer l'enveloppe du détail optimal et l'échantillonner angulairement pour aider la transformée de Fourier à extraire les périodicités variables en fonction de la vitesse de rotation. L'enveloppe re-échantillonnée est montrée dans la figure (4.19), le spectre d'ordre indiquant clairement la présence du défaut d'ordre correspondant (3.01) est présenté dans la figure (4.20).

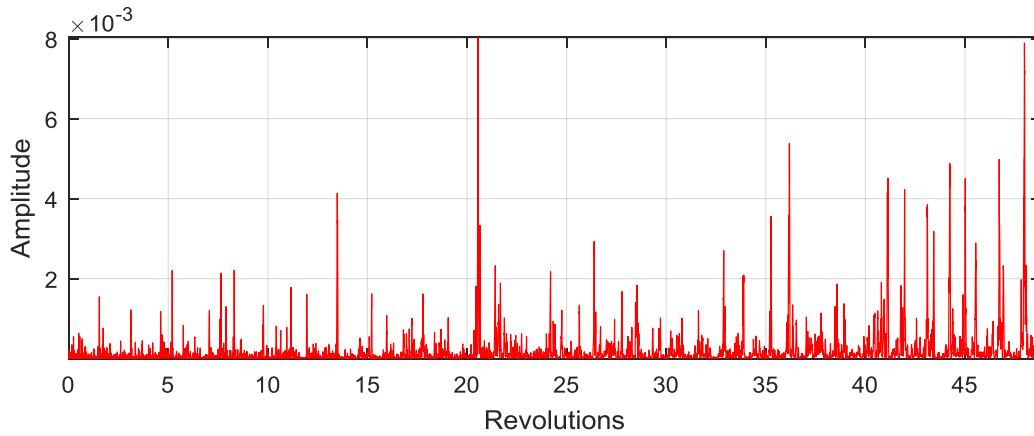


Figure 4.19 Enveloppe du détail optimal échantillonnée angulairement

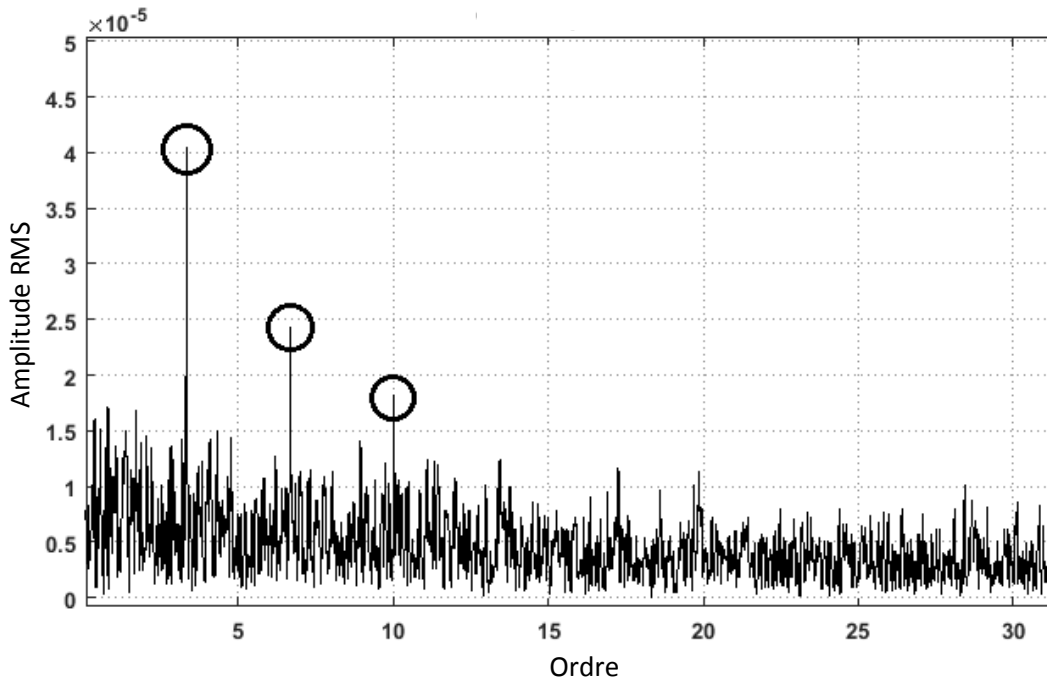
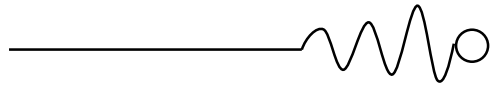


Figure 4.20 Spectre d'ordre de l'enveloppe



3.1.2.2. Cas d'un défaut sur la bague intérieure

Dans cette section on s'intéresse à la détection d'un défaut sur la bague intérieure. Pour cela, nous allons utiliser un deuxième roulement similaire au précédent, ayant les caractéristiques montrées dans le tableau (4.3), sur lequel un petit défaut a été simulé sur sa bague intérieure (Figure 4.21). La vitesse a été variée de 0 jusqu'à 1800 RPM pendant 34 secondes de la manière montrée dans la figure (4.22 (b)), le signal a été mesuré et conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 15360 Hz, il est montré dans figure (4.22 (a)).

Fréquence de résonance	2800 Hz
Fréquence d'échantillonnage	15360 Hz
Variation de la vitesse (Rpm)	0 ~ 1800
Ordre du défaut	4.9

Tableau 4.3 Caractéristiques de l'essai

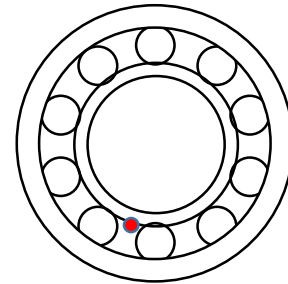


Figure 4.21 Emplacement du défaut

La décomposition du signal par la CEEMDAN a donné les modes représentés dans la figure (4.23 (a)). Le calcul et la représentation des spectres de chaque IMF montrent que les quatre modes ont une composante vibratoire de fréquence proche de celle de la résonance du roulement (2800

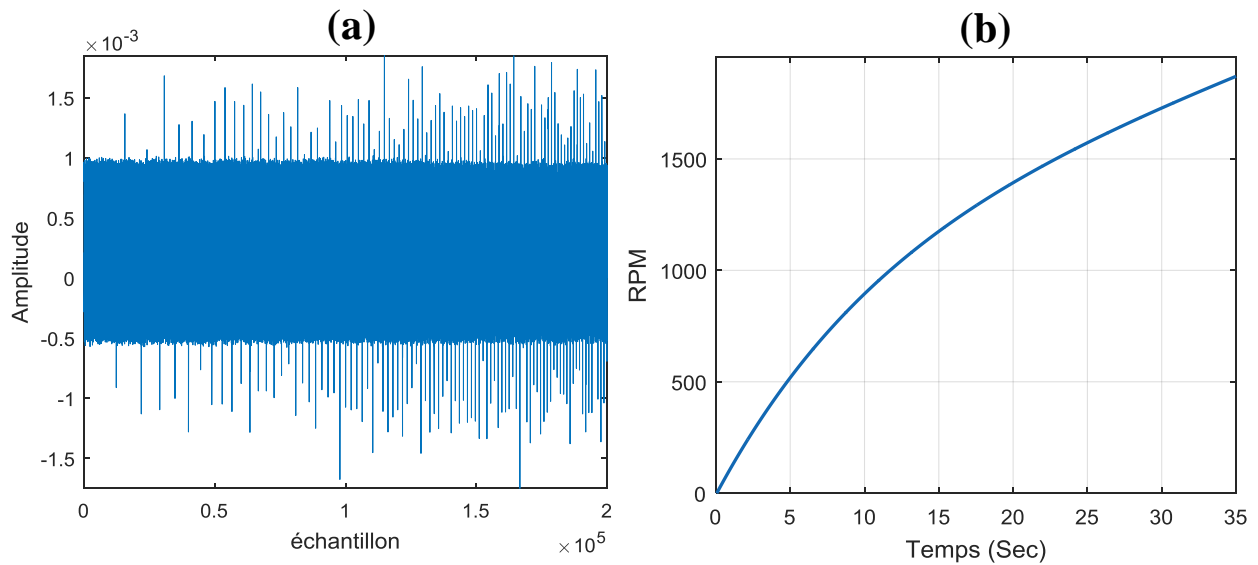


Figure 4.22 Signal vibratoire mesuré (a). Profil de la vitesse de rotation (b)

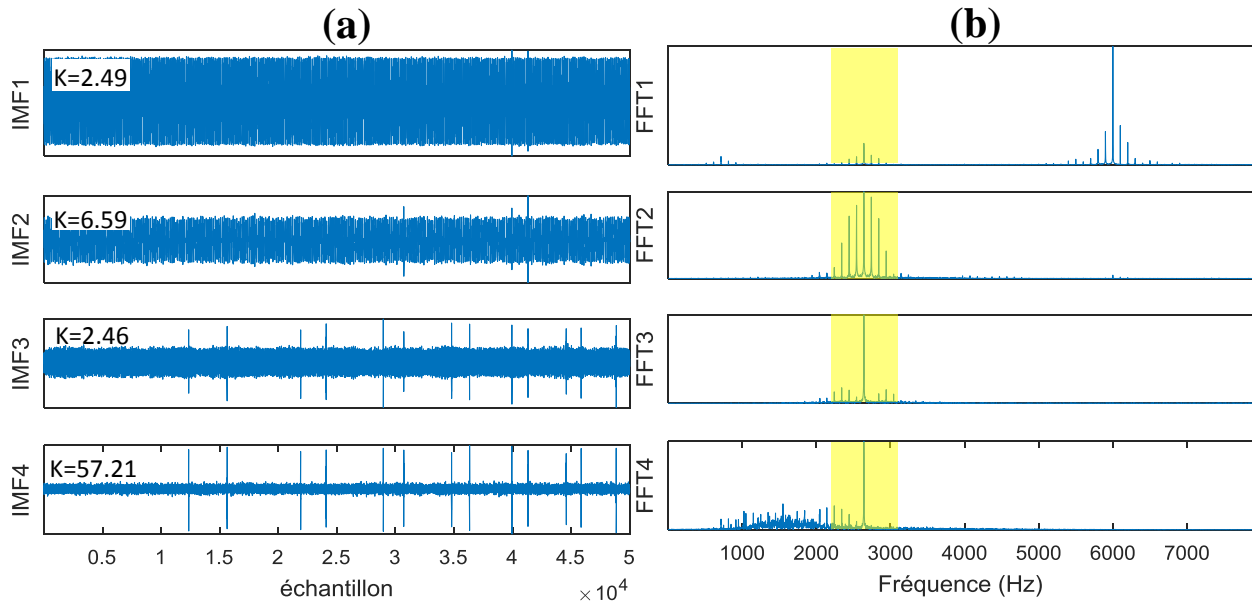
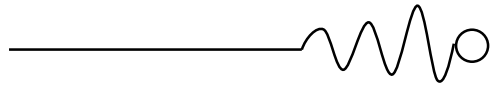


Figure 4.23 Les IMFs obtenues après la CEEMDAN (a). Les spectres correspondant (b)

Hz), le calcul des valeurs de kurtosis de chaque mode va nous permettre de voir si un de ces modes 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 mode optimal. Une telle opération a montré que la quatrième IMF doit être la candidate la plus satisfaisante pour l’étape suivante (Figure 4.24).

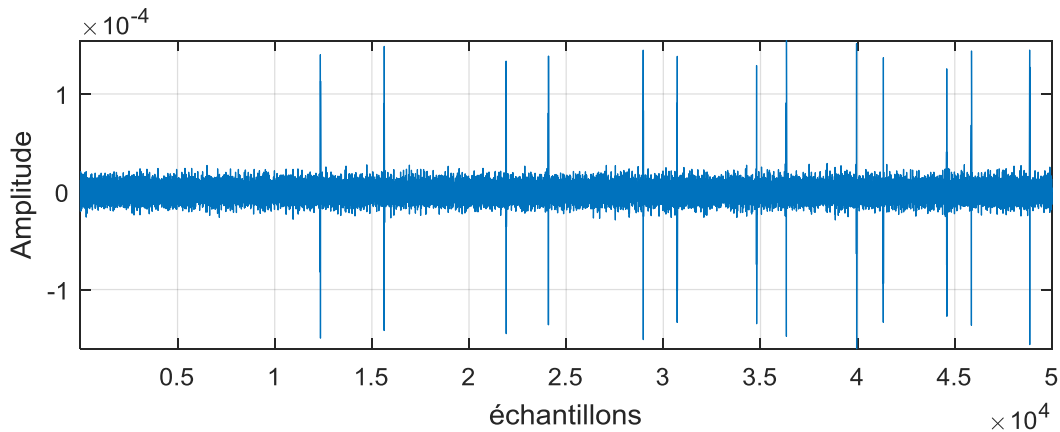
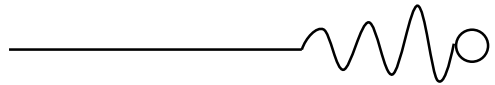


Figure 4.24 L’IMF optimale

Le mode optimal a été ensuite passé à travers les filtres construits sur la base de la même ondelette de Daubechis (Daubechis5) 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 roulements. 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 les détails représentés dans la figure (4.25), à partir desquels un détail optimal a été choisi d'après les critères mentionnés précédemment, à savoir le détail 4.

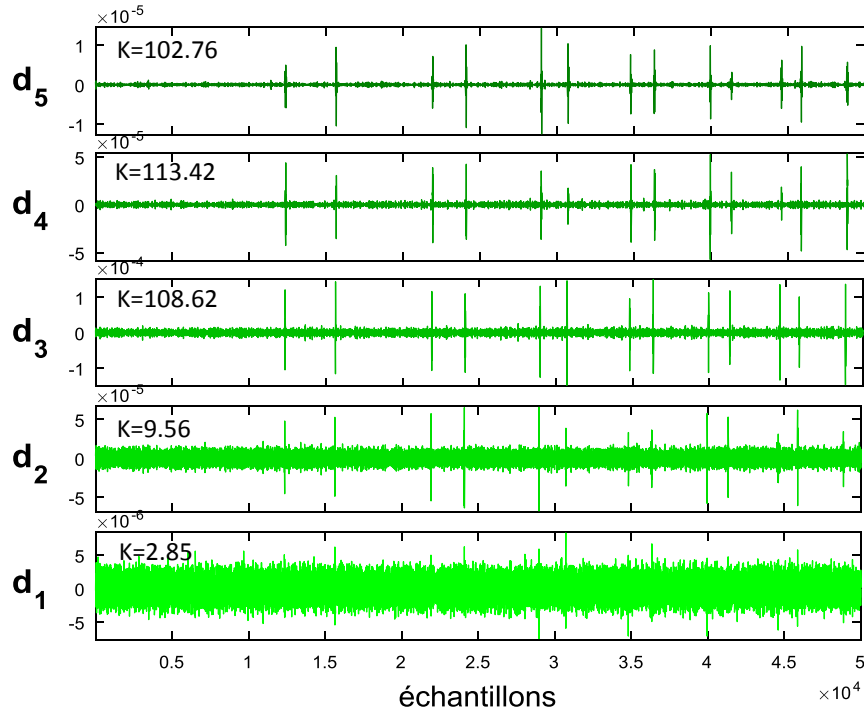


Figure 4.25 Les détails obtenus après la décomposition par ondelette

La figure (4.26) montre bien la qualité du filtrage du signal en comparant le mode sélectionné après la décomposition empirique avec le détail obtenu après l'analyse en ondelette, 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 qui passe de 57,21 à 113,42.

La dernière étape consiste à calculer l'enveloppe du détail optimal et l'échantillonner angulairement pour aider la transformée de Fourier à extraire les périodicités variable en fonction de la vitesse de rotation. L'enveloppe re-échantillonnée est montrée dans la figure (4.27), le spectre d'ordre indiquant clairement la présence du défaut d'ordre correspondant (4.9) est présenté dans la figure (4.28)

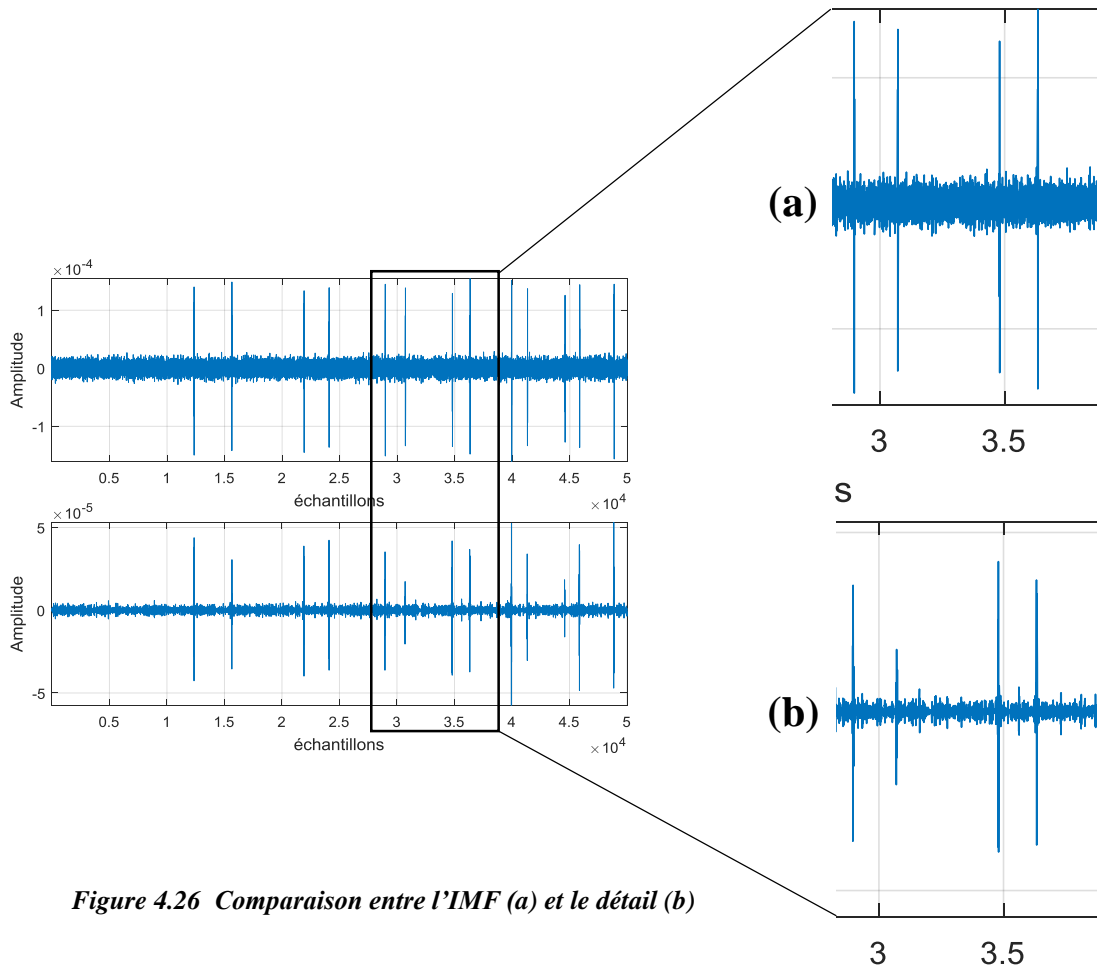
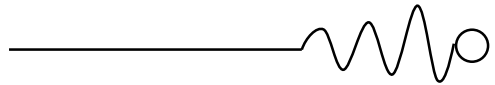


Figure 4.26 Comparaison entre l'IMF (a) et le détail (b)

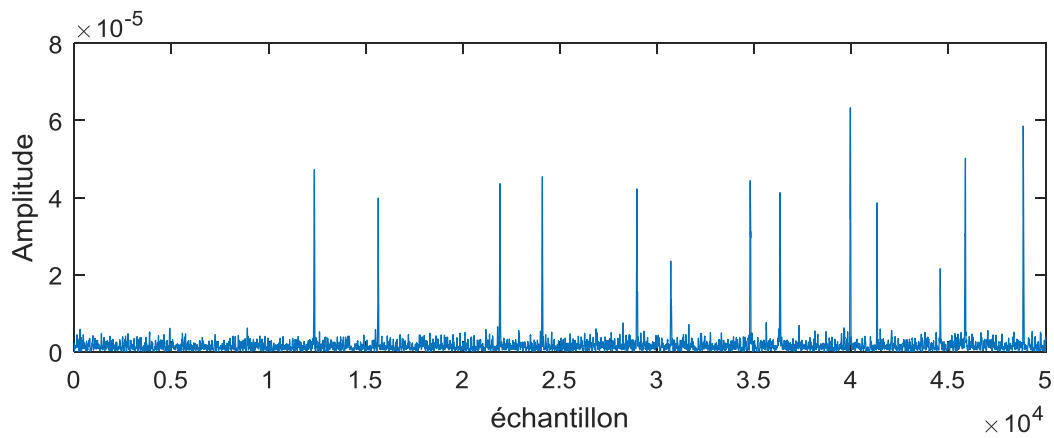


Figure 4.27 l'enveloppe du détail optimal

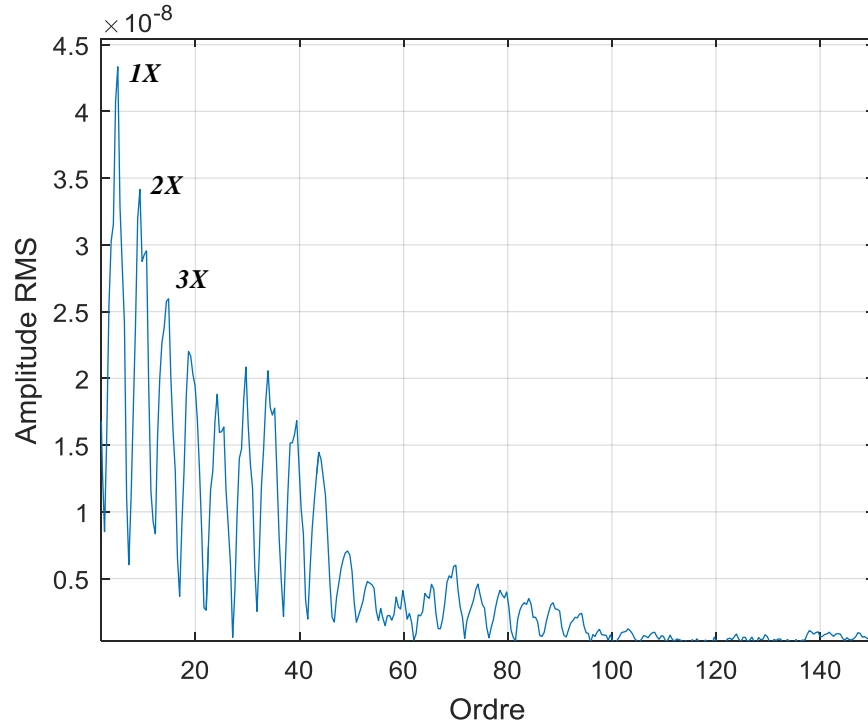
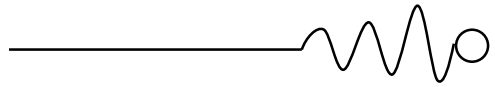


Figure 4.28 Le spectre d'ordre de l'enveloppe

3.2. Défauts d'engrenages

3.2.1. Banc d'essai et matériel de mesure

Un autre banc d'essais sera utilisé pour tester la technique proposée avec les défauts d'engrenages. Le banc d'essais en question est un dispositif d'une conception très simple réalisé au Laboratoire de Mécanique et Structures de l'Université de Guelma (Figure 4.29). La manip se présente sous la forme d'une boîte de vitesses constituée de trois arbres rigides supportés par six roulements sains (n°1 dans la figure), et reliés entre eux par quatre pignons cylindriques à denture b fabriqués en acier, dont l'un d'eux a un défaut local sur l'une de ses dents. La boîte est lubrifiée par barbotage et alimentée par un moteur électrique triphasé (n°2) ayant une puissance nominale de 2.2 KW et une plage de vitesse allant de 0 jusqu'à 2860 tr/min, commandé par un variateur électrique programmable permettant l'acquisition des signaux vibratoires aux conditions stationnaires et non-stationnaires.

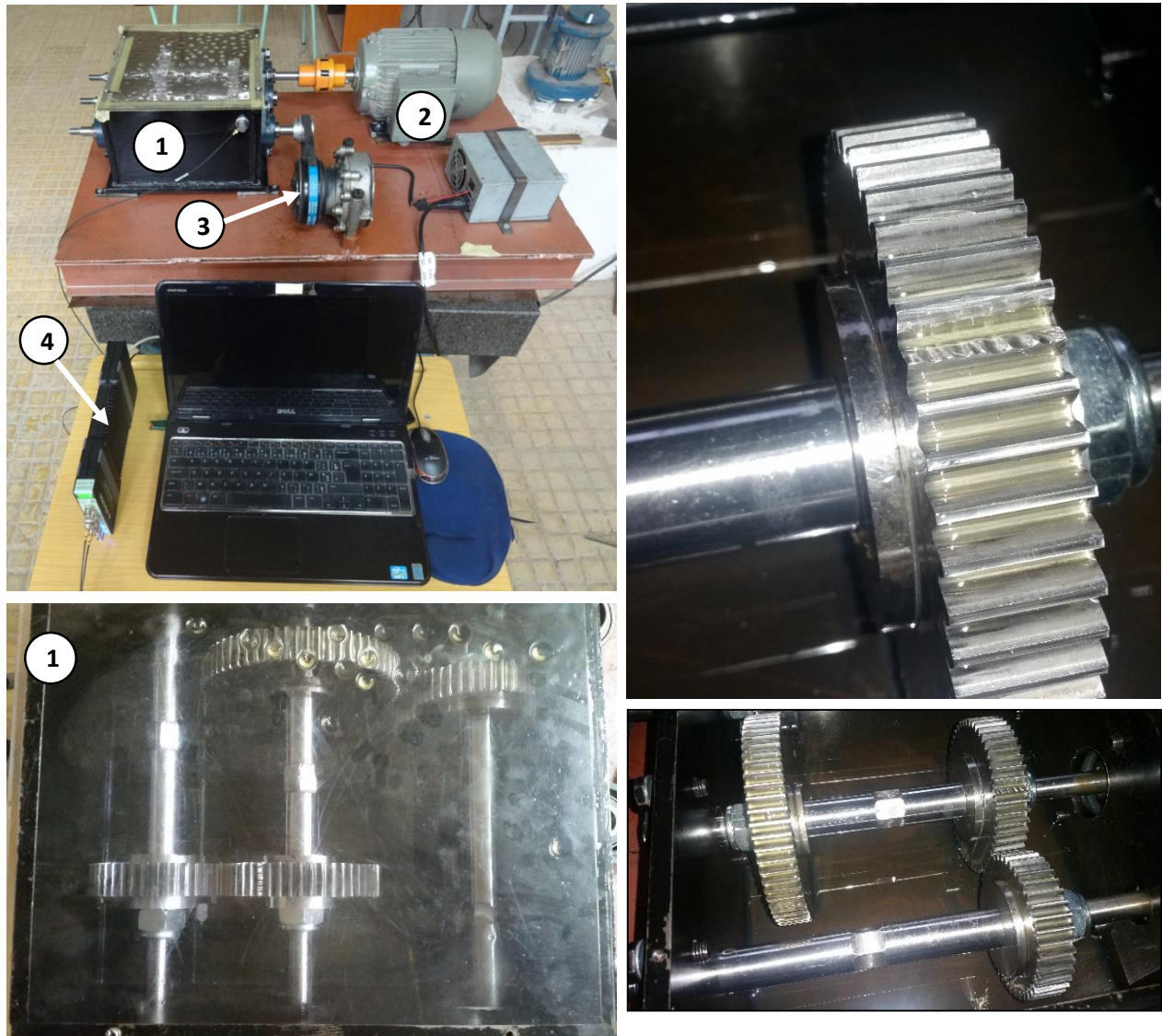
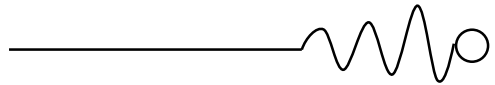
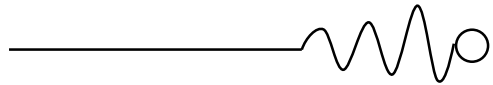


Figure 4.29 Banc d'essai utilisé

Les mesures sont collectées sur les paliers des roulements supportant les arbres par des accéléromètres en position verticale, de type (4533 Brüel & Kjær) et une sensibilité de 103.8 mV/g, avec une gamme de fréquences allant jusqu'à 12800 Hz. La fixation est assurée par un aimant et l'acquisition des données est faite par un analyseur multi-chaines de type (3160-A-042 Brüel & Kjær) (n°4). Le dispositif comporte aussi un frein électromagnétique pour simuler les charges (n°3).



3.2.2. Résultats et discussion

La figure (4.31 (b)) représente le signal d'accélération mesuré sur le palier du pignon défectueux ayant les caractéristiques montrées dans le tableau (4.4), sur lequel un petit défaut a été simulé sur l'une de ses dents (Figure 4.30). La vitesse du moteur a été variée de 400 jusqu'à 870 RPM pendant 16 secondes de la manière montrée dans la figure (4.31 (a)), le signal est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 16384 Hz.

Nombre de dents (pignon menant)	50 dents
Nombre de dents (pignon mené défectueux)	42 dents
Rapport de transmission (étage 1)	0.84
Variation de la vitesse (RPM) (pignon défectueux)	328 ~ 714
Ordre d'engrènement	42
Ordre du défaut	1

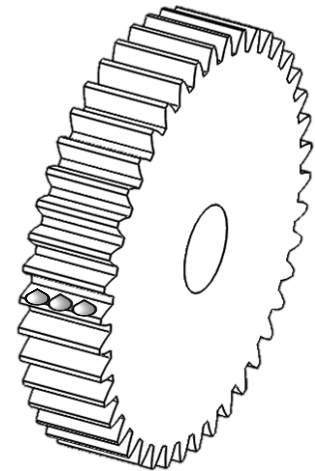


Tableau 4.4 Caractéristiques de l'essai

Figure 4.30 Pignon utilisé

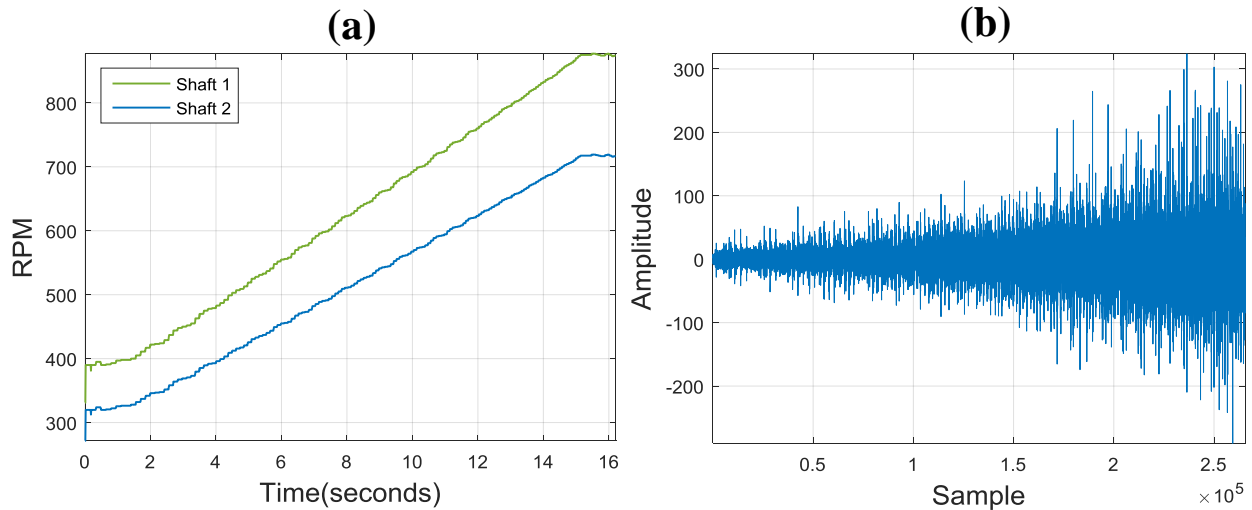
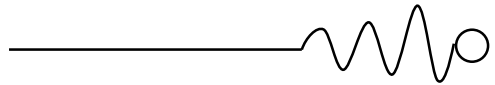


Figure 4.31 Profil de la vitesse (a). Signal vibratoire mesuré (b)



La décomposition du signal par la CEEMDAN a donné les modes présentés dans la figure (4.33 (a)). Contrairement au cas des roulements, le calcul et la représentation des spectres classiques de chaque IMF obtenue ne permet pas de mettre en évidence le mode correspondant au défaut d'engrènement. En effet, le critère utilisé dans ce cas n'est pas une caractéristique indépendante de la vitesse de rotation comme dans le cas des roulements, où on a utilisé la fréquence de résonance, mais une composante fréquentielle non stationnaire, à savoir la fréquence d'engrènement, qui dépend aussi du nombre de dents. Pour le choix du mode optimal dans ce cas, nous allons calculer les spectres d'ordre au lieu des spectres classiques, pour déterminer et utiliser l'ordre d'engrènement au lieu de la fréquence d'engrènement. Les résultats obtenus sont montrés dans la figure (4.32 (b)). L'analyse montre que les trois premiers modes ont une composante vibratoire d'ordre proche de celle de l'engrènement (ordre 42). Comme pour le cas des roulements, une opération d'isolation qui consiste à calculer les valeurs du kurtosis de chaque mode, va nous permettre de voir si un de ces modes 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 mode optimal. Une telle opération a montré que la première IMF est la compsnante la plus optimale pour l'étape suivante (Figure 4.33).

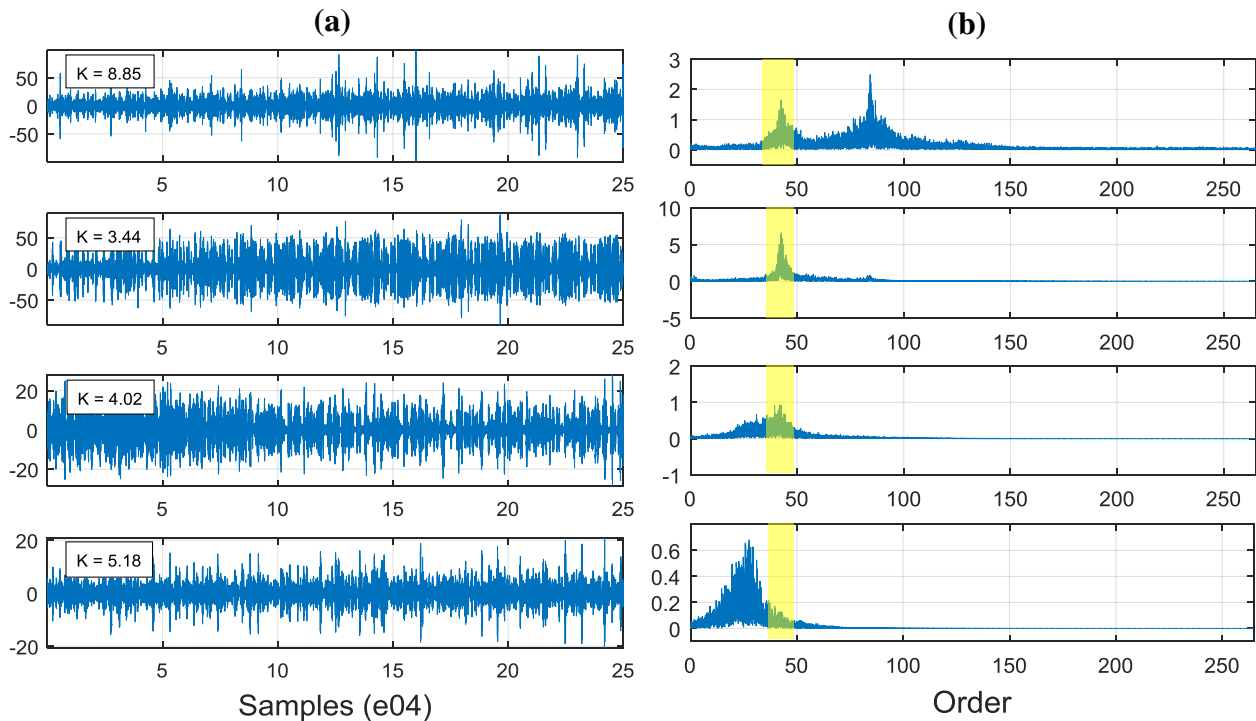


Figure 4.32 Les IMFs obtenues après la décomposition (a). Leurs spectres d'ordre correspondants (b)

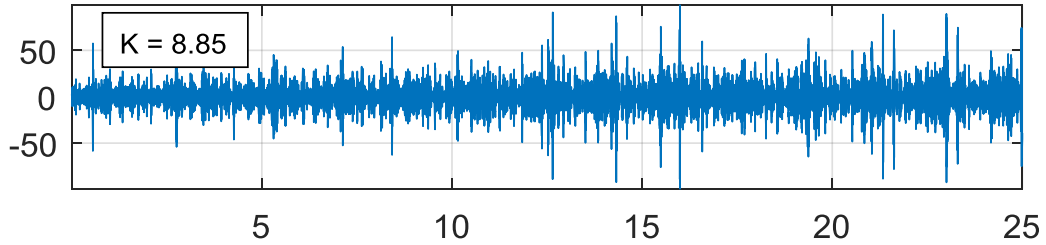
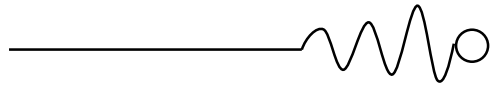


Figure 4.33 Le mode optimal

L'opération précédente a permis une sélection optimale du mode contenant les signes des défauts, mais les IMFs obtenues par la décomposition modale restent relativement bruitées ou mélangées 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 mode optimal sera passé à travers les mêmes filtres d'ondelette comme pour le cas des roulements. L'exécution de cette étape a permis d'avoir les détails représentés dans le figure (4.34), le détail 3 est sélectionné comme optimal pour les mêmes raisons précédentes.

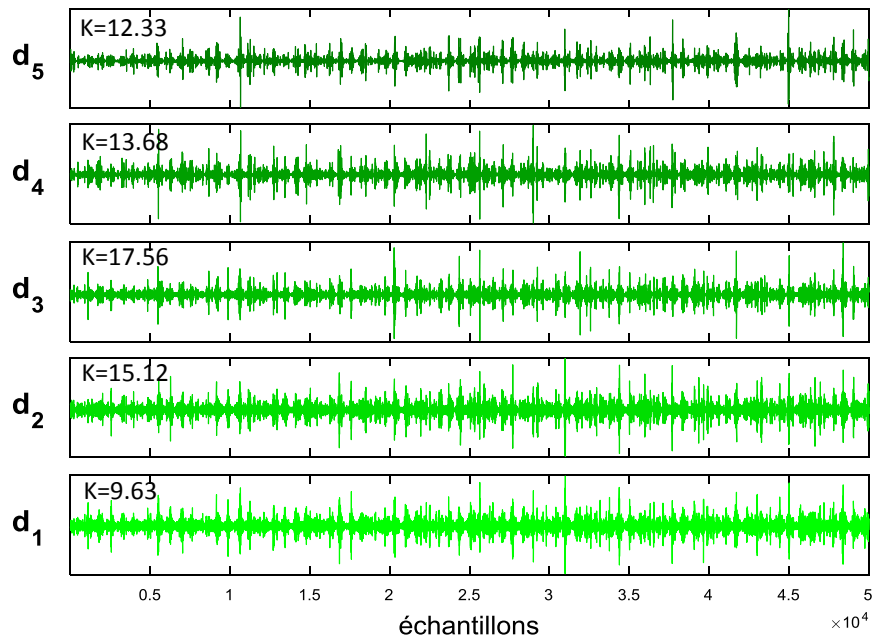


Figure 4.34 Les détails obtenus après la décomposition en ondelettes

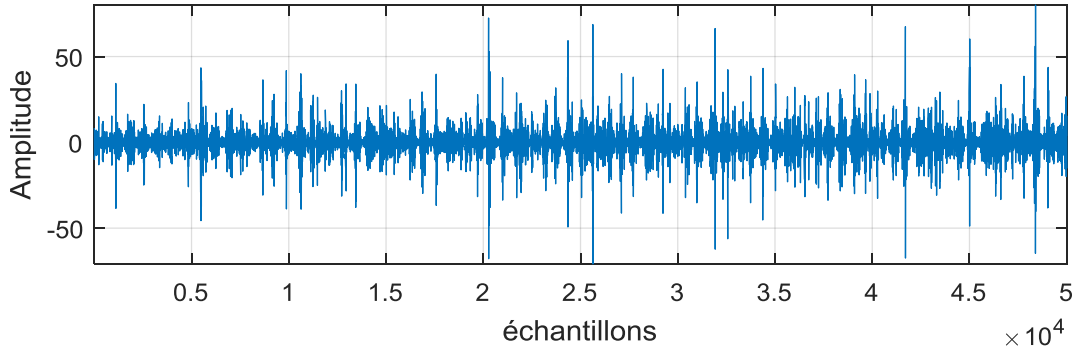
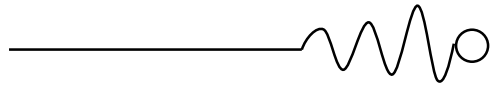


Figure 4.35 Le détail optimal

Une comparaison entre l'IMF optimale de la décomposition modale et le détail de la décomposition en ondelette montre toujours la valeur ajoutée du filtrage par cette dernière (Figure 4.36).

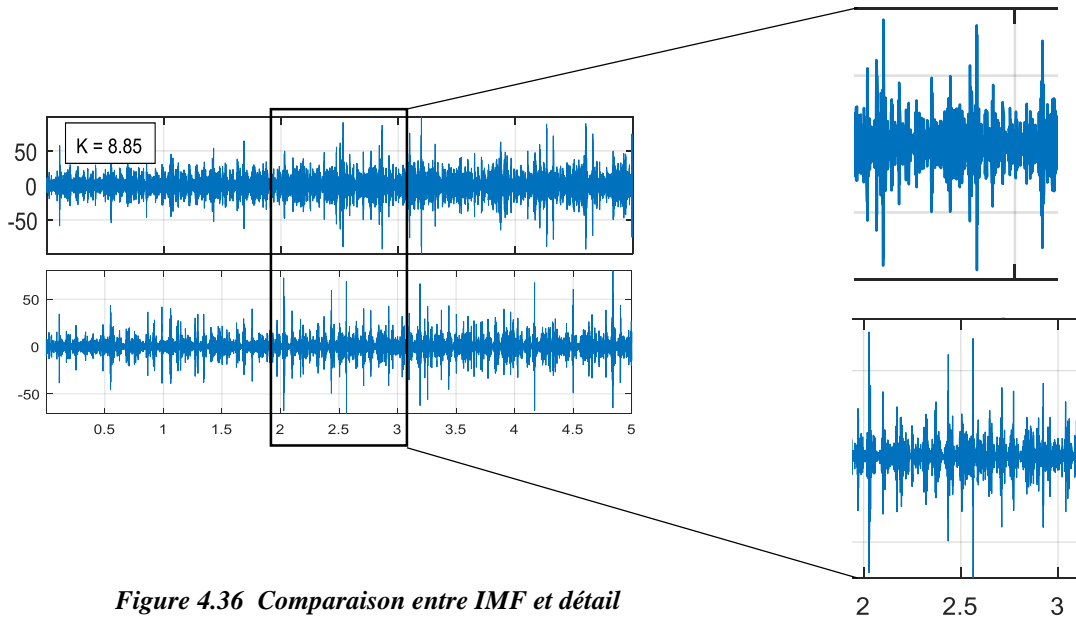


Figure 4.36 Comparaison entre IMF et détail

Finalement, l'enveloppe du détail optimal est calculée et échantillonnée angulairement pour extraire les périodicités variables présentes dans le signal en fonction de la vitesse de rotation. L'enveloppe re-échantillonnée est montrée dans la figure (4.37), le spectre d'ordre indiquant la présence du défaut d'ordre correspondant est présenté dans la figure (4.38).

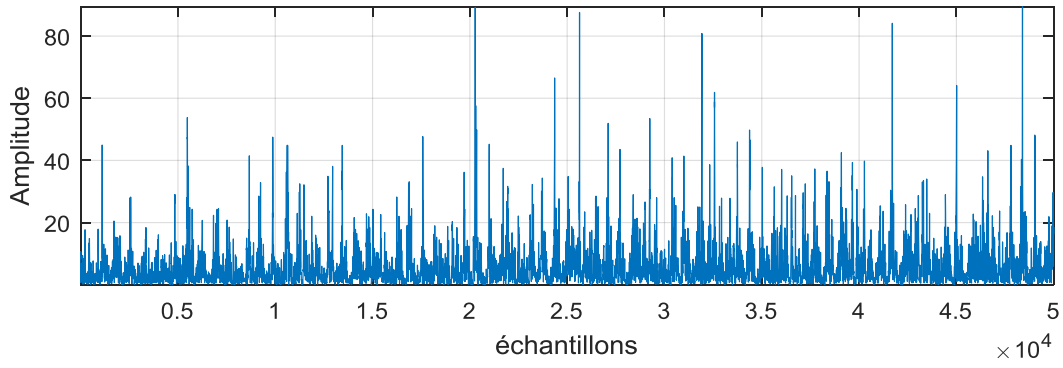
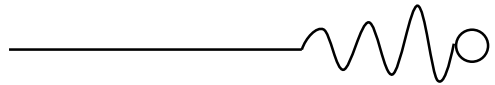


Figure 4.37 Enveloppe du détail optimal

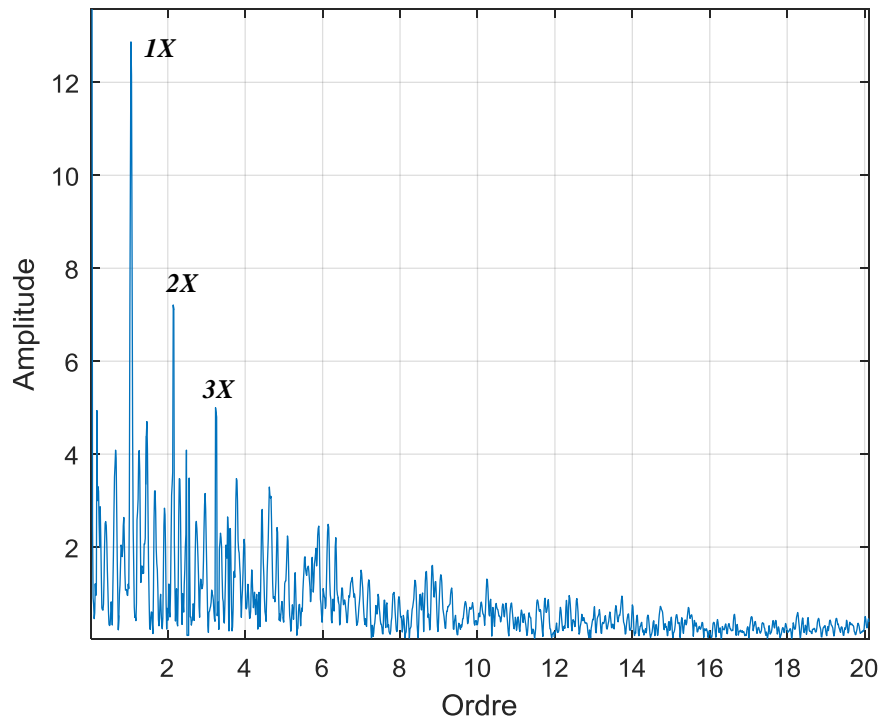
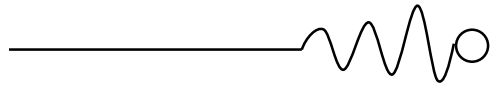


Figure 4.38 Spectre d'ordre de l'enveloppe



4. Synthèse du chapitre

Ce chapitre a été consacré à la validation des fondements théoriques étudiées et discutées dans les chapitres précédents. L'objectif est de vérifier l'efficacité de la démarche proposée sur un signal simulé selon le modèle mathématique présenté dans le chapitre 2 et sur des signaux issus des bancs d'essais disponibles au laboratoire de mécanique et structures. Après avoir prouvé l'efficacité de la démarche proposée sur un signal simulant des chocs en régime variable, une série de test a été réalisée sur des signaux expérimentaux sur des roulements et des engrenages.

Pour le cas des roulements, des défauts sur la bague interne et la bague externe ont été considérés. Les signaux mesurés ont été premièrement décomposés par la CEEMDAN qui a prouvé ses capacités à séparer les modes oscillants inclus dans ces signaux, permettant la sélection d'un mode optimal sur la base du kurtosis. Ce mode représente la signature vibratoire du roulement avec son défaut. L'analyse en ondelette a ensuite permis d'avoir une représentation plus claire en filtrant le mode sélectionné. L'échantillonnage angulaire de l'enveloppe du détail optimal a finalement permis la réalisation d'une analyse d'ordre qui a permis l'obtention d'une représentation fréquentielle indépendante du temps qui sert à détecter les défauts en régime variable.

De même que pour les roulements, l'approche proposée a été testée avec succès pour la détection des défauts d'engrenages fonctionnant en régime variable. Dans ce cas l'ordre cherché correspond à la l'ordre 1 de la vitesse de rotation de l'arbre supportant la roue défectueuse.

Conclusion générale

Les machines tournantes font partie intégrante et indissociable de l'industrie moderne. Un défaut de roulement ou d'engrenage peut compromettre la production et conduire à la baisse technicoéconomique d'une entreprise. L'installation d'un contrôle efficace et constant de ces machines est donc un aspect important à prendre en considération dans les différentes politiques de gestion de tout système de production. Dans ce contexte, plusieurs travaux de recherches ont été réalisés visant essentiellement le développement de méthodes fiables et pratiques pour la détection précoce des défauts de machines. De centaines de travaux ont été présentés dans lesquels les chercheurs ont utilisé l'analyse vibratoire pour la détection de ces défauts. Le problème est que la plupart des techniques d'analyse ont été développées pour être utilisées dans le cas où la vitesse est constante ce qui a incité les chercheurs à développer des outils d'analyse, de traitement et de diagnostic des défauts dans le cas d'un régime de fonctionnement variable.

Dans cet esprit, l'objectif de cette thèse était de proposer une technique visant à détecter les défauts de roulements et des engrenages indépendamment des conditions de fonctionnement de la machine, à savoir le profil de la vitesse de rotation, et cela en se basant sur l'hybridation de quelques outils d'analyse vibratoire jugés efficaces dans le régime constant. Ces outils sont la décomposition empirique modale, l'analyse multirésolution en ondelettes, l'analyse d'enveloppe et l'analyse d'ordre.

La très grande majorité des signaux vibratoires mesurés à partir des machines tournantes sont très complexes et contiennent plusieurs composantes représentant souvent la signature vibratoire des différentes pièces montées sur ces machines : Arbres, roulements, engrenages, accouplements ... etc. Les propriétés de ces signatures sont dans la plupart des cas, très dépendantes du régime de fonctionnement de la machine. Pour le régime variable, la majorité de composantes vibratoires tendent à suivre la variation de la vitesse de rotation de la machine, tout en évoluant de phénomènes cycliques de natures stationnaires, vers des phénomènes non-stationnaires de fréquences variables. En cas d'anomalie, l'exploitation de ces signaux tels quels sera très difficile, surtout si on considère que l'apparition d'un défaut va induire un changement dans la composition des signaux et ajoute plus de complexité. De ce fait, l'approche présentée dans cette thèse vise premièrement à séparer les composantes présentes dans le signal vibratoire mesuré en bénéficiant du pouvoir de la technique dite CEEMDAN, qui se caractérise par les

meilleures propriétés d'adaptativité et de localité permettant l'isolation des différents modes oscillatoires contenus dans le signal, même s'ils sont correspondants à des phénomènes transitoires comme ceux qui caractérisent les défauts de roulement et d'engrenages. Un mode optimal, qui représente la signature vibratoire d'un roulement ou d'un engrenage défectueux, est ensuite sélectionné en se basant soit sur la couverture de la fréquence de résonance des roulements, soit sur la couverture de l'ordre d'engrènement des pignons. Le kurtosis est utilisé comme un critère supplémentaire qui garantit que le mode choisi contient aussi les signes d'un défaut.

Ces critères promettent une sélection optimale du mode contenant les signes des défauts, mais sans confirmation. De plus, les IMFs obtenues par la décomposition modale peuvent rester bruitées ou mélangées avec les résidus des autres composantes vibratoires. Le but de ce travail est ensuite d'isoler complètement les signes des défauts pour une décision certaine. Pour faire cela, une analyse multirésolution en ondelette est utilisée dans le but de bien filtrer le mode choisi dans l'étape précédente. Une fois la signature vibratoire temporelle du défaut est obtenue, une analyse fréquentielle est réalisée pour connaître la nature des défauts. Cela ne peut être fait que par le calcul du spectre d'ordre après un ré-échantillonnage angulaire, du fait que la méthode classique basée sur la transformée de Fourier est non plus efficace à cause de la variation de la vitesse. Dans notre cas, le spectre d'ordre d'enveloppe est privilégié à cause de son efficacité comme un outil de cyclostationnarité qui permet la démodulation des signaux et avoir une idée sur les fluctuations d'énergie du signal. Après avoir validé la démarche proposée sur un signal simulant des chocs en régime variable, elle a été validée expérimentalement sur des signaux mesurés sur des roulements et des engrenages défectueux.

Les résultats obtenus dans cette thèse ouvrent les yeux sur la possibilité de l'extension de l'application de cette technique hybride avec des cas plus compliqués, objet de nos prochaines études, à savoir :

- L'application de la méthode proposée sur les défauts multiples des roulements (bague interne + bague externe) ou des engrenages (plusieurs dents défectueuses)
- L'application de la méthode proposée avec les défauts combinés (roulements + engrenages)
- L'investigation de l'efficacité de la technique hybride avec des profils de vitesse plus compliqués.