

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة فرحات عباس سطيف 1

Université Ferhat Abbas – Sétif – 1 –

Faculté de Technologie

Département d'Électronique

THÈSE

Présentée pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

En ÉLECTRONIQUE

Par

Mr Mouloud AYAD

Thème

RECHERCHE DE SIGNATURES ROBUSTES DES DEFATS DANS UNE MACHINE TOURNANTE A TRAVERS L'ANALYSE DE SIGNAUX VIBRATOIRES

Date de soutenance : 13/05/2015

Devant le jury composé de :

Président	: Mr Abdelhak FERHAT HAMIDA	Professeur	Université de Sétif - 1
Rapporteur	: Mr Djamel CHIKOUCHE	Professeur	Université de M'sila
Co-rapporteur	: Mr Nacereddine BOUKEZZOULA	M.C.A	Université de Sétif -1
Examineurs	: Mr Noureddine AMARDJIA	M.C.A	Université de Sétif -1
	Mr Amar MEZACHE	Professeur	Université de M'sila
	Mr Redha BENZID	Professeur	Université de Batna

Remerciements

Je tiens à remercier très vivement mon directeur de thèse Monsieur Djamel CHIKOUCHE, Professeur à l'université de M'sila, Je le remercie de m'avoir toujours poussé vers l'avant, pour toute la confiance qu'il m'a porté, pour sa grande disponibilité inconditionnelle, ses conseils avisés, et ses encouragements. Ses nombreuses idées furent un soutien très précieux.

J'adresse mes remerciements pour le Co-encadreur Monsieur Nacereddine BOUKEZZOULA, Maître de conférences A à l'université de Sétif1, pour son soutien.

J'exprime ma gratitude à Monsieur Abdelhak FERHAT HAMIDA, Professeur à l'université de Sétif – 1, pour l'honneur qu'il m'a fait en présidant le jury de cette thèse. Je le remercie vivement pour sa lecture attentive de mon manuscrit et pour son intérêt à l'égard de mon travail.

Je remercie également messieurs les membres du jury pour la caution qu'ils ont bien voulu apporter à ce travail. J'adresse mes remerciements et ma gratitude aux:

- Monsieur Nouredine AMARDJIA, Maître de conférences A de l'université de Sétif1 d'être membre du jury de cette thèse.
- Monsieur Amar MEZACHE Professeur de l'université de M'sila, et Monsieur Redha BENZID Professeur de l'université Batna de m'avoir honorés en acceptant d'être examinateurs de ce travail.

Enfin, je remercie chaleureusement tous les membres de ma famille et tous mes amis pour leur support et leurs encouragements.

À mes deux petits Boutheyra et Abdellah.

Résumé

La surveillance des machines tournantes par l'analyse vibratoire est un sujet qui a reçu un grand intérêt au cours de ces dernières années. En outre, les vibrations de la machine sont très affectées par les conditions de son fonctionnement. Une défaillance inattendue d'une installation peut causer d'énormes pertes économiques, et même des blessures. Dans ce travail, deux approches de diagnostic précoce de défauts des systèmes d'engrenage sont proposées. La première approche est basée sur la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA). Le critère de la sélection des paramètres optimaux est basé sur la valeur maximale de la transformé en ondelette. Les sorties de cette procédure sont résumées en une paire optimale de paramètres qui donnent une meilleure résolution temps-fréquence du signal vibratoire d'engrenage. Le problème de la détection de défauts est considéré comme juste une recherche simple de la signature dans le domaine temps-échelle par l'utilisation des scalogrammes. La deuxième approche est basée sur la fonction d'autocorrélation de la TOMA. La procédure de prédiction de défauts des machines tournantes consiste alors à calculer l'autocorrélation de la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA) à base du critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette. Les deux approches permettent de détecter la présence d'un défaut d'une manière précoce.

Mots-clés: détection précoce, système d'engrenage, surveillance des machines tournantes, TOMA, analyse vibratoire.

Abstract

Monitoring of rotating machines by vibration analysis is a topic that has received a great interest in recent years. Moreover, the vibrations from a machine are very affected by the conditions of its operation. An unexpected fault of an installation may cause huge economic losses, and even personal injuries. In this work, two early diagnostic approaches of gear systems failure are proposed. The first approach is based on the Adaptive Morlet Wavelet (AMW). The criterion for the selection of optimal parameters is based on the maximum value of the Morlet wavelet coefficients. The outputs of this procedure are an optimal pair of parameters that give a better time-frequency resolution of a gear vibration signal. The problem of fault detection is considered just as a simple signature search in the time-scale domain using scalograms. The second approach is based on the autocorrelation function of the AMW. The prediction procedure of defects in rotating machines is to determine the autocorrelation of the adaptive Morlet wavelet transform based on the maximum value of the wavelet transform. An early indication of the presence of a gear defect is obtained by both approaches.

Keywords: Early detection, Gear system, Monitoring of rotating machines, AMW, Vibration analysis.

Table des matières

Remerciements	I
Résumé	II
Abstract	II
Table des matières	III
Table des figures	V
Liste des tableaux	V
Liste des symboles et Notations	VI
Introduction générale	01

Chapitre 1: Généralités sur l'analyse vibratoire des machines tournantes

1. Introduction	07
2. Définitions et notions de bases	08
2.1. Maintenance	08
2.2. Types de maintenances	08
2.2.1. Maintenance préventive	09
2.2.2. Maintenance Corrective	10
2.3. Le défaut	10
3. Technique d'analyse	11
4. Analyse vibratoire	12
4.1. Surveillance et détection	13
4.2. Diagnostic	14
4.3. Mesure et collection du signal vibratoire	15
4.3.1. Le proximètre	16
4.3.2. Le vélocimètre	16
4.3.3. L'accéléromètre	17
5. Surveillance des engrenages par l'analyse vibratoire	18
5.1. Les types d'engrenage et leurs opérations	18
5.2. Les défauts des engrenages	21
6. Les sources des vibrations des engrenages	22
6.1. Déviation du profil idéal des dents	23
6.1.1. Erreur géométrique de l'usinage	23
6.1.2. L'usure des dents	23
6.1.3. L'effet de la charge	23
6.2. Effets de modulation	24
6.2.1. Effets de modulation d'amplitude	24
6.2.2. Effets de modulation de fréquence	25
6.2.3. Effets des Impulsions additifs	25
7. Conclusion	25

Chapitre 2 : État de l'art sur l'utilisation de l'ondelette de Morlet pour la détection des défauts dans les machines tournantes

1. Introduction	27
2. Définitions	27
2.1. Définition d'une ondelette	28
2.2. Définition de la transformée en ondelette	29
2.3. Localisation en temps et en fréquence	29

2.4. L'ondelette de Morlet -----	30
3. L'utilisation de l'ondelette de Morlet sans optimisation des paramètres -----	33
3.1. Analyse fréquentielle -----	33
3.2. Analyse cepstrale -----	33
3.3. La transformée de Wigner-Ville -----	34
4. L'utilisation de l'ondelette de Morlet avec l'optimisation d'un seul paramètre -----	35
4.1. Analyse d'enveloppe -----	36
4.2. Filtrage -----	38
4.3. Méthode de débruitage seuillage -----	39
5. L'utilisation de l'ondelette de Morlet avec l'optimisation des deux paramètres -----	40
5.1. Kurtosis -----	40
5.2. SVD (Singular Value Decomposition) -----	41
5.3. L'extraction d'entropie de l'énergie -----	44
5.4. L'autocorrélation -----	46
6. Conclusion -----	48

Chapitre 3 : Prédiction des défauts par l'ondelette de Morlet adaptée et l'autocorrélation

1. Introduction -----	50
2. La transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA) -----	50
3. Coefficients d'autocorrélation -----	53
4. Signaux de simulation -----	55
4.1 Signal sinusoïdal -----	55
4.2 Somme de trois signaux sinusoïdaux décalés -----	56
4.4 Modulation d'amplitude -----	58
4.5 Modulation de fréquence -----	59
4.6 Modulation d'amplitude et de fréquence -----	61
5. Simulation du signal d'engrenage -----	63
5.1. Simulation du signal d'engrenage par Qin -----	63
5.2. Simulation des défauts d'engrenage par McFadden -----	67
6. Les valeurs optimales obtenues -----	71
7. Conclusion -----	72

Chapitre 4 : Application des techniques développées au diagnostic précoce de défauts d'engrenages à base des signaux réels

1. Introduction -----	74
2. Détection précoce de défauts d'un système d'engrenages -----	74
3. Description du système étudié -----	75
4. Résultats et discussion -----	78
4.1 Représentation temporelle -----	78
4.2 Scalogramme obtenu par la TOMA -----	80
4.3. Etude comparative de la TOMA avec autres techniques -----	83
5. Résultats obtenus par l'autocorrélation de la TOMA -----	87
6. Résultats obtenus par l'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS -----	90
7. Conclusion -----	93
Conclusion générale -----	94
Références bibliographiques -----	97
Annexe -----	106

Table des figures

Fig. 1.1 : Types de maintenances et évènements associés -----	09
Fig. 1.2 : Visualisation des mesures de surveillance -----	13
Fig. 1.3 : Les activités de l'analyse vibratoire -----	14
Fig. 1.4 : Les gammes de fréquences applicables pour la mesure des vibrations -----	15
Fig. 1.5 : Principe d'un proximètre -----	16
Fig. 1.6 : Exemple d'un accéléromètre piézoélectrique -----	17
Fig. 1.7: L'effet piézoélectrique -----	17
Fig. 1.8 : Schéma représentatif d'un système d'engrenage -----	19
Fig. 1.9 : Exemple des engrenages à axes parallèles -----	19
Fig. 1.10 : Exemple des engrenages à axes non-parallèles -----	20
Fig. 1.11: Un défaut d'engrenage -----	21
Fig. 1.12 : Casse des dentures d'engrenage et son signal vibratoire -----	22
Fig. 2.1: La forme de l'ondelette de Morlet -----	31
Fig. 2.2 : Influence des paramètres (f_b) sur la bande passante de l'ondelette de Morlet -----	32
Fig. 2.3 : La partie réelle et imaginaire de l'ondelette de Morlet -----	32
Fig. 2.4 : Méthode de Liu basée sur le SK -----	41
Fig. 2.5: La relation entre (f_b) et l'entropie -----	44
Fig. 2.6 : Procédure de l'extraction de $H_{FE}(p)$ basée sur l'optimisation de la transformée en ondelette de Morlet -----	45
Fig. 3.1: L'organigramme d'adaptation proposée pour l'ondelette de Morlet (TOMA) -----	52
Fig. 3.2: Signal sinusoïdal -----	56
Fig. 3.3: Signal somme de trois sinusoïdes décalées -----	57
Fig. 3.4: Signal modulé en amplitude -----	59
Fig. 3.5: Signal modulé en fréquence -----	61
Fig. 3.6: Signal modulé en amplitude et en fréquence -----	62
Fig. 3.7: Signal vibratoire d'engrenage simulé par Q_{in} -----	65
Fig. 3.8: Signal vibratoire d'engrenage simulé par Q_{in} avec bruit -----	66
Fig. 3.9: Modélisation du signal vibratoire d'engrenage déféctueux sans bruit -----	69
Fig. 3.10: Modélisation du signal vibratoire d'engrenage avec défaut et bruit -----	70
Fig. 4. 1 : Schéma représentatif du réducteur de CETIM -----	76
Fig. 4.2: l'état des dentures des roues -----	77
Fig.4.3: Représentation temporelle des Signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM ---	80
Fig.4.4: Spectres fréquentiels des Signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM -----	80
Fig.4.5: Scalogramme avec la TOMA des signaux vibratoires du réducteur de CETIM -----	82
Fig.4.6: Scalogramme avec l'EOS des signaux vibratoires du réducteur de CETIM -----	86
Fig.4.7: L'autocorrélation de la TOMA des signaux vibratoires du réducteur de CETIM ----	88
Fig.4.8: Contour de l'autocorrélation de la TOMA des signaux vibratoires du réducteur de CETIM -----	88
Fig.4.9: L'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS des signaux vibratoires du réducteur de CETIM -----	91
Fig.4.10: Contour de l'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS des signaux vibratoires du réducteur de CETIM -----	91

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante	12
Tableau 3.1 : Les valeurs numériques des paramètres (f_b) et (f_c) obtenues par notre procédure et celle à base du critère de l'entropie de Shannon	71
Tableau 4.1 : Caractéristique du banc d'essai de CETIM	76
Tableau 4.2 : Rapport d'expertise	77
Tableau 4.3: Les valeurs des pics d'amplitude au point POM (par l'autocorrélation de la TOMA basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette)	90
Tableau 4.4: Les valeurs des pics d'amplitude au point POM (par l'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS)	92

Liste des symboles et Notations

a	Paramètre échelle
b	Paramètre de translation
BCF	Bearing Characteristic Frequencies
$C(t)$	L'enveloppe du signal
E	L'entropie de Shannon
$E[.]$	Espérance mathématique
EOS	Entropie d'Ondelette de Shannon
f	Fréquence (Hz)
f_b	Le paramètre de la bande passante
f_c	Le paramètre de la fréquence centrale
f_e	fréquence d'engrènement (Hz)
F^{-1}	Transforme de Fourier inverse
HHT	Hilbert-Huang Transform
Max[]	Valeur maximale
N	Nombres de dents sur les roues
POM	Point d'Origine Maximal
R_s	fonction d'autocorrélation du signal $s(t)$
R_v	Le rapport de la vitesse entre les deux roues
$S(f)$	Transforme de Fourier du signal $s(t)$
$s(t)$	Signal
SK	Spectre de Kurtosis
SNR	Rapport Signal sur Bruit (Signal-to-Noise Ratio)
SPWVD	Smoothed Pseudo WVD
STFT	Short-Time Fourier Transform
SVD	Singular Value Decomposition
SVR	Singular Value Ration
t	Temps (s)
TOC	Transformée en Ondelettes Continue
TOMA	Tansformée en Ondelette de Morlet Adaptée
WT	Wavelet Transform
WVD	Wigner-Ville Distribution
$W_s(t)$	WVD d'un signal déterministe $s(t)$
$\Psi(t)$	Ondelette mère

Introduction générale

La surveillance des machines tournantes par l'analyse vibratoire est un sujet qui a reçu un grand intérêt ces dernières années. Initialement, elle était destinée à protéger les installations afin d'éviter des dégradations et des catastrophes économiques et même humaines causées par des défauts inattendus. La surveillance et le diagnostic des défauts des systèmes d'engrenages sont utilisés pour la prévention d'un défaut sérieux dans les installations mécaniques. Les informations de la surveillance peuvent être utilisées pour les planifications des activités de la maintenance. Cette surveillance devient le fondement d'une nouvelle stratégie de la maintenance qu'est la maintenance prédictive.

La connaissance des machines et leur comportement n'est pas plus financé par la mémoire des opérateurs. Il n'est plus que le sens des personnes qui permet de comprendre et évaluer l'état de l'installation, mais les systèmes de supervision et les matériaux eux-mêmes qui accomplissent l'auto-surveillance.

Les outils de la maintenance conditionnée, qui permettront une meilleure appréciation de la «santé» des machines et des systèmes, sont nombreux et reposent sur: l'analyse vibratoire, la déformation, le flux de chaleur, le bruit, etc ... Les capteurs, les systèmes de mesure et de traitement de données fournissent des informations précieuses sur les tendances et l'évolution dans le comportement des certains organes. Les outils de surveillance facilitent également l'acte de rationalisation du diagnostic [Farag, 2012].

Pour diagnostiquer les défauts des machines tournantes d'une manière précoce, l'extraction des signaux vibratoires est un outil de recherche très important et difficile. Le signal vibratoire des machines tournantes est généralement non-stationnaire, non linéaire et avec une interférence de bruit forte. L'énergie du signal est trop faible pour extraire des caractéristiques de défaut dans le domaine temporel [Larsen, 2000]. Le traitement du signal est une approche largement utilisée dans le diagnostic des défauts, car il permet directement de caractériser l'état du système. Plusieurs types de techniques avancées, de traitement du signal, ont été proposés dans les dernières décennies et ajoutés à celles plus conventionnelles. Étant donné que chaque technique a une base théorique différente, les résultats obtenus sont également généralement différents. Certaines techniques peuvent être plus appropriées que d'autres pour un système spécifique ou un composant, en fonction des conditions environnementales. Par conséquent, il est important de choisir les techniques

les plus efficaces pour la situation en cours de test en vue d'un diagnostic fiable [Bin, 2012], [Liu, 2008].

Les machines tournantes comme le compresseur, les turbines à vapeur, l'automobile, les ventilateurs industriels, et les moteurs des avions sont largement utilisés dans de nombreux domaines industriels. Comment extraire, caractériser et identifier les défauts à partir des signaux vibratoires sont les étapes clés dans le diagnostic des défauts des machines tournantes [Bin, 2012], [Liu, 2008].

Comme les signaux vibratoires des défauts de machines tournantes sont généralement non-stationnaires, il est difficile d'obtenir d'eux des signatures de diagnostic de défaut. Les techniques de diagnostic classiques effectuent ce diagnostic à partir de la forme d'onde des signaux vibratoires issus d'organes défectueux dans le domaine temporel ou fréquentiel, puis construire les fonctions de critère pour identifier les conditions de travail de la machine tournante. Cependant, les facteurs de la non-linéarité (les charges, la clairance, la friction, la raideur et autres) ont une influence différente sur les signaux vibratoires en raison de la complexité de la construction et de conditions de travail des machines tournantes, et il est difficile de faire un diagnostic précis sur les conditions de marche des machines tournantes que par l'analyse dans le domaine temporel ou fréquentiel [Shen, 2012].

Les transmissions de l'énergie par engrenages sont présentes dans toutes les machines mécaniques. On les trouve dans la plupart des secteurs industriels tels que les boîtes de vitesse dans l'industrie des automobiles. Et parce que 80% des pannes, selon Li [Li, 2011], des systèmes de transmission des machines sont causées par la défaillance d'engrenage, la détection des défauts en stade précoce est donc très importante et même critique. Les chercheurs sont toujours très intéressés par l'étude de la transmission d'énergie par les engrenages [McFadden, 2002], [Chen, 2002], [Yesilyurt, 2003], [El-Badaoui, 2001]. L'analyse du signal est considérée comme l'un des principaux moyens utilisés pour le diagnostic de défauts d'engrenage. Les informations importantes contenues dans les signaux peuvent être extraites afin de détecter des défauts dans les systèmes d'engrenage.

Les méthodes basées sur la transformée de Fourier rapide FFT ont été largement utilisées pour le diagnostic de défauts, mais elles ne sont pas adaptées à l'analyse de signaux non stationnaires. Depuis que les signaux vibratoires issus d'un engrenage contiennent des composants non-stationnaires dus aux défauts des engrenages, on doit trouver des méthodes

robustes de traitement du signal pour analyser le signal vibratoire non-stationnaire [Larsen, 2000].

On peut utiliser des transformées temps-fréquence, tels que la distribution de Wigner-Ville [Tang 2010] et la transformée de Fourier à courte durée (Short Time Fourier Transform STFT) [Koo, 2000] pour analyser les signaux vibratoires. Cependant, ces techniques fournissent une résolution constante pour toutes les fréquences due à la même fenêtre utilisée pour l'analyse de la totalité du signal. Afin de dépasser ces inconvénients, la transformée en ondelette continue (Continuous Wavelet Transform CWT) a été introduite par Morlet en 1984. En 1985, Meyer a établi une base d'ondelettes orthogonale intéressante avec une très bonne propriété de localisation en temps et en fréquence. L'année suivante, Meyer et Mallat introduit l'analyse multi-résolution qui a conduit à la célèbre transformée en ondelettes rapide [Peng, 2004]. L'article [Daubechies, 1992] publié par Daubechies a rendu les ondelettes plus populaires.

A cause de l'analyse multi-échelle d'un signal par la dilatation et la translation, la transformée en ondelettes peut extraire des caractéristiques temps-fréquence d'un signal plus efficacement que les transformées de Fourier de courte durée (STFT). C'est pourquoi que les ondelettes ont été utilisées avec succès dans le diagnostic de défauts d'engrenages [Peng, 2004]. Les signaux vibratoires des engrenages ont été analysés par les ondelettes, par Wang et McFadden [Wang, 1993] en 1993, dans le but de détecter différents types de défauts à travers la représentation des différentes échelles caractérisant le signal vibratoire. Les travaux de recherche effectués par Daubechies [Daubechies, 1990] ont rendu les ondelettes populaires dans l'analyse du signal vibratoire en particulier, et dans les applications d'ingénierie en général.

Le carré du module de la transformée en ondelettes continue (CWT), connu sous le nom de scalogramme, a été utilisé par Boulahbel et al [Boulahbal, 1999] sur le signal de vibration résiduelle d'engrenages pour détecter l'emplacement précis d'un défaut de la dent. Plusieurs applications de scalogramme ont été publiés dans le domaine de la détection des défauts de dents dans les systèmes d'engrenages [Wang, 2001], [Brennan, 1997], [Staszewski, 1994], [Adewusi, 2001] dans lequel les auteurs ont montré que la fissure conduit à des changements dans l'amplitude des vibrations avec les fréquences correspondant aux harmoniques de la fréquence de rotation [Peng, 2004]. D'autres recherches ont été effectuées sur l'utilisation du spectre de phase et du coefficient de seuillage en ondelettes

pour détecter les discontinuités du signal [Boulaïbal, 1999], [Staszewski, 1994] dans les systèmes d'engrenages. Même si l'ondelette est capable de se comporter mieux que la FFT et la STFT, elle a encore quelques inconvénients, tels que, les effets de distorsion de la frontière, la fuite de l'énergie, et la grande sensibilité de son spectre de phase avec le bruit [Chen, 1999], [Lin, 2001], [Wang, 2001].

La détection précoce des fissures dans les engrenages a été effectuée par Hambala et Huff [Hambala, 2000] en utilisant la transformée en ondelettes discrète afin de décomposer les signaux vibratoires des engrenages. La transformée en ondelette des signaux est ensuite estimée à chaque niveau et les fonctions de densité de probabilité (Probability Density Functions PDFs) des erreurs résiduelles sont développées en Hermite polynomiale. Les coefficients de ce développement sont utilisés pour la détection précoce des fissures des engrenages. Wang et McFadden ont appliqué une transformée en ondelette orthogonale pour détecter les transitoires anormales produites par le début des dommages d'un signal vibratoire issu d'un engrenage [Wang, 1995]. Les ondelettes orthogonales, telles que Daubechies 4, ont été utilisées pour transformer le signal vibratoire dans le domaine temporel vers le domaine temps-échelle. Donc, la transformée en ondelettes permet de déterminer les coefficients d'ondelettes qui mettent en évidence les changements des signaux vibratoires et prédire l'apparition d'un défaut; ce qui rend la détection précoce des défauts possible. Toutefois, à cause de l'interférence induite par la détection du signal, il est difficile de chercher la singularité de la transformée en ondelette ; d'où l'utilisation de la fonction d'autocorrélation.

Dans ce travail, la Transformée en Ondelette de Morlet Adaptée (TOMA) est appliquée pour l'analyse des signaux vibratoires issue d'un système d'engrenage afin de détecter d'une manière précoce la présence de défauts. La procédure proposée consiste à adapter l'ondelette mère de Morlet avec le signal vibratoire de l'engrenage par la sélection optimale des paramètres de l'ondelette en vue d'équilibrer la résolution temps-fréquence. Les sorties de cette procédure se résument en une paire optimale de paramètres qui donnent une meilleure résolution temps-fréquence du signal vibratoire d'engrenage. La translation de la Transformée en Ondelette de Morlet Adaptée (TOMA) permet la définition de la signature de la rupture. En conséquence, le problème de la détection de défauts est considéré comme juste une recherche simple de la signature dans le domaine temps-échelle par l'utilisation des scalogrammes.

La thèse est organisée comme suit:

D'abord, le contexte théorique est introduit au premier chapitre sur les concepts d'analyse vibratoire des machines tournantes. Nous présentons les concepts de base de l'analyse vibratoire des machines tournantes en vue de surveiller leurs fonctionnements. L'analyse vibratoire vise la détection d'éventuels dysfonctionnements et le suivi de leur évolution dans l'objectif de planifier une intervention mécanique. Le dysfonctionnement causé par un défaut apparaît sous forme d'une signature dans le signal vibratoire. Le challenge revient à extraire cette signature du signal vibratoire au moyen de techniques de traitement du signal.

Au deuxième chapitre, nous présentons l'état de l'art sur l'utilisation de l'ondelette de Morlet pour la détection des défauts dans les machines tournantes. Cette étude de l'état de l'art porte sur les méthodes basées sur l'ondelette de Morlet. Nous balayons quelques méthodes utilisant l'ondelette de Morlet comme un outil de base pour la détection des défauts dans les machines tournantes.

Le troisième chapitre est consacré pour la prédiction des défauts par l'utilisation de l'ondelette de Morlet adaptée et l'autocorrélation. Dans ce chapitre, nous présentons deux méthodes proposées pour la prédiction de défauts des machines tournantes afin de les protéger. La première méthode utilise l'ondelette de Morlet avec l'optimisation de ses paramètres caractéristiques. L'autre méthode est basée sur l'autocorrélation. L'aptitude des méthodes proposées sera démontrée à l'aide des signaux de test simulés et qui sont utilisés dans la littérature.

Le chapitre 4 est dédié à l'application des méthodes de diagnostic précoce proposées à des signaux réels issus d'un banc d'essai expérimental. Dans ce chapitre, nous présentons l'application des deux méthodes développées sur des signaux d'engrenages réels utilisés pour transmettre un mouvement ou une énergie mécanique entre deux arbres avec un rapport de vitesse. Le signal vibratoire délivré par ces engrenages est endommagé par les conditions d'opération (vitesse, charge, ...).

Enfin, nous terminons notre thèse par une conclusion générale.

CHAPITRE 1 : Généralités sur l'analyse vibratoire des machines tournantes

***Résumé :** Dans ce premier chapitre, nous présentons les concepts de base de l'analyse vibratoire des machines tournantes en vue de surveiller leurs fonctionnements. L'analyse vibratoire vise la détection d'éventuels disfonctionnements et le suivi de leur évolution dans l'objectif de planifier une intervention mécanique. Le disfonctionnement causé par un défaut apparaît sous forme d'une signature dans le signal vibratoire. Le challenge revient à extraire cette signature du signal vibratoire au moyen de techniques de traitement du signal.*

Sommaire :

1. Introduction	07
2. Définitions et notions de bases	08
2.1. Maintenance	08
2.2. Types de maintenances	08
2.2.1. Maintenance préventive	09
2.2.2. Maintenance Corrective	10
2.3. Le défaut	10
3. Technique d'analyse	11
4. Analyse vibratoire	12
4.1. Surveillance et détection	13
4.2. Diagnostic	14
4.3. Mesure et collection du signal vibratoire	15
4.3.1. Le proximètre	16
4.3.2. Le vélocimètre	16
4.3.3. L'accéléromètre	17
5. Surveillance des engrenages par l'analyse vibratoire	18
5.1. Les types d'engrenage et leurs opérations	18
5.2. Les défauts des engrenages	21
6. Les sources des vibrations des engrenages	22
6.1. Déviation du profil idéal des dents	23
6.1.1. Erreur géométrique de l'usinage	23
6.1.2. L'usure des dents	23
6.1.3. L'effet de la charge	23
6.2. Effets de modulation	24
6.2.1. Effets de modulation d'amplitude	24
6.2.2. Effets de modulation de fréquence	25
6.2.3. Effets des Impulsions additifs	25
7. Conclusion	25

1. Introduction

Il est indispensable de connaître la naissance et les raisons des dérèglages, disfonctionnements ou pannes sur une installation. L'analyse de la signature vibratoire constitue un des moyens pour parvenir à ces connaissances tout en supposant que les vibrations sont l'image du comportement dynamique de tout organe mécanique de la machine.

Le diagnostic est basé sur la caractérisation des conditions des systèmes mécaniques et permet la détection précoce d'un tel défaut possible. L'évaluation du type et de la position du défaut conduit à la réduction du temps d'arrêt. En conséquence, une approche de diagnostic consiste à réduire le temps et le coût nécessaire pour la réparation. Ces considérations ont encouragées l'investissement des ressources dans le champ de diagnostic. Le traitement de signal est une approche largement utilisée qui permet la caractérisation directe de l'état du système. Plusieurs techniques avancées de traitement de signal ont été proposées dans les dernières décennies. Chaque technique est basée sur un aspect théorique différent et les résultats obtenus sont généralement différents. Certaines techniques peuvent être plus convenables que d'autres pour un système spécifique ou un composant, et dépendent aussi des conditions de l'environnement. Donc il est très important de choisir convenablement une technique efficace pour le cas et les conditions de travail pour une analyse mécanique fiable.

Parmi ces techniques de diagnostic disponible, l'analyse vibratoire est la méthode la plus couramment utilisée et aussi très efficace parce qu'elle peut être facilement obtenue au moyen de l'accéléromètre ; elle porte l'information dynamique importante de la machine tournante. D'habitude, le signal vibratoire est corrompu par le bruit [Jafarizadeh 2008] ; une méthode de détection sensible à la signature du défaut est nécessaire. La progression du défaut est généralement détectée par les changements dans le comportement temporel et fréquentiel du signal vibratoire.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques notions et définitions de base utilisés dans le domaine de la surveillance des machines tournantes. Nous présentons également les principaux techniques sur l'analyse vibratoire des machines tournantes.

2. Définitions et notions de base

2.1. Maintenance

La norme AFNOR NF X 60 010 [AFNOR, 2002] définit la maintenance par l'expression suivante : «La maintenance constitue l'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 qui lui permet d'accomplir la fonction requise ».

La maintenance vise la conservation de l'état préalablement défini (le bon état) mais permet aussi la reconstitution et l'amélioration. L'entretien peut être vu comme une condition nécessaire mais insuffisante de la maintenance. Les objectifs de la maintenance se résument comme suit [Augeix, 2002]:

- Réduire le nombre d'arrêts sur casse ;
- Fiabiliser l'outil de production ;
- Augmenter son taux de disponibilité ;
- Dépanner rapidement les équipements.
- Améliorer la sécurité du travail, etc.

2.2. Types de maintenances

Les experts ont défini deux grandes classes de maintenance selon la présence de défaillance: La maintenance corrective (en présence de défaillance) et la maintenance préventive (en absence de défaillance) comme illustré sur la figure 1.1.

La défaillance est définie par la norme AFNOR NF X 60 010 [AFNOR, 2002] comme suit: «La défaillance est l'altération ou la cession de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise». Nous distinguons deux formes de défaillances :

Défaillance partielle : altération de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise.

Défaillance complète : cessation de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise.

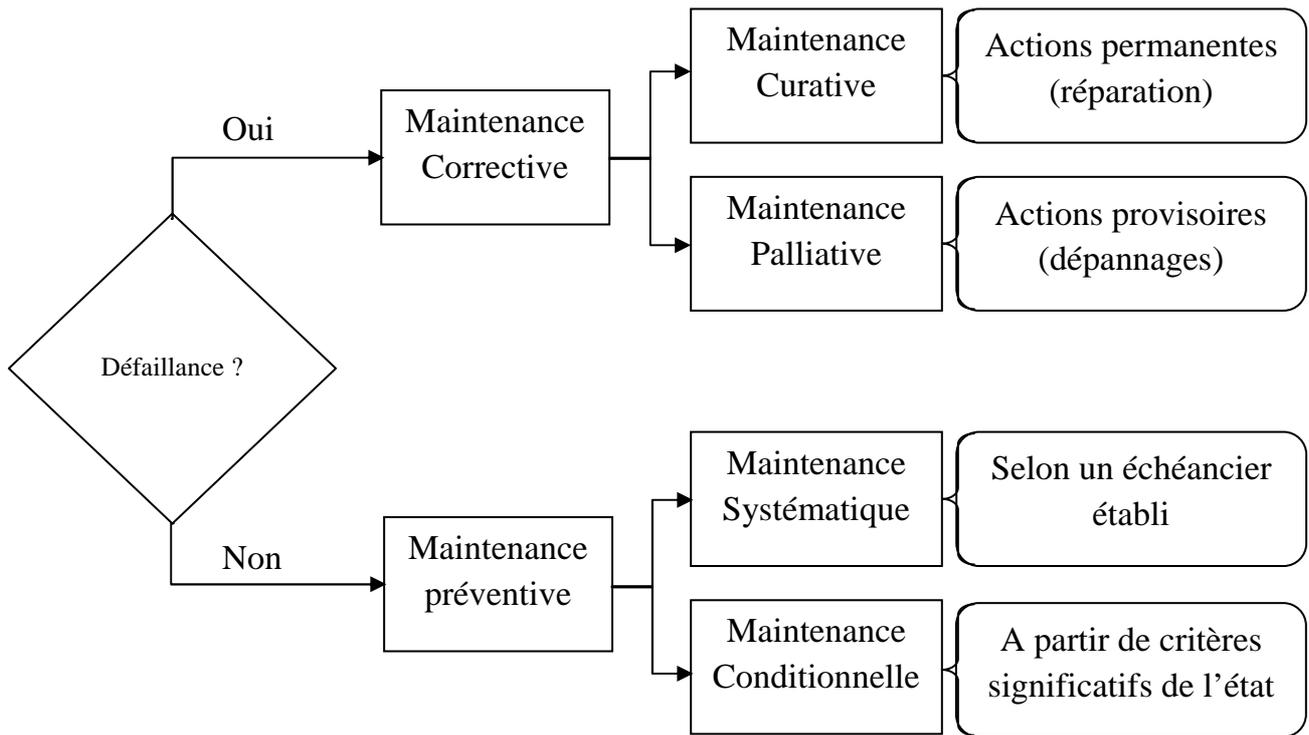


Fig. 1.1 : Types de maintenances et évènements associés [Razafindrazato, 2010].

2.2.1. Maintenance préventive

«C'est une maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinés à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien» [AFNOR, 2002].

Cette maintenance vise la prédiction de la date à laquelle une action de maintenance doit s'effectuer en se référant à un modèle de dégradation théorique des composants mécaniques de la machine. La maintenance prévisionnelle part des informations recueillies à partir de la surveillance de l'état du matériel et de la conduite d'analyses périodiques dans le but de déterminer l'évolution de la dégradation du matériel et la période d'intervention.

La maintenance préventive peut être systématique, conditionnelle ou prévisionnelle.

a. La maintenance préventive systématique

«C'est une 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, 2002].

b. La maintenance préventive conditionnelle

«C'est une maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent» [AFNOR, 2002].

c. Les opérations de maintenance préventive

Les opérations essentielles de la maintenance préventive sont : les inspections, les visites, les contrôles, et la révision.

2.2.2. Maintenance Corrective

La maintenance corrective est définie par la norme AFNOR comme [AFNOR, 2002]: «C'est la maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise». L'intervention, étant curative, se fait après l'apparition de la défaillance.

Les opérations de maintenance corrective sont essentiellement : le dépannage, la réparation, et la réparation.

2.3. Le défaut

Le défaut se manifeste dans une machine, à cause d'un incident, quand elle n'accomplit pas les performances de ses fonctions requises. Dans la plupart des cas, le défaut peut être prédit à travers une bonne planification de maintenance.

Les raisons courantes des défauts sont :

- L'équipement n'est pas utilisé d'une manière adéquate.
- Trop de réparation au lieu de contrôle et d'analyse.
- Les conditions d'opération ne sont pas optimales.
- Le design n'est pas adéquat aux conditions de fonctionnement.
- L'opérateur d'équipement détecte des défauts symptomatiques mais il ne prend pas des actions ou ne rédige pas des rapports.

3. Technique d'analyse

Les techniques les plus célèbres pour la prévention des systèmes tournants se résument au contrôle de température (thermographie), le contrôle de débris des huiles, l'analyse acoustique et le contrôle du signal vibratoire (l'analyse vibratoire).

Le contrôle de température permet la détection de défaut mais il n'est pas capable de pronostiquer le défaut. Cette technique est utilisée principalement pour détecter les problèmes de lubrification et des systèmes de refroidissement.

La limitation fondamentale du contrôle de débris des huiles est qu'il y a des matériaux qui n'engendrent pas de débris. Sans débris, aucune détection n'est mise en place [Dempsey, 2006].

L'analyse acoustique sert à la détection de bruits dans les fréquences audibles. L'analyse vibratoire offre la plus large couverture des techniques de détection. Il est admis pratiquement que tout changement dans les conditions mécaniques va causer un changement dans la signature vibratoire produite par la machine tournante.

Le tableau 1.1 résume les principaux avantages, limitations et champs d'applications de ces techniques d'analyse.

	Principaux avantages	Principales limitations	Champ d'applications privilégié
Analyse vibratoire	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de défauts à un stade précoce. - Possibilité de réaliser un diagnostic approfondi. - Autorise une surveillance continue. - Permet de surveiller l'équipement à distance (télémaintenance) 	<ul style="list-style-type: none"> - Spectres parfois difficiles à interpréter - Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses 	Détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.) et de sa structure
Analyse d'huiles	<ul style="list-style-type: none"> - Détection d'une pollution anormale du lubrifiant, avant que celle-ci n'entraîne une usure ou un échauffement. - Possibilité de connaître l'origine de l'anomalie par analyse des particules 	<ul style="list-style-type: none"> - Ne permet pas de localiser précisément le défaut. - Nécessite de prendre de nombreuses précautions dans le prélèvement de l'échantillon 	Contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrification, analyse des éléments d'usure.

Tableau 1.1: Techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante [Zani, 2003].

Thermographie IR	<ul style="list-style-type: none"> - Permet de réaliser un contrôle rapide de l'installation. - Interprétation souvent immédiate des résultats. 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de défauts à un stade moins précoce que l'analyse vibratoire. - Contrôle limité à ce que "voit" la caméra (échauffements de surface). - Ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi. 	Détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier).
Analyse acoustique	<ul style="list-style-type: none"> - Permet de détecter l'apparition de défauts audibles. - Autorise une surveillance continue. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensibilité au bruit ambiant. - Diagnostic souvent difficile à réaliser. - Problèmes de répétabilité des mesures. 	Détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par analyse vibratoire

Tableau 1.1: Techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante [Zani, 2003].

4. Analyse vibratoire

Actuellement, les techniques à base d'analyse vibratoire sont largement les techniques les plus célèbres dans le domaine de détection des défauts des machines tournantes [Saravanan, 2009], [Fakhfakh, 2005].

En général, ils existent trois catégories de techniques de traitement du signal vibratoire pour le diagnostic de défauts des machines tournantes (plus de détails sur ces différentes techniques en chapitre 2) : les méthodes du domaine temporel, les méthodes du domaine fréquentiel et les méthodes temps-fréquence.

Pour le domaine temporel, on trouve plusieurs techniques à savoir: facteur de crête, valeur efficace, kurtosis, et analyse d'enveloppe. Dans le domaine fréquentiel, les techniques utilisées sont basées sur l'analyse spectrale. Les techniques d'analyse temps-fréquence les plus utilisées sont : STFT (short-time Fourier transform), WVD (Wigner-Ville distribution), WT (wavelet transform) et analyse HHT (Hilbert-Huang transform).

L'analyse vibratoire est l'un des plus importants moyens de tests pour comprendre l'état de la machine. Le niveau et le comportement du signal vibratoire dépend des conditions internes de la machine tournante. L'analyse se fait par la comparaison avec une valeur de référence.

La figure 1.2 illustre un exemple de visualisation des mesures tout en effectuant les comparaisons avec les valeurs de référence.

En pratique après l'acquisition du signal vibratoire, on réalise quatre opérations : on détecte le problème s'il existe, on effectue une analyse pour diagnostiquer le problème, on localise et on règle le problème et finalement on confirme que le problème est réglé.

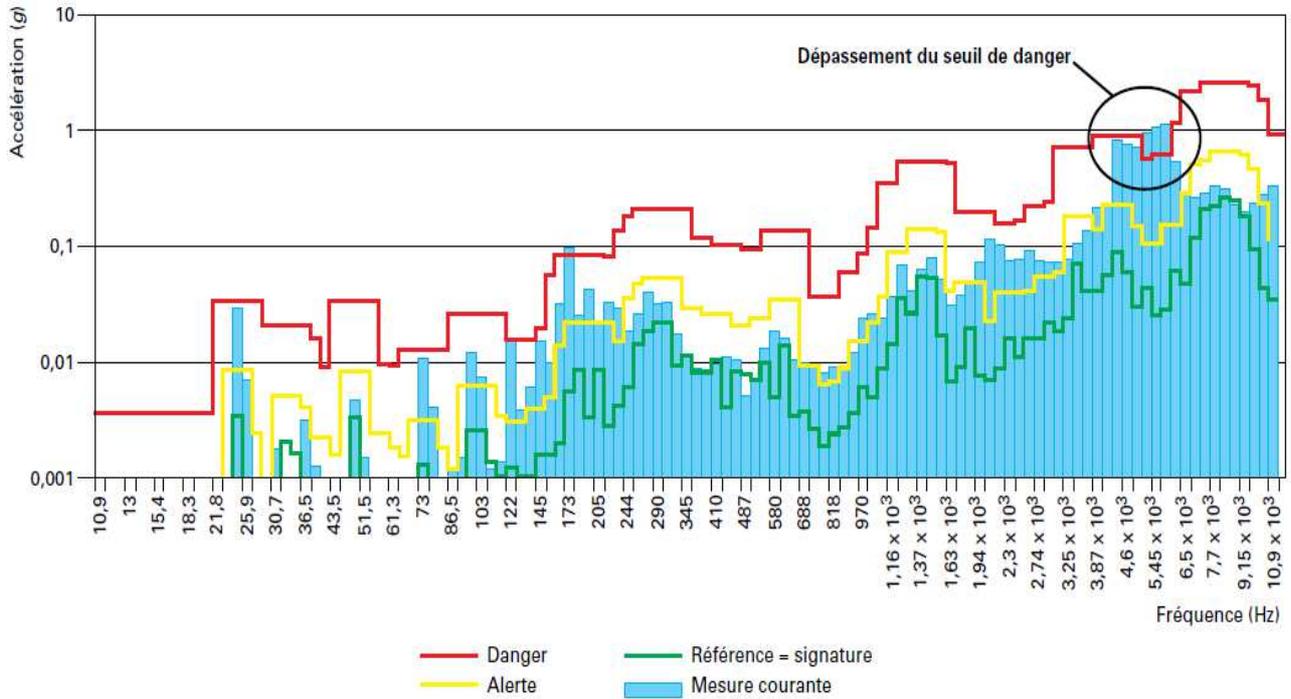


Fig. 1.2 : Visualisation des mesures de surveillance [Augeix, 2002].

4.1. Surveillance et détection

L'avantage majeur de l'analyse vibratoire est qu'elle peut détecter et identifier l'évolution du défaut avant qu'il soit sérieux et cause un arrêt non planifié. Ce qui peut être accompli par la surveillance régulière de la machine vibratoire. Donc, la surveillance vise l'augmentation de la rentabilité par la réduction des temps d'arrêt, l'empêchement des défauts secondaires et l'augmentation de la durée de vie des équipements.

Elle permet de suivre l'évolution d'une machine par comparaison des relevés successifs de ses vibrations. L'alerte sur un dysfonctionnement probable est généralement signalée par le technicien dès qu'il y a une tendance à la hausse de certains indicateurs par rapport à des valeurs de référence constituant la signature d'un défaut. En principe, la signature est définie à la suite d'une première campagne de mesures sur la machine neuve ou révisée.

En cas de détection du défaut, une analyse supplémentaire est nécessaire pour identifier et estimer le problème ; il s'agit du diagnostic.

4.2. Diagnostic

Le diagnostic est la détermination de la nature et la localisation du défaut ; cette connaissance servira pour décider le danger émanant du défaut et l'action nécessaire à prendre (maintenance Corrective).

Le diagnostic des defaults repose largement sur la maintenance prédictive. L'idée de base du diagnostic des défauts est de s'assurer de la présence du défaut dans le système (détection), puis identifier le défaut, et ensuite prendre une décision pour la maintenance du système (accommodation). Le diagnostic est effectué quand la surveillance a détectée une anomalie dans le signal vibratoire.

Le diagnostic des defaults est le contrôle du système qui supervise le comportement de tout le système et fournit suffisamment d'informations sur les organes qui ne fonctionnent pas normalement. Le diagnostic des défauts est composé de trois tâches :

- La détection de default: pour indiquer si le défaut existe ou non dans le système.
- L'isolation du défaut : pour déterminer la localité et le type de défaut.
- L'identification du défaut : pour estimer sa taille et sa nature de défaut.

La détection de défaut et son isolation sont les étapes les plus importantes du diagnostic de défaut. En général, le diagnostic de défaut peut être vu considérer comme détection de défaut et isolation.

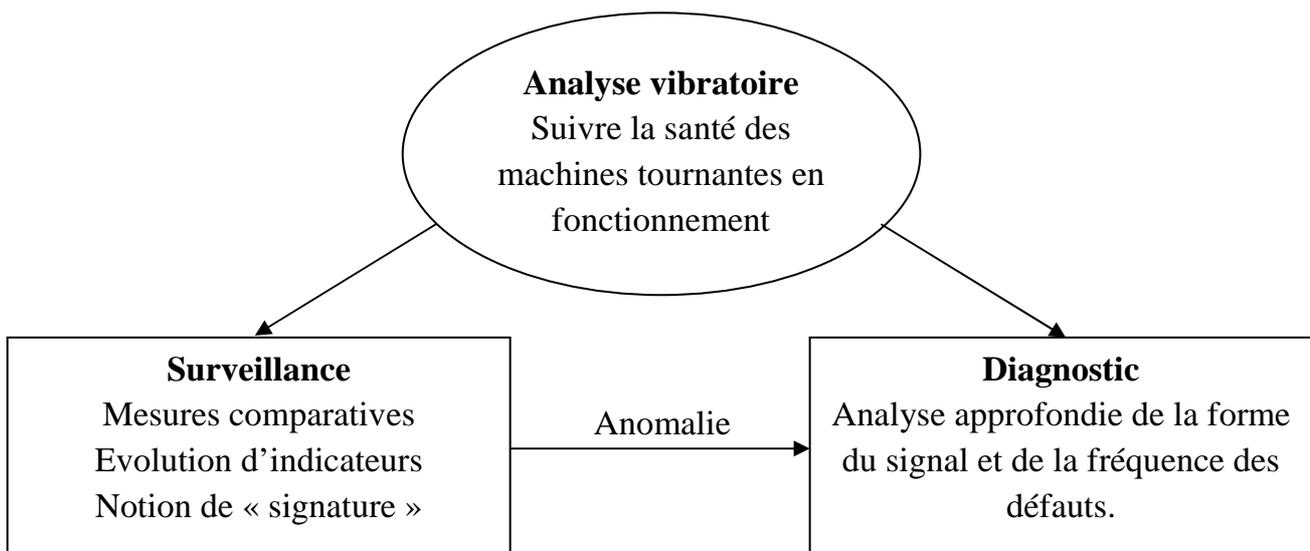


Fig. 1.3 : Les activités de l'analyse vibratoire [Augeix, 2002].

4.3. Mesure et collection du signal vibratoire

Pour un système d'engrenage opérationnel, on doit mesurer le signal vibratoire d'une manière convenable au point commode à l'extérieur de la boîte emballant le système d'engrenage au moyen d'un transducteur (capteur) qui convertit les vibrations en un signal électrique. Le signal électrique est exprimé sous forme d'une tension électrique ou une charge électrique. Le signal vibratoire issu d'une machine tournante est une image de son état interne. La collection des bonnes données est une étape cruciale dans l'analyse vibratoire. Pour cette raison, il faut choisir de bons capteurs et les monter correctement sur la chaîne d'acquisition. Le type de capteur est sélectionné selon la vitesse de la machine ou le type de roulement. En effet, plusieurs types de capteurs de vibration existent comme : Proximètre (capteur de proximité ou de déplacement), Vélocimètre (capteur de vitesse), Accéléromètre piézoélectrique (capteur de l'accélération), et autres.

En mécanique, le mouvement peut être décrit par le déplacement, la vitesse ou l'accélération, et ces variables sont liées par des relations mathématiques. Le déplacement de la vibration est généralement donné en micromètres [μm], La vitesse est la première dérivée du déplacement (en [mm/s]) et l'accélération est la deuxième dérivée du déplacement (en [mm/s^2]). Théoriquement, la connaissance d'une de ces variables conduit à calculer les deux autres variables. La figure 1.4 représente les gammes de fréquences applicables pour la mesure des vibrations.

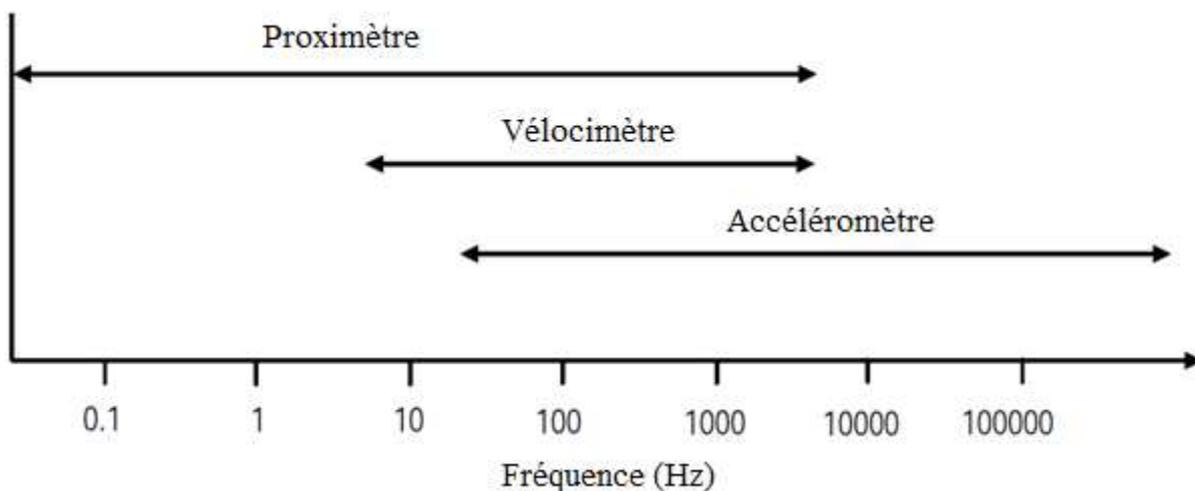


Fig. 1.4 : Les gammes de fréquences applicables pour la mesure des vibrations
[Tavner, 2008].

4.3.1. Le proximètre

Les proximètres (capteur de proximité ou de déplacement) sont les transducteurs les plus préférés pour la surveillance des vibrations des équipements à roulements. Les applications typiques sont principalement les machines à très haute vitesse [Girdhar, 2004]. Le proximètre est un ensemble de système de composants constitué d'une sonde de proximité, un câble prolongé et un oscillateur/démodulateur (Fig 1.5).

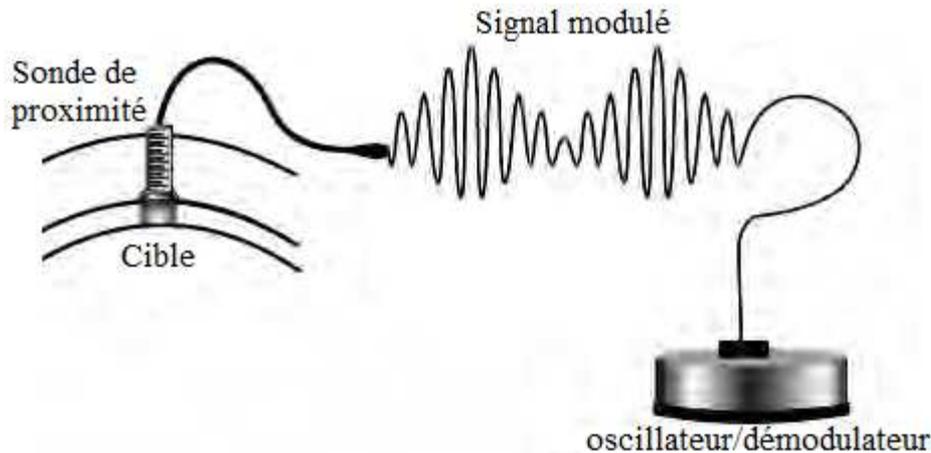


Fig. 1.5 : Principe d'un proximètre [Girdhar, 2004]

Un signal de haute fréquence est généré par l'oscillateur/démodulateur. Ce signal est rayonné vers le bout de la sonde du câble. La sonde est fixée à la surface de l'élément de roulement. Le modulateur/démodulateur démodule le signal et fournit une tension démodulée, où le signal est proportionnel directement à la vibration.

4.3.2. Le vélocimètre

Le vélocimètre est un transducteur très courant pour la surveillance de la vibration d'une machine tournante. Il est très utilisé à cause de sa simplicité d'installation et son coût faible. D'après la référence [Girdhar, 2004], les avantages du vélocimètre sont :

- Il est facile à installer.
- Il délivre un signal important.
- Il ne demande pas de l'alimentation extérieure.

Les inconvénients sont [Girdhar, 2004]:

- Son dimensionnement est relativement large et son poids lourd.
- Il est très sensible aux fréquences d'entrée.
- La fréquence de réponse est très étroite.
- Il est très sensible aux champs magnétiques.

4.3.3. L'accéléromètre

L'accéléromètre piézoélectrique est le plus utilisé [Tavner, 2008] parce qu'il offre plus d'avantages que les autres. C'est un transducteur léger, compact avec une gamme de réponse fréquentielle large. Il est utilisé dans plusieurs conditions de surveillance des machines tournantes contenant les composants qui délivrent de hautes fréquences de vibrations comme les roulements et les engrenages.

L'accéléromètre piézoélectrique est un capteur qui produit un signal électrique proportionnel à l'accélération du signal vibratoire de la machine. Il est basé sur l'effet piézoélectrique d'un quartz ou un cristal céramique pour générer en sortie un signal électrique proportionnel à l'accélération appliquée. Un exemple d'un accéléromètre piézoélectrique est représenté sur la figure 1.6.

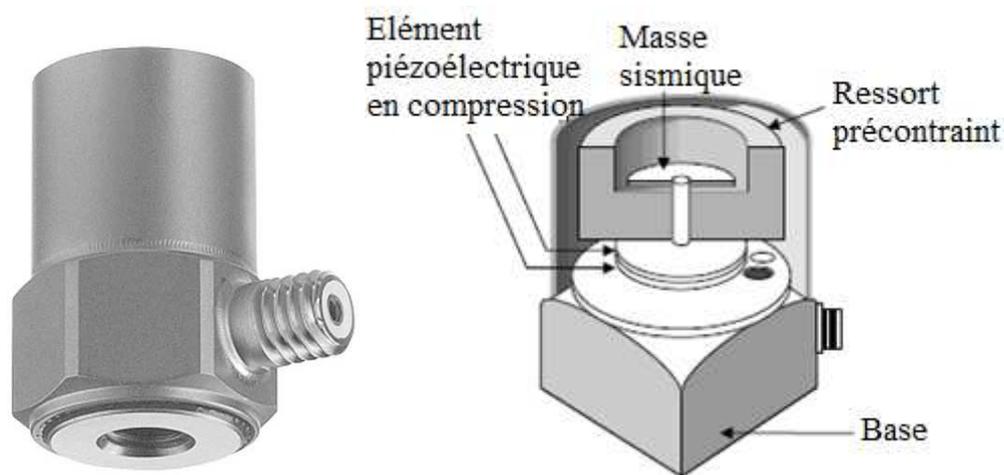


Fig. 1.6 : Exemple d'un accéléromètre piézoélectrique [Boulenger, 1998].

L'effet piézoélectrique produit une accumulation de charges opposées dans le cristal. Ces charges sont proportionnelles à la force appliquée. La force appliquée au cristal de quartz alterne les ions positifs et les ions négatifs sur la surface opposée.

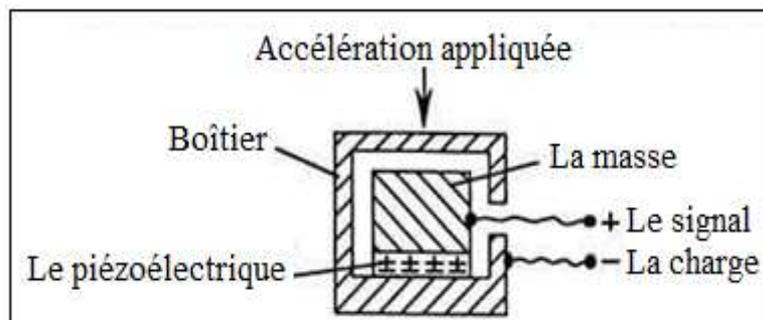


Fig. 1.7: L'effet piézoélectrique.

La pression sur le cristal produit, comme résultat de la masse sismique imposée, une force sur le cristal. Cette structure obéit approximativement la loi de mouvement de Newton :

$$F = m.a \quad (1.1)$$

Donc la charge totale accumulée est proportionnelle à la force appliquée, et la force appliquée est proportionnelle à l'accélération.

5. Surveillance des engrenages par l'analyse vibratoire

Les systèmes d'engrenage sont des éléments essentiels largement utilisés dans une variété d'applications industrielles. Puisque presque 80% des pannes dans les systèmes de transmission des machines sont causées par la défaillance d'engrenage [Li, 2011], l'efficacité de la détection des défauts en stade précoce est donc très importante et même critique.

Les engrenages sont très utilisés dans les systèmes de transmission de l'énergie, dans la production des hautes vitesses rotationnelles et dans le changement de la direction du mouvement rotationnelle. La nécessité de baisser le coût de la production et de la maintenance conduit la surveillance des engrenages à devenir un très champ important pour la recherche. Dans la littérature, plusieurs publications sur la surveillance et le diagnostic des systèmes d'engrenage sont apparus. Lei et al dans leur article [Lei, 2014] donnent un résumé sur les publications dans ce sujet.

5.1. Les types d'engrenage et leurs opérations

Les engrenages sont des mécanismes composés de deux roues dentées utilisés pour la transmission de l'énergie mécanique entre deux arbres (une roue menée et une autre menant).

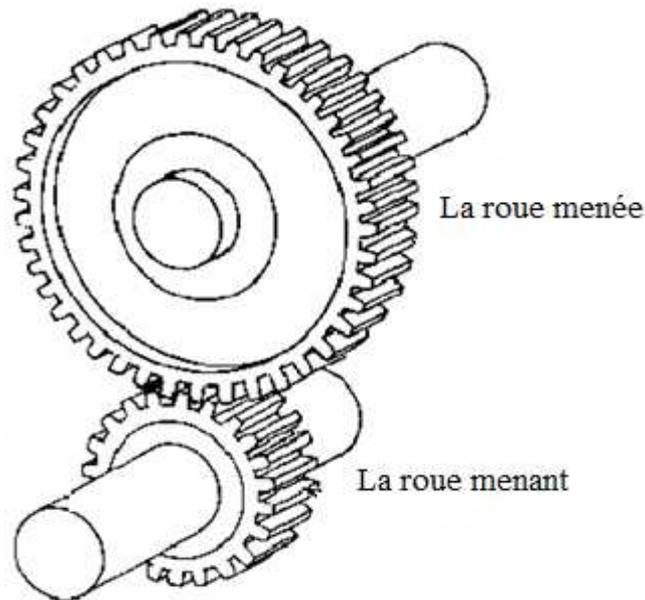


Fig. 1.8 : Schéma représentatif d'un système d'engrenage.

Les arbres sont en mode parallèles ou non parallèles, concourants ou non concourants et perpendiculaires ou non perpendiculaires. Donc Selon les positionnements relatifs des arbres, deux grandes classes d'engrenages peuvent être distinguées:

- Les engrenages à axes parallèles : Les deux arbres sont parallèles. Diverses catégories sont distinguées selon la géométrie des dents (On trouve les dentures droites, les dentures hélicoïdales, etc....
- Les engrenages à axes non parallèles: dont les arbres ne sont pas parallèles. Selon la géométrie des dents on distingue: les dentures droites, hélicoïdales, conique, spirales, etc....

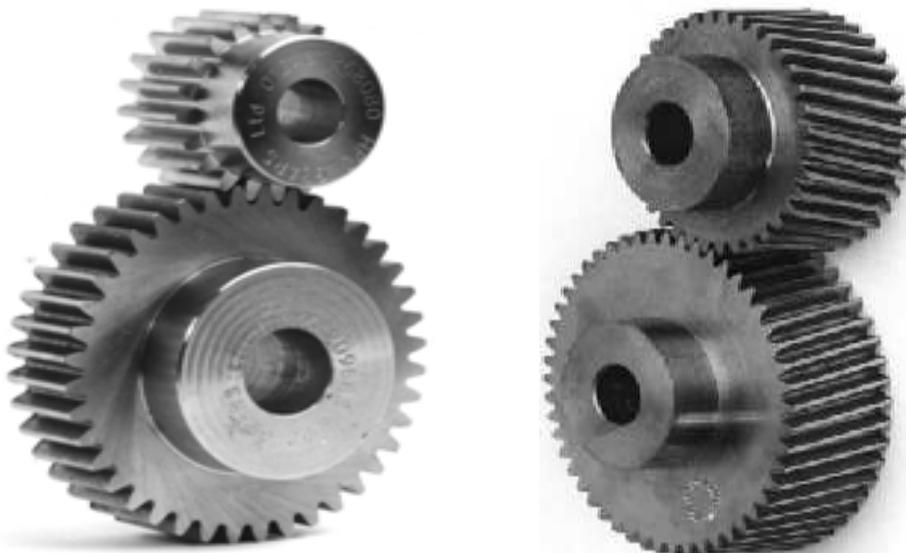


Fig. 1.9 : Exemple des engrenages à axes parallèles (à gauche : denture droite, à droite : denture hélicoïdale) [Childs, 2014].



Fig. 1.10 : Exemple des engrenages à axes non-parallèle [Childs, 2014].

Les engrenages peuvent avoir diverses usages comme la réduction (ou la variation) de vitesse de rotation entre deux arbres avec une réduction (ou augmentation) du couple moteur.

La vitesse de rotation augmente si la roue menée à un nombre de dents supérieur à la roue menant et diminue si le nombre de dents est inférieur. Le rapport de la vitesse entre les deux roues est donné par l'équation suivante :

$$R_V = \frac{N_1}{N_2} \quad (1.2)$$

Où : N_1 et N_2 sont les nombres de dents sur les roues menée et menant respectivement.

Un arbre tournant à une fréquence (f_r) sur lequel est monté un pignon ou une roue comptant (N) dents sera soumis à (N) chocs par tour. La fréquence caractéristique de l'engrènement sera donc [McFadden, 1987]:

$$f_e = N \cdot f_r \quad (1.3)$$

Si nous considérons un engrenage composé de deux roues dentées 1 et 2 et présentant (N_1) et (N_2) dents et tournant aux fréquences (f_1) et (f_2) respectivement. A chaque fois qu'une dent de la roue menant s'engage dans la roue menée, il se produit une prise de charge périodique au rythme d'engagement des dents selon une fréquence d'engrènement (f_e) égale à la fréquence de rotation de la roue multipliée par son nombre de dents :

$$f_e = f_1 \cdot N_1 = f_2 \cdot N_2 \quad (1.4)$$

5.2. Les défauts des engrenages

Les engrenages sont généralement soumis à des conditions sévères, d'où la nécessité de les soumettre à la surveillance d'une manière continue en vue de détecter les défaillances. La détection précoce des défauts dans les systèmes mécaniques est de grande importance pour les opérateurs; comme elle permet de planifier l'arrêt et la réparation du système au lieu d'un défaut catastrophique inattendu [McFadden, 1987]. A cet effet, il faut connaître les différents types des défauts des engrenages. Selon Fakhfakh et al, il existe trois types de défauts d'engrenages : les défauts de fabrication (l'erreur dans le profil des dents, excentricité de la roue, etc.), les défauts d'installation (alignement, etc.) et les défauts apparus pendant la transmission (usure, fissure, etc.) [Fakhfakh, 2005].

Au début la fissure des dents n'est pas considérée comme un problème sérieux ; mais comme elle va se propager, le défaut sera accéléré et peut causer un défaut dentaire catastrophique. Si le défaut est détecté, l'engrenage peut être remplacé avant que la denture sera complètement fracturée. A cet effet, plusieurs efforts ont été faits pour le développement des méthodes fiables pour la détection des défauts.



Fig. 1.11: Un défaut d'engrenage (à gauche : l'usure de toutes les dents ; à droite: fragment d'une dent) [Feng, 2014].

Lin et Zuo décrivent la casse des dentures comme le problème le plus sérieux des engrenages parce qu'elle va conduire à la défaillance complète du système d'engrenage s'ils ne sont pas détectés d'une manière précoce [Lin, 2003].

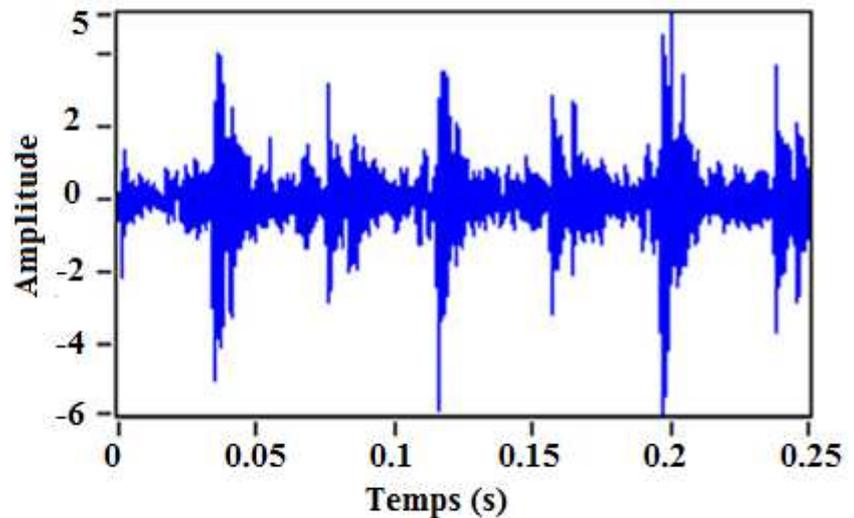


Fig. 1.12 : Casse des dentures d'engrenage et son signal vibratoire [Jena, 2013].

6. Les sources de vibrations des engrenages

Pour utiliser les signaux vibratoires dans la surveillance, d'une manière efficace, il est nécessaire de comprendre les caractéristiques et les sources de ces signaux vibratoires. La source majeure des signaux vibratoires est l'action d'engrènement des dents du système d'engrenage, qui est dû à l'erreur géométrique des dentures (la déviation du profil idéal des dents) [Baydar, 2000]. La différence entre l'orientation et la position réelle des dents et l'orientation et la position parfaite des dents.

Les systèmes d'engrenage génèrent un signal vibratoire à la fréquence fondamentale d'engrènement des dents d'engrenage, qu'est généralement différente pour chaque paire d'engrenage [McFadden, 1987].

Randall [Randall, 1982] dans ses travaux classiques sur les vibrations d'engrenage divise les vibrations générées par l'engrènement des engrenages en:

- Signal périodique à la fréquence d'engrènement (f_e) dû à la déviation du profil idéal des dents.
- L'effet de modulation d'amplitude dû à la variation de charge.
- L'effet de modulation de fréquence dû à la fluctuation de la vitesse de rotation et/ou l'espacement non uniforme des dents.
- Des impulsions additives généralement associées avec les défauts locaux.

Randall [Randall, 1982] a trouvé que les trois premières harmoniques de la fréquence d'engrènement d'un engrenage sont suffisantes pour identifier le défaut.

6.1. Déviation du profil idéal des dents

La déviation du profil idéal des dents peut être due aux facteurs : l'erreur géométrique de l'usinage, déformation élastique sur charge et l'usure.

6.1.1. Erreur géométrique de l'usinage

Durant le processus de l'usinage des engrenages, de petites erreurs de profil sur les dents d'engrenage peuvent être créées. Ces erreurs peuvent être considérées comme une composante d'erreur moyenne qui sera identique pour tous les dents d'engrenage, et produit des vibrations à la fréquence d'engrènement de dents et ses harmoniques. Bien que les vibrations puissent varier d'une dent à l'autre, ils ont une période égale à celle de la rotation de la roue dentée (c'est à dire, répétée chaque fois que la dent est en contact).

Depuis que les engrenages sont soumis à des contrôles de qualité rigoureux, cette source, au moins au début, produit des vibrations de faible amplitude mais avec un grand nombre d'harmoniques de la fréquence de rotation de l'arbre de transmission.

6.1.2. L'usure des dents

Comme les dents engrènent, donc il ya un glissement de la face d'une dent sur la face de l'autre qui produit une usure non uniforme sur le profil de la dent, ce qui déforme finalement les deux profils.

Si l'usure est uniforme sur toutes les dents de l'engrenage, il y aura une déformation régulière à la fréquence d'engrènement de la dent, qui produit des vibrations à cette fréquence et à ses harmoniques. Randall [Randall, 1982] a montré que la distorsion de la forme d'onde en raison de l'usure lourde serait généralement supérieure à celle due à la déviation de la dent.

6.1.3. L'effet de la charge

Comme pour tout composant métallique élastique, une dent d'engrenage sera soumise à la flexion sous l'action d'une force ou charge. Les cotés des dents (côtés de la dent entre la ligne centrale et la base de la dent) sont soumis à des charges dynamiques, ce qui produit une déviation de la dent. Le signal vibratoire résultant aura l'aspect dans le domaine temporel d'une série d'impulsions se produisant à des intervalles égaux à la période de la fréquence d'engrènement des dents. Il est bien connu que la représentation dans le domaine fréquentiel correspondant d'un tel signal est une forte fondamentale à la fréquence

d'engrènement des dents avec une série d'harmoniques de chaque côté. Les amplitudes des harmoniques seront déterminées par la nature de la forme de l'impulsion répétée. L'amplitude de la fondamentale sera en fonction de la charge.

Les modifications du profil de dent sont souvent utilisées pour réduire le niveau de ces vibrations à une charge donnée; cette compensation s'applique uniquement à la charge de la conception et il est probable que les charges au-dessous et au-dessus de la charge de la conception produiront des amplitudes de vibration plus élevées que lors de la charge de conception. Par conséquent, en surveillance, il est nécessaire que les mesures de vibrations sont toujours à la même charge et que cette charge doit être suffisante pour assurer que le contact de la dent est toujours maintenu (à savoir, les dents ne se déplacent pas en jeu) [Randall, 1982].

6.2. Effets de modulation

Les engrenages génèrent des vibrations à la fréquence d'engrènement (à la fréquence fondamentale) et ses harmoniques, qui sont en général différentes pour chaque paire d'engrenages. Ainsi, des changements dans le spectre, comme une augmentation de l'amplitude de la vibration à une fréquence particulière ou l'apparition de bandes latérales de modulation sur cette fréquence, peuvent souvent être attribuées à un élément unique dans un système complexe de la fréquence à laquelle se produit le changement [McFadden, 1987].

6.2.1. Effets de modulation d'amplitude

Randall [Randall, 1982] a expliqué la modulation d'amplitude par la sensibilité de l'amplitude de vibration de la charge de la dent. Si la charge varie pendant l'engrènement alors l'amplitude de la vibration doit varier en conséquence. Un certain nombre de défauts peut donner lieu à une modulation d'amplitude.

Les défauts qui donnent lieu à une modulation d'amplitude sont généralement classés selon le comportement du défaut dans le domaine temporel du signal vibratoire, par exemple: Les défauts localisés tels que des piquûres sur une seule dent produisent une impulsion courte dont la durée est similaire à celle de la période d'engrènement de dent, et avec une périodicité égale à celle de l'engrenage.

Les défauts distribués tels que l'excentricité d'engrenage produisent une modulation continue à une fréquence correspondant à la vitesse de rotation de l'engrenage.

6.2.2. Effets de modulation de fréquence

Les fluctuations de la charge de contact de la dent ne causeront pas seulement une modulation d'amplitude du signal vibratoire, mais aussi une modulation de fréquence de la fréquence d'engrènement de dents. En fait, les mêmes fluctuations de la pression de contact de la dent qui donnent naissance à une modulation d'amplitude doivent en même temps appliquer un couple fluctuant à l'engrenage ; ce qui entraîne des fluctuations de la vitesse angulaire à la même fréquence. Le rapport entre les effets de modulation de fréquence aux effets de modulation d'amplitude est, en général, en fonction de l'inertie des pièces en rotation; plus cette inertie est grande, moins seront les effets de modulation de fréquence par rapport aux effets de modulation d'amplitude.

6.2.3. Effets des Impulsions additifs

La plupart des défauts locaux associés à l'engrènement des dents provoquent une impulsion additive, en plus des effets de modulation d'amplitude et de fréquence. Parce que les défauts locaux ont une courte durée, leur spectre de fréquence correspondant est très large. Ainsi, au-delà des effets de modulation d'amplitude et de fréquence, les chocs répétés à partir d'un défaut local peut exciter des résonances quelque part le long du trajet de transmission à partir de la source (défaut) au capteur [McFadden, 1985]. Le spectre résultant contiendra des pics à des fréquences correspondant à ces résonances [McFadden, 1985].

7. Conclusion

Nous avons présenté, dans ce premier chapitre, des généralités sur l'analyse vibratoire des machines tournantes. Nous avons donné quelques notions et définitions de base utilisés dans le domaine de la surveillance des machines tournantes. Nous avons donné aussi les techniques de l'analyse vibratoire. Le prochain chapitre est consacré pour l'état de l'art sur l'utilisation de l'ondelette de Morlet pour la détection des défauts dans les machines tournantes. Plusieurs techniques avancées de traitement de signal ont été proposées dans la littérature. Chaque technique est basée sur un aspect théorique différent et les résultats obtenus sont généralement différents. Certaines techniques peuvent être plus convenables que les autres. Parmi ces techniques de diagnostic, on a vu que l'analyse vibratoire est la méthode la plus couramment utilisée et aussi très efficace pour l'analyse vibratoire.

CHAPITRE 2

État de l'art sur l'utilisation de l'ondelette de Morlet pour la détection des défauts dans les machines tournantes

Résumé : Dans ce deuxième chapitre nous présentons une étude de l'état de l'art portant sur les méthodes basées sur l'ondelette de Morlet. Nous balayons quelques méthodes utilisant l'ondelette de Morlet comme un outil de base pour la détection des défauts dans les machines tournantes.

Sommaire:

1. Introduction	27
2. Définitions	27
2.1. Définition d'une ondelette	28
2.2. Définition de la transformée en ondelette	29
2.3. Localisation en temps et en fréquence	27
2.4. L'ondelette de Morlet	30
3. L'utilisation de l'ondelette de Morlet sans optimisation des paramètres	33
3.1. Analyse fréquentielle	33
3.2. Analyse d'enveloppe	33
3.3. Analyse cepstrale	35
3.4. La transformée de Wigner-Ville	36
4. L'utilisation de l'ondelette de Morlet avec l'optimisation d'un seul paramètre	37
4.1. Filtrage	37
4.2. Méthode de débruitage seuillage	39
5. L'utilisation de l'ondelette de Morlet avec l'optimisation des deux paramètres	40
5.1. Kurtosis	40
5.2. SVD (Singular Value Decomposition)	41
5.3. L'extraction d'entropie de l'énergie	44
5.4. L'autocorrélation	46
6. Conclusion	48

1. Introduction

Dans les dernières années, La transformée en ondelette a attiré l'attention des chercheurs à cause de ses capacités d'aborder le problème de la résolution temporelle et fréquentielle par l'utilisation d'une analyse multi-résolution. Comme son nom l'indique, l'analyse multi-résolution permet d'avoir différentes résolutions temporelles et fréquentielles. Elle fournit une bonne résolution temporelle (et donc une mauvaise résolution fréquentielle) aux hautes fréquences et une bonne résolution fréquentielle (donc une mauvaise résolution temporelle) aux basses fréquences. Cette approche analytique est particulièrement intéressante pour les signaux qui ont des composantes basses fréquences pendant une période de temps très courte et des composantes hautes fréquences pendant des temps relativement longs.

Il existe plusieurs types d'ondelettes mères telles que celle de : Haar, Daubechies, Gaussian, Meyer, Chapeau Mexician, Morlet, Coiflet, Symlet, Biorthogonal et autres. Le challenge le plus indispensable est la sélection de cette ondelette mère. Parmi ces ondelettes mères, on trouve l'ondelette de Morlet. Dans la littérature, on trouve plusieurs applications qui se basent sur l'utilisation de l'ondelette de Morlet dans le but de diagnostic des défauts des machines rotatives.

L'ondelette de Morlet possède deux paramètres essentiels : le paramètre de la bande passante (f_b) et le paramètre de la fréquence centrale (f_c). Dans la littérature, les chercheurs se subdivisent en trois groupes : ceux qui n'ont pas pris en considération ces deux paramètres, ceux qui ont optimisé le paramètre (f_b) et d'autres qui ont optimisé les deux paramètres. Dans ce chapitre, nous présentons l'état de l'art de l'utilisation de l'ondelette de Morlet en prenant en considération l'optimisation des paramètres de cette ondelette.

2. Définitions

Nous commençons cette section par des notions utiles de la théorie des ondelettes. La transformée en ondelette aborde le problème de résolution: elle utilise une analyse multi-résolution. L'analyse multi-résolution offre différentes résolutions temporelles et fréquentielles.

2.1. Définition d'une ondelette

Une ondelette est une fonction élémentaire, à valeurs réelles ou complexes, très concentrée à la fois en temps et en fréquence et satisfait les conditions suivantes:

Pour $\varepsilon > 0$,

$$|t|^{\frac{1}{2}+\varepsilon}\Psi \in L^2 \quad (2.1)$$

$$|f|^\varepsilon \hat{\Psi} \in L^2 \quad (2.2)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t)dt = 0 \quad (2.3)$$

Où $\hat{\Psi}$ est la transformée de Fourier de Ψ .

L'ondelette est considérée comme une forme d'onde avec une durée effective limitée et une valeur moyenne nulle. On peut aussi la définir comme une fonction qui vibre similairement à des sinusoides sur une certaine plage d'espace et qui s'amortit très fortement à l'extérieur de cette plage. Pour décomposer un signal $s(t)$ sur des fonctions d'ondelettes, il faut commencer avec une seule fonction bien localisée et bien oscillante $\Psi(t)$ appelée ondelette mère. La mère des ondelettes va engendrer les autres ondelettes de la famille $\Psi_{a,b}(t)$ par dilatation et par translation dans le temps.

La comparaison des ondelettes aux ondes sinusoidales permet de constater que: les sinusoides représentent une analyse essentielle de Fourier, elles n'ont pas une durée limitée, et s'étendent de moins au plus et elles permettent une prédiction; quant aux ondelettes, elles sont irrégulières et asymétriques.

Du point de vue mathématique, les ondelettes sont des fonctions élémentaires sur lesquelles sera décomposé le signal $s(t)$. Ces fonctions offrent une analyse temps-fréquence. Elles peuvent être également introduites à partir d'une seule fonction $\Psi(t)$ appelée ondelette analysante (ou mère); ensuite, [Daubechies 1990], [Sung 2000] les ondelettes $\Psi_{a,b}(t)$ seront construites par dilatation et par translation:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.4)$$

Avec $a, b \in R, a \neq 0$.

L'ondelette mère $\Psi(t)$ permet de déduire toutes les fonctions $\Psi_{a,b}(t)$ de la famille d'ondelettes, le paramètre (b) positionne l'ondelette sur l'axe du temps, alors que le paramètre (a) contrôle la fréquence de l'ondelette (contraction: haute fréquence, dilatation: basse fréquence).

Si $|a| \ll 1$, l'ondelette $\Psi_{a,b}(t)$ devient très concentrée de l'ondelette mère $\Psi(t)$ et le contenu fréquentiel tournera vers les hautes fréquences du plan d'analyse.

Si $|a| \gg 1$, l'ondelette $\Psi_{a,b}(t)$ est très large et le contenu fréquentiel se déplacera vers les basses fréquences du plan d'analyse.

Si on fait varier le paramètre de dilatation (a), l'ondelette garde le même nombre d'oscillations [Daubechies 1990], [Sung 2000].

2.2. Définition de la transformée en ondelette

La transformée en ondelette permet une localisation en temps et en fréquence. La transformée en ondelette $TO(a, b)$ est définie comme le produit scalaire entre $\Psi_{a,b}(t)$ et le signal $s(t)$ selon l'équation suivante [Daubechies 1990], [Sung 2000], [Yan, 2014]:

$$TO(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.5)$$

2.3. Localisation en temps et en fréquence

La fonction $\Psi(t)$ doit satisfaire une très bonne localisation temporelle et fréquentielle. Toutes ses dérivées (jusqu'à l'ordre m) doivent posséder une décroissance rapide.

La localisation temporelle centrale de $\Psi_{a,b}(t)$ est donnée [Daubechies 1990] par la grandeur:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t |\Psi_{a,b}(t)|^2 dt \quad (2.6)$$

$\Psi(t)$ est centrée en $t = 0$, d'où :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t |\Psi_{a,b}(t)|^2 dt = 0 \quad (2.7)$$

En supposant que l'énergie de $\Psi(t)$ est normalisée :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi_{a,b}(t)|^2 dt = 1 \quad (2.8)$$

La localisation fréquentielle est donnée par la grandeur [Daubechies 1990]:

$$\int_0^{+\infty} f |\Psi_{a,b}(f)|^2 df = \frac{1}{a} \int_0^{+\infty} f |\Psi(f)|^2 df = \frac{f_0}{a} \quad (2.9)$$

Où :

$$f_0 = \int_0^{+\infty} f |\Psi_{a,b}(f)|^2 df \quad (2.10)$$

est la fréquence centrale du filtre élémentaire $\Psi(f)$; l'ondelette $\Psi_{a,b}(t)$ est centrée autour de $(b, f_0/a)$.

La relation entre fréquence analysée et échelle peut s'exprimer donc par: $f = f_0/a$.

2.4. L'ondelette de Morlet

L'ondelette de Morlet est définie par le produit d'une onde sinusoïdale et une enveloppe gaussienne. Elle est vue comme une fonction exponentielle complexe dans le domaine temporel et a la forme d'une fenêtre Gaussienne dans le domaine fréquentiel.

L'ondelette de Morlet, est composée d'une partie réelle et une partie imaginaire, elle permet de fournir des informations à la fois sur le gain et sur la phase des composants fréquents.

L'ondelette de Morlet et sa transformée de Fourier sont exprimées respectivement par les équations suivantes [Jiang 2011], [Christos 2014], [He 2011] :

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp(j2\pi f_c t) \exp(-t^2/f_b) \quad (2.11)$$

$$\Psi(f) = \exp[-\pi^2 f_b (f - f_c)^2] \quad (2.12)$$

Où: (f_b) est la bande passante, et (f_c) est la fréquence centrale de l'ondelette.

La résolution temps-fréquence est donnée par les relations :

$$\Delta t = f_c \sqrt{f_b}/2, \quad \Delta f = 1/(2\pi f_c \sqrt{f_b}) \quad (2.13)$$

La résolution temps-fréquence de la transformée en ondelette dépend de l'ondelette mère. Donc les paramètres (f_b) et (f_c) peuvent être ajustés pour obtenir une résolution temps-fréquence appropriée.

La figure 2.1 illustre la forme de l'ondelette de Morlet avec différentes valeurs de (f_b) et (f_c).

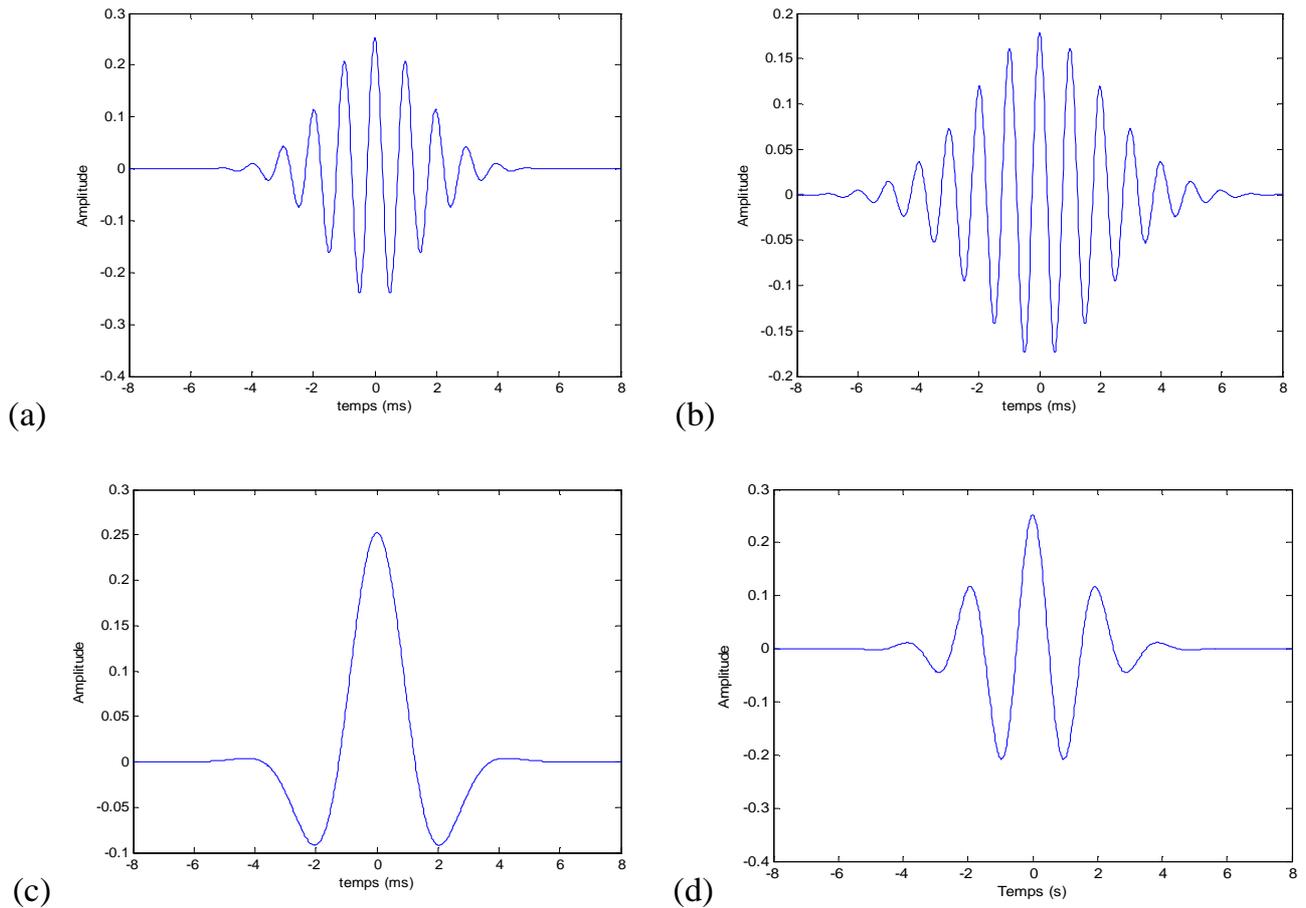


Fig. 2.1: La forme de la partie réelle de l'ondelette de Morlet [ayad2, 2014].

(a): $f_b = 5$, $f_c = 1$; (b): $f_b = 10$, $f_c = 1$; (c): $f_b = 5$, $f_c = 0.2$; (d): $f_b = 5$, $f_c = 0.5$.

A partir de la figure 2.1 (a, b), on peut remarquer que le paramètre de la bande passante (f_b) contrôle l'atténuation des oscillations de l'ondelette de Morlet. Quand le paramètre (f_b) est grand, l'ondelette de Morlet s'atténue plus lentement. De plus, la croissance de (f_b) améliore la résolution fréquentielle.

Quand le paramètre (f_b) tend vers zéro, l'ondelette de Morlet devient une fonction de Dirac avec une excellente résolution temporelle, et quand le paramètre (f_b) tend vers l'infinie, l'ondelette de Morlet converge vers une fonction cosinus ayant une excellente résolution fréquentielle.

A partir de la figure 2.1 (c, d), on peut remarquer que le paramètre de la fréquence centrale (f_c) contrôle l'oscillation fréquentielle de l'ondelette de Morlet. Quand le paramètre (f_c) est grand, l'oscillation fréquentielle de l'ondelette de Morlet est grande.

Donc on voit que la forme de l'ondelette de Morlet dépend à la fois de (f_b) et de (f_c).

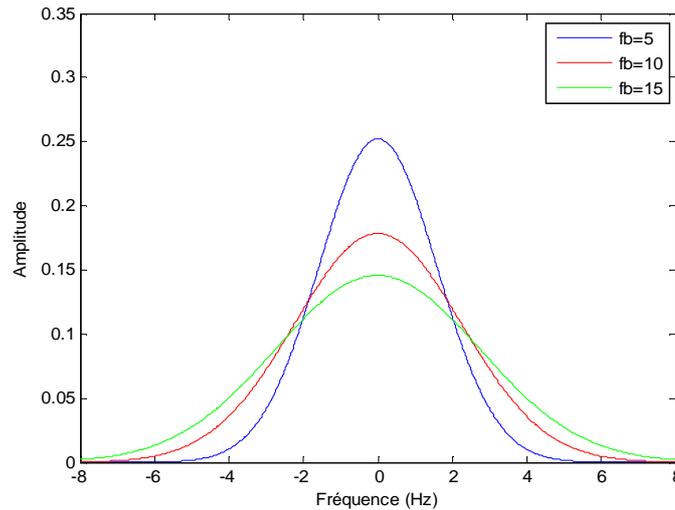


Fig. 2.2 : Influence des paramètres (f_b) sur la bande passante de l'ondelette de Morlet ($f_c = 0.5$).

La figure 2.2 montre que la bande passante de l'ondelette de Morlet augmente avec l'augmentation du paramètre (f_b).

L'ondelette de Morlet est composée de deux parties : une partie réelle et une partie imaginaire selon les expressions suivantes :

$$\begin{cases} \Psi_{réelle}(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp\left(-\frac{t^2}{f_b}\right) \cdot \cos(2\pi f_c t) \\ \Psi_{imaginaire}(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp\left(-\frac{t^2}{f_b}\right) \cdot \sin(2\pi f_c t) \end{cases} \quad (2.14)$$

La figure 2.3 illustre les deux parties pour $f_b = 10$ et $f_c = 0.5$.

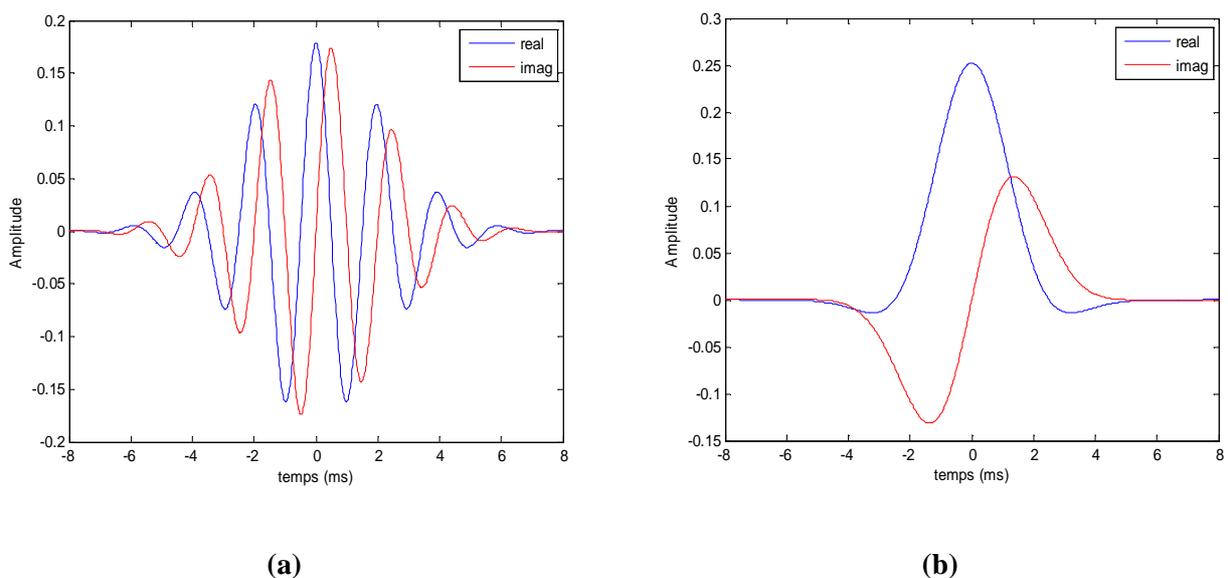


Fig. 2.3 : La partie réelle et imaginaire de l'ondelette de Morlet.

(a) : $f_b = 10$, $f_c = 0.5$, (b): $f_b = 5$, $f_c = 0.1$.

3. L'utilisation de l'ondelette de Morlet sans optimisation des paramètres

Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes et applications de diagnostic des défauts des machines rotatives qui sont basées sur l'ondelette de Morlet sans optimisation des paramètres (f_b) et (f_c).

3.1. Analyse fréquentielle

Le signal mesuré est considéré comme une combinaison des réponses des composantes constituant le système. La plupart des fréquences caractéristiques sont proportionnelles à la fréquence de rotation des arbres. Un signal arbitraire $s(t)$ peut être décomposé en signaux sinusoïdaux élémentaires. L'analyse spectrale vise à identifier la fréquence et l'amplitude de ces sinusoides, et elle est effectuée par une transformée de Fourier du signal temporel. On obtient un spectre sous forme d'un graphique montrant l'amplitude à chaque fréquence appelée spectrogramme.

3.2. Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale est un opérateur non linéaire ; elle consiste à partir du domaine temporel, à passer dans le domaine des fréquences, et à revenir dans le domaine temporel. Par définition, le cepstre est la transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre de puissance. Il est donné par l'équation suivante [El-Badaoui 2004]:

$$C[s(t)] = TF^{-1}[\log\{TF[s(t)]\}] \quad (2.16)$$

Avec : TF la transformée de Fourier.

L'analyse cepstrale introduite, par Bogert en 1963, est utilisée la première fois pour la détection et la suppression des échos. Elle a été utilisée aussi pour le diagnostic des machines tournantes, à cause de la présence des indices (quelques récurrents battements ou échos) des défauts dans le signal. Le cepstre permet de définir des indicateurs adaptés à la détection précoce des défauts. Il est caractérisé par les amplitudes des composantes dont les indicateurs correspondent aux périodes de répétition des chocs induits par les défauts de la machine surveillée.

Il existe de nombreuses applications de l'analyse Cepstrale ; Sawalhi a appliqué l'analyse cepstrale dans son article [Sawalhi 2011] pour la détection des signatures vibratoires d'un défaut causé par les grains d'un éclat dans les machines tournantes.

Afin de permettre une estimation moyenne de la taille des défauts, deux approches ont été étudiées pour permettre la quantification de la taille des éclats. La première approche utilise l'analyse en ondelettes pour permettre la sélection de la meilleure échelle pour équilibrer les impulsions avec le contenu fréquentiel. L'enveloppe ensuite a été générée par l'utilisation des méthodes de transformation de Hilbert. Le cepstre a été utilisé pour trouver le moyen de séparation des impulsions. Dans la première approche, l'ondelette de Morlet est utilisée.

3.3. La transformée de Wigner-Ville

La transformée de Wigner-Ville ou WVD (Wigner-Ville Distribution) est un outil efficace largement utilisé. Théoriquement, WVD a une résolution infinie dans le domaine temps-fréquence.

La WVD d'un signal déterministe $s(t)$ est définie par [Tang 2010]:

$$W_s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} s^*(t - \frac{1}{2}\tau) s(t + \frac{1}{2}\tau) e^{-j\tau\omega} d\tau \quad (2.17)$$

Où : $r_s(t, \tau) = s^*(t - \frac{1}{2}\tau) s(t + \frac{1}{2}\tau)$ est appelé auto composant.

Pour la détection des défauts, l'analyse par WVD a deux problèmes majeurs. Le premier est le bruit noyé dans le signal, et l'autre c'est le terme croisé. Pour résoudre ces deux problèmes, Tang et al dans leur article [Tang 2010] utilisent la transformée en ondelettes pour filtrer le bruit noyé dans le signal, et la fonction ATW (Auto Terms Window) pour la suppression du terme-croisé.

Le terme croisé est un terme qui s'ajoute pendant le calcul de WVD des deux signaux. Le WVD de la somme de deux signaux $s(t) = s_1(t) + s_2(t)$ est égal à la somme des WVDs correspondantes plus un troisième terme appelé « terme croisé » selon l'équation suivante :

$$W_s(t, \omega) = \sum_i^n W_{s_i, \text{auto}}(t, \omega) + \sum_i^n \sum_i^n 2\text{Re} \left\{ W_{s_i, s_j, \text{cross}}(t, \omega) \right\} \quad (2.18)$$

Où : $W_{s_i, \text{auto}}$ est appelé auto-terme qui représente la distribution d'énergie.

$W_{s_i, s_j, \text{cross}}$ est appelé terme-croisé.

Pour les signaux aléatoires, l'auto-terme est toujours mélangé avec le terme-croisé. En conséquence, il est difficile de séparer l'auto terme à partir de VWD. Pour surmonter cette limitation, d'autres méthodes sont introduites telle que SPWVD (Smoothed Pseudo WVD).

Le SPWVD d'un signal $s(t)$ est définie par :

$$W_{sp}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s\left(t - u + \frac{1}{2}\tau\right) s^*\left(t - u - \frac{1}{2}\tau\right) g(u)h(\tau)e^{-j\tau\omega} d\tau \quad (2.19)$$

Où: $g(u)$ et $h(\tau)$ sont deux fenêtres uniformes satisfaisant la condition de $h(0) = g(0) = 1$.

La fonction ATW est exprimée par :

$$W_{s,auto}(t, \omega) = \begin{cases} 1, & |W_{sp}(t, \omega)|^2 > th \\ 0, & |W_{sp}(t, \omega)|^2 \leq th \end{cases} \quad (2.20)$$

Où : $|W_{sp}(t, \omega)|^2$ est le spectre de SPWVD.

$$th = \alpha \cdot \max(|W_{sp}(t, \omega)|^2) \text{ et } \alpha \in [0,1]$$

Tang [Tang 2010] propose une méthode, pour le diagnostic des défauts des turbines des éoliennes, basée sur l'ondelette de Morlet et la transformée de Wigner-ville. Les turbines des éoliennes peuvent être affectées par l'absorption des humidités, la fatigue, les coups de vent et autres. A cause de ces raisons, la surveillance de l'état des ces structures est nécessaire. L'ondelette de Morlet est utilisée à cause de sa forme similaire au signal de choc mécanique [Tang 2010]. L'auteur a utilisé la partie réelle de l'ondelette de Morlet, et les paramètres de la bande passante (f_b) et la fréquence centrale (f_c) de l'ondelette de Morlet ne sont pas prise en considération.

4. L'utilisation de l'ondelette de Morlet avec l'optimisation d'un seul paramètre

Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes et applications de diagnostic des défauts des machines rotatives qui se basent sur l'ondelette de Morlet et avec l'optimisation d'un seul paramètre (f_b) ou (f_c).

4.1. Analyse d'enveloppe

La méthode de démodulation ou de l'analyse d'enveloppe permet un diagnostic fiable. Cette technique est très utilisée pour la détection des défauts de roulement qui se manifestant dans

les hautes fréquences. Ces défauts, de faible énergie, peuvent s'apparenter à de petits chocs qui excitent la structure de la machine.

L'analyse par la détection d'enveloppe d'un signal est considérée comme un outil efficace pour la recherche des informations fréquentielles contenues dans un signal périodique complexe issu de la surveillance des machines tournantes. Ainsi, un défaut localisé dans un roulement se traduit par la présence d'une impulsion périodique dans le signal temporel pouvant servir pour le diagnostic. La transformée de Hilbert permet de calculer l'enveloppe d'un signal $s(t)$ qui est définie par la formule suivante [Sheen 2009] :

$$H[s(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau = \bar{s}(t) \quad (2.21)$$

Où $\bar{s}(t)$ est la partie imaginaire du signal analytique défini par :

$$z(t) = s(t) + j\bar{s}(t) = |s(t)|e^{j\theta(t)} \quad (2.22)$$

Avec $\theta(t) = \arctg \left[\frac{\bar{s}(t)}{s(t)} \right]$.

La technique de détection d'enveloppe se décompose en trois étapes. Dans la première étape, on réalise le filtrage passe-bande du signal $s(t)$ autour d'une fréquence particulière (en général la fréquence de résonance) ; ensuite, on calcule le carré du signal et finalement on réalise un filtrage du signal obtenu pour avoir l'enveloppe du signal.

Cette technique de l'analyse d'enveloppe est étudiée par Sheen dans son article [Sheen 2009]. Les paramètres de l'ondelette de Morlet sont sélectionnés à partir de la réalisation du filtrage du signal autour de la fréquence de résonance. Sheen a montré l'efficacité de cette méthode pour le diagnostic des défauts de roulement.

Nikolaou et al dans leur article [Nikolaou 2002] utilisent cette méthode de détection d'enveloppe basée sur l'usage de la famille d'ondelette de Morlet. L'hypothèse de l'approche de Nikolaou suppose que le signal mesuré contienne des phénomènes de basses fréquences agissent comme des modulateurs du signal porteuse de haute fréquence. Dans l'analyse des défauts des machines tournantes, les phénomènes de basses fréquences sont l'impact causé par le défaut de la machine tournante; la porteuse de haute-fréquence est la combinaison des fréquences naturelles de l'association des éléments de roulements ou bien même ceux de la machine. Le but de l'enveloppe est de remplacer les oscillations causées par chaque impact avec la seule pulsation sur la totalité de l'intervalle. L'élément clé de la méthode proposée est l'introduction d'un critère de la sélection des paramètres caractérisant la famille d'ondelette de Morlet.

Le paramètre de la bande passante (f_b) est optimisé tandis que le paramètre de la fréquence centrale (f_c) n'est pas optimisée. Les auteurs donnent trois critères pour la sélection de la bande passante (f_b) :

- Critère de l'entropie de Shannon : le paramètre (f_b) est sélectionné selon le critère de l'entropie minimale de Shannon. L'entropie de Shannon est calculée par [Nikolaou 2002], [Lin 2000], [Jiang 2011], [Zhao 2013] selon la relation:

$$E = - \sum_{k=1}^M d_k \log(d_k) \quad (2.23)$$

Avec :
$$d_k = \frac{|c_k|}{\sum_{i=1}^M c_k} \quad (2.24)$$

Et :
$$c_k = |F^{-1}[X(f)\Psi_i^*(f)]| \quad (2.25)$$

c_k : La valeur de l'enveloppe du signal pour chaque intervalle de temps.

F^{-1} : Transforme de Fourier inverse.

$X(f)$: Transforme de Fourier du signal $x(t)$.

$\Psi_i^*(f)$: Transforme de Fourier de l'ondelette de Morlet.

- Critère de facteur de magnification : le paramètre (f_b) est sélectionné selon le critère du facteur de magnification. Le facteur de magnification (c_r) pour chaque élément de la matrice (c_w) est calculé selon l'équation suivante :

$$c_r = \frac{MN \max(c_w(i,j))}{\sqrt{\sum_{i,j} c_w(i,j)^2}} \quad (2.26)$$

Où : MN est le numéro des éléments de la matrice (c_w).

La valeur optimale du paramètre (f_b) est celle qui conduit à une valeur maximale du facteur de magnification.

- Critère de combinaison: C'est la combinaison des deux critères précédents. Selon les deux critères, la valeur optimale du paramètre (f_b) est celle qui conduit à une valeur maximale du facteur combiné « entropie-magnification » (f_{sc}) suivant :

$$f_{sc} = \frac{c_r}{E} \quad (2.27)$$

Avec E et c_r qui sont définis en équations (2.15) et (2.18).

4.2. Filtrage

L'analyse des signaux vibratoires des machines tournantes nécessite généralement l'extraction des caractéristiques. Toutefois, dans de nombreux cas, l'extraction des caractéristiques des composants devient difficile à cause de la présence de bruit. Le bruit

peut être induit par le milieu environnant, les transducteurs, le système d'acquisition de données et les sources inconnues. Le filtrage constitue une des solutions à ce problème de bruit.

Dans le domaine des vibrations, on l'utilise usuellement pour extraire un signal parmi un ensemble de signaux et améliorer le rapport signal sur bruit. En effet, le bruit issu de la machine ou de la chaîne de mesure perturbe la perception des informations. Dans la majorité des cas, il dénature le signal rendant ainsi difficile l'extraction des composantes déterministes les plus fines. Le filtre intervient donc pour supprimer les composantes indésirables (dans notre cas le bruit) du signal d'entrée tout en conservant celles portant une information. Il permet l'élimination des raies situées à partir d'une certaine fréquence, appelée fréquence de coupure en effectuant la multiplication de la densité spectrale $S(f)$ correspondante au signal à analyser $s(t)$ par une fenêtre spectrale rectangulaire $\varphi(f)$.

Dans la littérature, plusieurs applications utilisent le principe de filtrage. Parmi ces applications, Chen [Chen 2010] a proposé une méthode basée sur le filtrage par l'ondelette adaptative de Morlet. Le filtrage est utilisé pour éliminer le bruit afin d'identifier le point d'apparition du défaut des ultrasoniques. L'adaptation de l'ondelette de Morlet se fait par la variation du paramètre de la bande passante (f_b) et le calcul de la valeur correspondante du rapport signal sur bruit SNR. La valeur optimale (f_b) de l'ondelette de Morlet est celle obtenue pour avoir le SNR grand.

Jafarizadeh et al [Jafarizadeh 2008] proposent une nouvelle méthode de filtrage de bruit, basée sur la méthode du temps moyen, puis l'ondelette de Morlet complexe est mise en œuvre pour l'extraction de caractéristiques et le diagnostic des différents types de défauts des engrenages. L'entropie de l'ondelette est utilisée pour la recherche du paramètre optimal (f_b) de l'ondelette de Morlet. Les résultats de simulation et expérimentaux ont montré que la méthode est très prometteuse dans l'analyse du signal et le diagnostic des défauts des engrenages.

Tang et al dans leur référence [Tang 2010] utilisent la transformée en ondelettes pour filtrer le bruit noyé dans le signal pour le diagnostic des défauts des turbine des éoliennes. Leur approche est basée sur l'ondelette de Morlet et la transformée de Wigner-ville.

Liu et al dans leur article [Liu 2014] présentent une méthode adaptative de filtrage par le SK basée sur l'ondelette de Morlet. Les ondelettes de Morlet sont utilisées comme des bancs de filtres.

4.3. Méthode de débruitage par seuillage

Le signal vibratoire d'une machine tournante porte toujours les informations dynamiques de la machine. Ce signal est très utilisé pour la caractérisation et le diagnostic des défauts. Cependant, dans beaucoup de cas, et parce que ces signaux ont un rapport signal sur bruit (SNR) très petit, l'extraction de caractéristiques des composantes devient difficile. L'analyse de débruitage est un outil très efficace pour le traitement de signal.

J. Lin et L. Qu [Lin 2000], proposent une méthode de « débruitage trresholding » basée sur la transformée en ondelette pour l'extraction des caractéristiques des signaux vibratoires mécaniques. Cette méthode de J. Lin et L. Qu est une version améliorée de la méthode de « débruitage soft-thresholding » proposée par Donoho et Johnstone [Donoho 1995].

Dans cette méthode, l'ondelette orthogonale dyadique est utilisée. Le bruit noyé dans le signal est supposé un bruit blanc Gaussien additif. Ces deux hypothèses conduisent à deux inconvénients. Le premier est que l'ondelette doit être orthogonale ; pratiquement ce n'est pas toujours le cas. Le deuxième est que le bruit n'est pas toujours un bruit blanc Gaussien additif. Avec ces hypothèses, le signal obtenu par cette méthode ne sera pas le signal purifié et en conséquence l'extraction ne sera pas la vraie extraction. Ces deux déficiences conduisent J. Lin et L. Qu à utiliser l'ondelette de Morlet.

Le processus de cette méthode de débruitage pour éliminer le bruit peut se résumer comme suit :

(a) Calcul de la transforme de l'ondelette discrète :

$$w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_{k=1}^N x(k) \Psi^* \left(\frac{k-b}{a} \right) \quad (2.28)$$

(b) Calcul des coefficients par seuillage :

$$y_s = \begin{cases} \text{sgn}(y)|y| - \alpha t, & |y| > t. \\ 0 & , \quad |y| > t. \end{cases} \quad (2.29)$$

Où : $\text{sgn}(y)$ est le signe de la fonction (y) et (t) est le seuil.

α est une constante et $0 \leq \alpha \leq 1$.

Quand $\alpha = 0$, elle devient seuillage hard, et quand $\alpha = 1$, elle devient seuillage soft.

(c) reconstruction des coefficients révisés $w'(a, b)$ et le signal filtré peut être calculé par:

$$s(k) = \frac{1}{C_{1\Psi}} \sum w'(a, k) a^{-3/2} \quad (2.30)$$

Où :

$$C_{1\Psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\Psi^*(\omega)}{|\omega|} d\omega \quad (2.31)$$

Cette méthode de débruitage est plus efficace. Les résultats de simulation et d'application, dans le diagnostic des machines tournantes et des engrenages, ont montré l'efficacité de cette méthode par rapport à celle de Donoho.

Pour les paramètres de l'ondelette de Morlet, J. Lin et L. Qu ont appliqué le critère de l'entropie minimale de Shannon afin d'optimiser la bande passante (f_b).

5. L'utilisation de l'ondelette de Morlet avec l'optimisation des deux paramètres

Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes et applications de diagnostic des défauts des machines rotatives qui se basent sur l'ondelette de Morlet et avec l'optimisation de deux paramètres (f_b) et (f_c).

5.1. Kurtosis

Le Kurtosis est utilisé pour analyser la distribution d'amplitude vibratoire dans le domaine temporel du signal. Il est défini par le moment d'ordre 4 de la distribution des amplitudes vibratoires. Il représente le taux d'affaiblissement de la distribution qui donne une évaluation de l'importance du pic du sommet de la courbe. Mathématiquement, il peut s'exprimer par [Jena 2013] :

$$\text{Kurtosis} = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{(1/N) \sum_{n=1}^N [s(n) - \bar{s}]^4}{[(1/N) \sum_{n=1}^N \{s(n) - \bar{s}\}^2]^2} \quad (2.32)$$

Où : M_4 et M_2 sont les moments centrés statistiques d'ordre 4 et 2 respectivement.

$s(n)$ est le signal temporel.

\bar{s} est la valeur moyenne des amplitudes.

N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Dans le cas où la distribution des amplitudes est gaussienne, les valeurs mesurées se répartissent en forme de cloche autour d'une valeur moyenne, et le Kurtosis vaut mathématiquement 3 [Jena 2013]. Un signal ayant un Kurtosis > 3 se représente par une distribution plus étroite dominée par la présence d'amplitudes crêtes anormalement élevées comme c'est le cas en présence de chocs répétés.

Le Kurtosis est utilisé par plusieurs chercheurs. Liu et al dans leur article [Liu 2014] présentent une méthode adaptative de filtrage par le SK basée sur l'ondelette de Morlet. Les

ondelettes de Morlet sont utilisées comme des bancs de filtres. Les paramètres de l'ondelette de Morlet sont obtenus par le principe du «coefficients de corrélation maximal».

La fréquence centrale optimale est obtenue par le filtrage de corrélation d'ondelettes, et la fréquence de la bande passante optimale est celle qui correspondant à la réalisation d'un filtre qui maximise le Spectre de Kurtosis (SK).

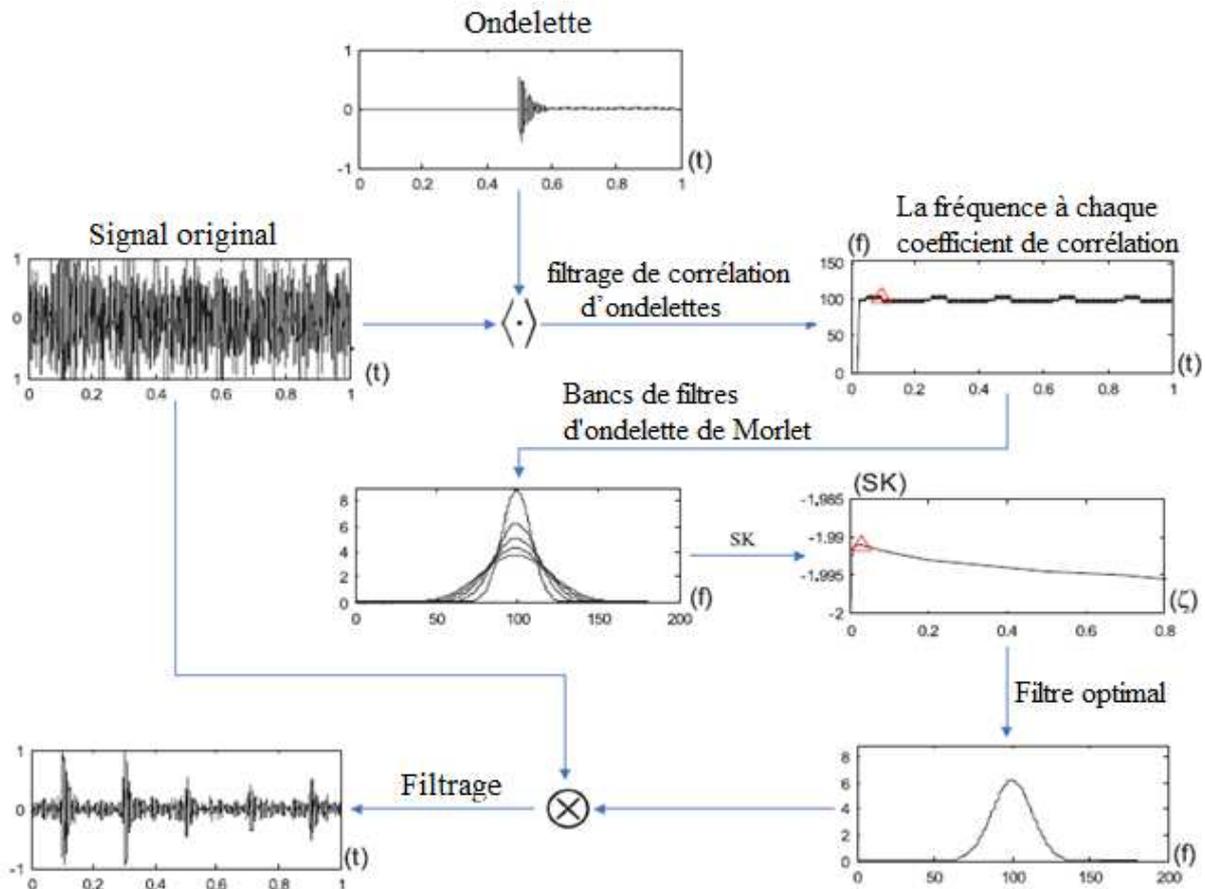


Fig. 2.4 : Méthode de Liu basée sur le SK [Liu 2014].

5.2. SVD (Singular Value Decomposition)

La méthode de débruitage par seuillage, proposée par J. Lin et L. Qu et décrite précédemment, est un outil efficace pour le filtrage du bruit blanc Gaussien. Mais dans certains cas, l'ondelette de Morlet ne peut pas s'adapter avec l'extraction des composantes impulsives. En plus, la bande passante (f_b) de l'ondelette de Morlet est optimisée à base de l'entropie d'ondelette de Shannon, mais la fréquence centrale (f_c) n'est pas optimisée.

Pour dépasser les insuffisances de la méthode de J. Lin et L. Qu [Lin 2000], une nouvelle méthode de débruitage basée sur l'ondelette adaptive de Morlet et SVD (Singular Value

Decomposition), qui est très convenable pour les signaux impulsifs, est proposée par Jiang et al. [Jiang 2011].

La résolution temps-fréquence peut être adaptée avec différents signaux d'intérêt. Une méthode de construction d'une matrice est utilisée pour la construction d'une matrice des coefficients d'ondelette. Selon le théorème de SVD, le SVD d'une matrice réelle A de dimension $(M \times N)$ est défini par [Jiang 2011]:

$$A = U\Lambda V^T \quad (2.33)$$

Où : U et V sont, respectivement, des matrices orthogonales de dimensions $(M \times M)$ et $(N \times N)$. C.-à-d $UU^T = I_m$ et $VV^T = I_n$ avec (I) la matrice identité.

(Λ) est une matrice diagonale de dimension $(M \times N)$. Tous les éléments diagonaux σ_i ($i = 1, 2, \dots, M$) ($M \leq N$) sont rangés en ordre descendant ($\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_M \geq 0$). Ces éléments diagonaux sont appelés les valeurs singulières de la matrice (A) . L'équation (2.33) peut être écrite comme suit :

$$A = U\Lambda V^T = \sum_{i=1}^K \sigma_i u_i v_i^T \quad (2.34)$$

Où : K est le rang de la matrice (A) . (u_i) et (v_i) sont, respectivement, les vecteurs des matrices (AA^T) et $(A^T A)$.

Pour un signal discret $S = [s(1), s(2), \dots, s(n)]$ qui contient des composantes périodiques de période (T) , la matrice peut être construite avec ce signal comme suit :

$$A = \begin{pmatrix} s(1) & s(2) & \dots s(M) \\ s(M+1) & s(M+2) & \dots s(2M) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ s((N-1)M+1) & s((N-1)M+2) & \dots s(NM) \end{pmatrix} \quad (2.35)$$

Où : $(2 \leq M \leq n/2)$, $(NM = n)$ et $A \in R^{N \times M}$.

Selon le théorème de SVD, on apprend que le rang de la matrice (A) est égal à 1. Donc il y a seulement une valeur singulière qu'elle doit être non-zéro. Ce qui conduit à dire que seulement (σ_1) est non-zéro. Si le signal discret (S) est un signal bruité, ensuite le rang de la matrice (A) est égal à N , et il y a N valeurs singulières non-zéro. De plus, la valeur de (σ_1) est beaucoup plus grande que les autres valeurs singulières et le rapport de (σ_1/σ_2) , appelé SVR (Singular Value Ration), est maximal quand $(M\delta t = T)$; (δt) est l'intervalle d'échantillonnage de S). Par conséquent, le spectre de SVR peut être utilisé pour évaluer la périodicité des signaux. Mais l'utilisation du spectre de SVR pour évaluer la périodicité des signaux a des limites ; il conduit même à l'échec. La raison est qu'il existe une erreur de

période entre la période supposée ($M\delta t$) et la période (T) réelle, et le résultat véritable est qu'il est très loin du résultat idéal pour la matrice de construction qui sera accumulé à l'erreur. Pour résoudre ce problème, une méthode améliorée de construction de la matrice est proposée par Jiang et al [Jiang 2011].

Les calculs de cette méthode pour la sélection de la transformée convenable, basée sur le SVD, peut se résumer dans les étapes suivantes :

(1) Calcul de la transformée en ondelette du signal selon l'équation (2.05) après la désignation de l'ondelette optimale de Morlet. La matrice des coefficients d'ondelette avec la dimension de ($m \times n$), (m est le nombre total de l'échelle, n est le nombre d'échantillonnage du signal), est obtenue.

(2) Prendre chaque ligne de la matrice des coefficients d'ondelette correspondant à l'échelle a_i ($1 \leq i \leq m$) comme signal discret (S_i), et construire la matrice avec la méthode améliorée de construction de matrice selon l'équation de normalisation de SVR selon l'équation (2.35). L'exponentiel périodique (δ) peut être obtenu par SVD avec l'équation suivante:

$$\delta = \frac{\sigma_1 - \sigma_2}{\sigma_1} \quad (2.36)$$

(3) régler ($i = i + 1, i \in [1, m]$), et répéter les étapes précédentes jusqu'à ($i = m$), ensuite la relation entre l'exponentiel périodique (δ_i) et l'échelle (a_i) est obtenue. Cette relation est nommée spectre de SPE (Scale Periodical Exponential). L'exponentiel périodique (δ_i) est calculé par :

$$\delta_i = \frac{\sigma_{i_1} - \sigma_{i_2}}{\sigma_{i_1}} \quad (2.37)$$

Où : $1 \leq i \leq m$, m est le nombre total des échelles.

(4) A partir du spectre SPE, on peut sélectionner la transformée échelle appropriée (a_i) correspondante au maximum de (δ_i).

Après la sélection de la transformée échelle appropriée (a_i) le filtrage d'ondelette est obtenu par l'équation :

$$W(a, b) = \sqrt{a} F^{-1}\{S(f)\Psi^*(af)\} \quad (2.38)$$

Où : $S(f)$ et $\Psi^*(f)$ sont, respectivement, la transformée de Fourier de $S(t)$ et $\Psi^*(t)$. (F^{-1}) est la transformée inverse de la transformée de Fourier.

Ensuite le débruitage des signaux vibratoires acquis est réalisé et le bruit est enlevé des signaux bruités.

L'analyse expérimentale et l'application sur un signal bruité indiquent la performance de cette méthode. Les résultats expérimentaux sur les machines tournantes et sur les

engrenages ont montré que la méthode est une approche efficace de détection des défauts des éléments impulsifs cachés causés par des chocs dans les signaux vibratoires et performe mieux pour le diagnostic des défauts des éoliennes.

Le critère de l'optimisation de la bande passante (f_b) et la fréquence centrale (f_c) est celui de l'entropie minimale de Shannon, décrite précédemment. La relation entre la bande passante (f_b) et l'entropie de l'ondelette est illustré dans la figure 2.5.

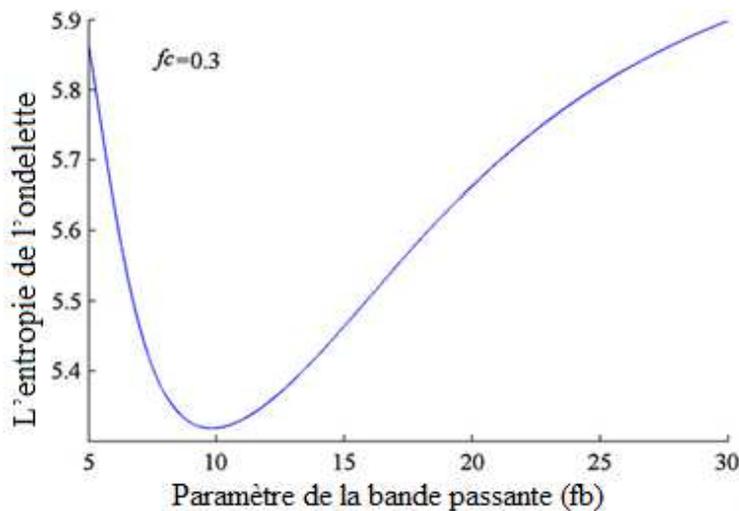


Fig.2.5: La relation entre (f_b) et l'entropie [Lin 2000, Jian 2011].

5.3. L'extraction d'entropie de l'énergie

Pour suivre les tendances des dégradations des performances des roulements en utilisant les chocs cachés dans le signal vibratoire, Zhao et al [Zhao 2013] proposent une méthode basée la transformée en ondelette et l'extraction de l'entropie de l'énergie. L'extraction de toutes les informations de l'entropie de l'énergie à partir des données vibratoires des machines tournantes peut donner ces tendances de dégradation parce-que le défaut local dans les machines tournantes cause généralement la variance de distribution d'énergie des différents rangs de fréquence. Pendant que la probabilité de détecter les défauts d'une manière précoce est faible, l'optimisation des paramètres de l'ondelette de Morlet à base de l'entropie minimale de Shannon (décrite précédemment) assure l'ajustement de l'adaptation des paramètres de l'ondelette de Morlet sans déviation des composants caractérisent le défaut. Avec une meilleure correspondance entre l'ondelette mère et les caractéristiques du défaut, l'extraction de l'information de l'entropie de l'énergie peut être utilisée pour améliorer la sensibilité de diagnostic précoce des défauts.

Pour la collection des données vibratoires, Zhao et al [Zhao 2013] utilisent deux capteurs dans les machines tournantes. La procédure de l'extraction en plaines informations de l'entropie d'énergie de l'ondelette $H_{FE}(p)$ est illustrée sur la figure 2.6.

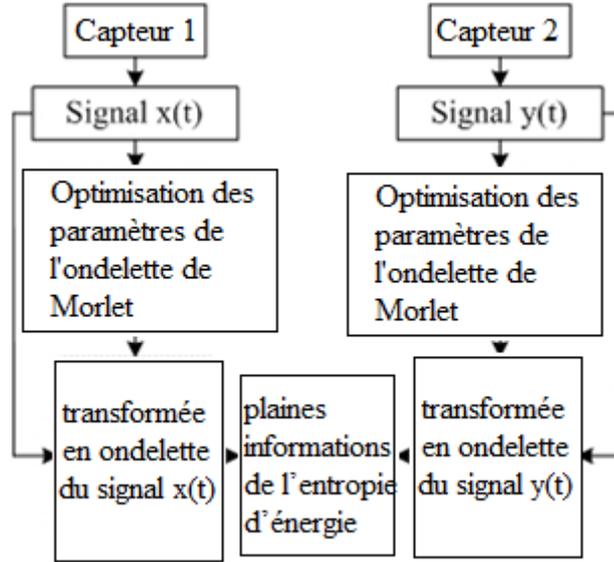


Fig. 2.6 : Procédure de l'extraction de $H_{FE}(p)$ basée sur l'optimisation de la transformée en ondelette de Morlet [Zhao 2013].

Les détails de l'extraction de $H_{FE}(p)$ sont résumés comme suit:

- (1) Donner un rang initial pour les deux paramètres (f_b) et l'échelle (a) (par exemple 0.1 à 20), et aussi un pas initial pour chacun (par exemple la valeur fixée de 0.1). L'optimisation du paramètre (f_b) est celle qui rend l'entropie de Shannon minimale.
- (2) Donner un rang spécifique pour l'échelle (a), la transformée en ondelette continue pour le signal $x(t)$ et $y(t)$ est calculé avec les paramètres de Morlet optimisés. Ensuite les coefficients d'ondelette $W_g(a_j, b)$ pour l'échelle (a_j) sont utilisés pour calculer $H_{FE}(p)$ selon la formule suivante :

$$H_{FE}(p) = - \sum_{i=1}^M \left\{ \frac{[W_g^x(a_i, b)]^2 + [W_g^y(a_i, b)]^2}{\sum_{j=1}^M ([W_g^x(a_j, b)]^2 + [W_g^y(a_j, b)]^2)} \right\} * \log \left\{ \frac{[W_g^x(a_i, b)]^2 + [W_g^y(a_i, b)]^2}{\sum_{j=1}^M ([W_g^x(a_j, b)]^2 + [W_g^y(a_j, b)]^2)} \right\} \quad (2.39)$$

Où : $W_g^x(a_i, b)$ et $W_g^y(a_i, b)$ sont les coefficients de la transformée en ondelette pour l'échelle (a_i).

- (3) Avec l'extraction en plaines informations de l'entropie d'énergie de l'ondelette $H_{FE}(p)$ pour chaque segment de temps, la performance des tendances de dégradation des roulements conduisent à identifier le défaut qui peut être tracé.

A partir de l'application de la méthode sur les signaux vibratoire des roulements, les résultats ont montré que les défauts peuvent se refléter par le processus de dégradation de l'état des roulements et la sécurité opérationnelle des roulements peut être assurée par la détection précoce. Zhao et al [Zhao 2013] ont montré l'aptitude de cette méthode à détecter le défaut d'une manière précoce.

5.4. L'Autocorrélation

Lorsque le défaut localisé se produit dans les roulements, les caractéristiques impulsives périodiques du signal vibratoire apparaissent dans le domaine temporel, et les composantes fréquentielles correspondantes BCFs (Bearing Characteristic Frequencies) s'émergent dans le domaine fréquentiel. Cependant, dans la phase précoce des défauts de roulements, le BCFs contient une très petite énergie et il est souvent surchargé par le bruit. Une méthode effective de traitement de signal est nécessaire pour éliminer le bruit et les interférences.

Su et al, dans l'article [Su 2010], proposent une nouvelle méthode hybride basée sur l'ondelette de Morlet et l'autocorrélation. Au début, pour éliminer les fréquences associées aux vibrations interférentes, le signal est filtré par un filtre passe bande construit par l'ondelette de Morlet où les paramètres de l'ondelette de Morlet sont optimisés par des algorithmes génétiques. Ensuite, afin de mieux réduire le bruit résiduel et mettre en évidence les caractéristiques périodiques impulsives, un algorithme d'autocorrélation est appliqué au signal filtré. Dans l'enveloppe d'autocorrélation du spectre de puissance, seulement plusieurs raies spectrales simples seraient laissées, ceux qui sont très simple pour l'opérateur d'identifier le type de défaut de roulement. De plus, la méthode proposée peut être menée de façon presque automatique [Su 2010].

L'algorithme proposé est composé de trois processus décrits comme suit :

(1) L'autocorrélation du signal est filtrée par un filtre passe-bande afin d'améliorer la caractéristique impulsive périodique compliquée. La fonction d'autocorrélation implique seulement un seul signal et fournit des informations sur la structure du signal ou son comportement dans le domaine temporel. L'enveloppe $C(t)$ du signal filtré est exprimée par le module de la fonction analytique (2.38):

$$C(t) = \sqrt{[Re\{W(a, b)\}]^2 + [Im\{W(a, b)\}]^2} \quad (2.40)$$

Où: $W(a, b)$ est donnée en équation (2.38).

Le signal filtré est formé des coefficients d'ondelette $W(a, b)$ dont la longueur est la même que le signal d'origine $s(k)$. Ici $k = 1, 2, \dots, K$ et K est le nombre de points d'échantillonnage. Donc l'autocorrélation de $W(a, b)$ peut prendre la forme suivante:

$$r_{ss}(l) = E[W_{a,b}(k) \cdot W_{a,b}^*(k+l)]; \quad l = 0, 1, 2, \dots, k-1. \quad (2.41)$$

Où (l) est l'indice de retard (intervalle de temps spécifique), $E[.]$ dénote l'opérateur d'espérance mathématique.

A travers l'opération d'autocorrélation, la composante du signal impulsive périodique liée avec le défaut de roulement est renforcée tandis que la composante du signal de bruit stochastique est affaiblie.

(2) Le spectre de puissance de l'enveloppe d'autocorrélation:

$$R(f) = F[R_{ss}(l)] \quad (2.42)$$

$$p(f) = R(f)R^*(f) \quad (2.43)$$

Où $F[.]$ dénote la transformée de Fourier et $P(f)$ est le spectre de puissance.

Si $R_{ss}(l)$ est égale à $r_{ss}(l)$ exprimée en Equation (2.41), le spectre de puissance d'autocorrélation est obtenu. Dans le même temps, le spectre de puissance de l'enveloppe d'autocorrélation est obtenu si $R_{ss}(l)$ prend l'enveloppe de $r_{ss}(l)$.

(3) L'amélioration du spectre de puissance de l'enveloppe d'autocorrélation par l'utilisation de la fonction d'entropie de Shannon prolongée. Parfois, il y a beaucoup de raies spectrales d'amplitudes relativement faibles existantes dans le spectre. Afin de faciliter l'observation, une fonction d'entropie de Shannon étendue est proposée pour régler ce problème.

On peut résumer la méthode proposée par Su et al dans les points suivants :

- Mesurer le signal vibratoire
- Sélectionner les paramètres de l'ondelette de Morlet par les algorithmes génétiques.
- Avoir le signal filtré par le filtre optimal de l'ondelette de Morlet.
- Calculer la fonction d'autocorrélation du signal filtré.
- Avoir l'enveloppe de la fonction d'autocorrélation.
- Calculer le spectre de puissance de l'enveloppe d'autocorrélation.
- Avoir le spectre de puissance de l'enveloppe d'autocorrélation amélioré par l'entropie de Shannon prolongée.
- Comparer les BCFs dans le spectre de puissance de l'enveloppe d'autocorrélation amélioré.
- Diagnostiquer si le défaut existe ou non et déterminer le type de défaut.

Les résultats obtenus à partir des expériences de simulation et pratiques montrent que la méthode proposée est très efficace pour palier les défauts de diagnostic.

6. Conclusion

Dans ce deuxième chapitre, nous avons présenté une étude de l'état de l'art portant sur les méthodes basées sur l'ondelette de Morlet. Nous avons balayé quelques méthodes utilisant l'ondelette de Morlet comme un outil de base pour le diagnostic et la détection des défauts des éléments tournants.

Dans la littérature, on trouve plusieurs applications et méthodes sur le thème de l'ondelette de Morlet dans le but de résoudre les problèmes de diagnostic des défauts des éléments rotatifs. La citation de toutes ces publications est impossible. Nous avons donné des applications typiques selon l'optimisation des paramètres de l'ondelette de Morlet.

Les prochains chapitres sont réservés pour notre contribution dans le domaine du diagnostic précoce des systèmes d'engrenages.

CHAPITRE 3 :

Prédiction des défauts par l'utilisation de l'ondelette de Morlet adaptée et l'autocorrélation

Résumé : Dans ce chapitre, nous présentons deux méthodes proposées pour la prédiction de défauts des machines tournantes afin de les protéger. La première méthode utilise l'ondelette de Morlet avec l'optimisation de ses paramètres caractéristiques. L'autre méthode est basée sur l'autocorrélation.

L'aptitude des méthodes proposées sera démontrée à l'aide des signaux de test simulés et qui sont utilisés dans la littérature.

Sommaire :

1. Introduction	50
2. La transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA)	50
3. Coefficients d'autocorrélation	53
4. Signaux de simulation	55
4.1 Signal sinusoïdal	55
4.2 Somme de trois signaux sinusoïdaux décalés	56
4.4 Modulation d'amplitude	58
4.5 Modulation de fréquence	59
4.6 Modulation d'amplitude et de fréquence	61
5. Simulation du signal d'engrenage	63
5.1. Simulation du signal d'engrenage par Qin	63
5.2. Simulation des défauts d'engrenage par McFadden	67
6. Les valeurs optimales obtenues	71
7. Conclusion	72

1. Introduction

Ils existent plusieurs types d'ondelettes mères telles que: Haar, Daubechies, Gaussian, Meyer, chapeau Mexician, Morlet, Coiflet, Symlet, Biorthogonal et autres. Le challenge le plus indispensable est la sélection de cette ondelette mère. Dans la littérature, on trouve plusieurs applications qui se basent sur l'utilisation de l'ondelette de Morlet dans le but de diagnostic des défauts des machines rotatives.

L'ondelette de Morlet possède deux paramètres essentiels. Nous avons présenté, au chapitre 2, l'état de l'art de l'utilisation de l'ondelette de Morlet. Ainsi dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes et applications de diagnostic des défauts des machines tournantes qui sont basées sur l'ondelette de Morlet. Selon l'optimisation des paramètres (f_b) et (f_c) de l'ondelette de Morlet, les chercheurs se subdivisent en trois groupes : ceux qui n'ont pas pris en considération l'optimisation de ces deux paramètres, ceux qui ont optimisé le paramètre (f_b) et d'autres qui ont optimisé les deux paramètres au même temps.

Dans ce chapitre, nous présentons le développement de deux méthodes de prédiction de défauts des machines tournantes : la première utilise l'ondelette de Morlet avec optimisation de ses paramètres et la seconde méthode est basée sur l'autocorrélation. Des signaux modèles de test sont utilisés pour la validation de ces méthodes.

2. La transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA)

Nous avons étudié au chapitre précédent l'ondelette de Morlet qui est caractérisée par deux paramètres de contrôle (f_b) et (f_c) selon l'équation suivante [Jiang, 2011], [Christos, 2014], [He, 2011] :

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp(j2\pi f_c t) \exp(-t^2/f_b) \quad (3.1)$$

Où: (f_b) est la bande passante, et (f_c) est la fréquence centrale de l'ondelette.

Pour obtenir les paramètres optimaux (f_b) et (f_c) de l'ondelette de Morlet, nous avons développé la procédure d'adaptation suivante basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette [Ayad2, 2014] :

a- Choisir la marge de variation initiale de la bande passante ($f_b \in [b_1, b_2]$) et la marge de variation initiale de la fréquence centrale ($f_c \in [c_1, c_2]$).

b- Choisir une valeur initiale des pas pour la bande passante (f_b) et la fréquence centrale (f_c).

c- Fixer le paramètre de la bande passante (f_b) à une valeur initiale égale à la valeur inférieure de l'intervalle de variation de la bande passante (f_b), ($f_b = b_1$).

d- Pour toutes les valeurs de (f_c), on détermine l'ondelette de Morlet définie par l'équation (3.1), puis on calcule les coefficients de la transformée en ondelette de Morlet continue ($TO_{a,b}(t)$) du signal $s(t)$ selon l'équation (2.5) (chapitre 2) :

$$[TO_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)\Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt].$$

e- On enregistre en mémoire les coefficients de ($TO(a, b)$) pour chaque paire de paramètres (f_b) et (f_c).

f- La paire de paramètres optimaux (f_b) et (f_c) correspondants à la valeur maximale de la transformée en ondelette ($TO_{a,b}(t)$) sera retenue:

$$TO_{\max} = \text{Max}[TO_{a,b}(t)] \quad (3.2)$$

g- Finalement, la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA) du signal $s(t)$ est obtenue.

La figure (3.1) présente l'organigramme d'adaptation de l'ondelette de Morlet à base du critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette.

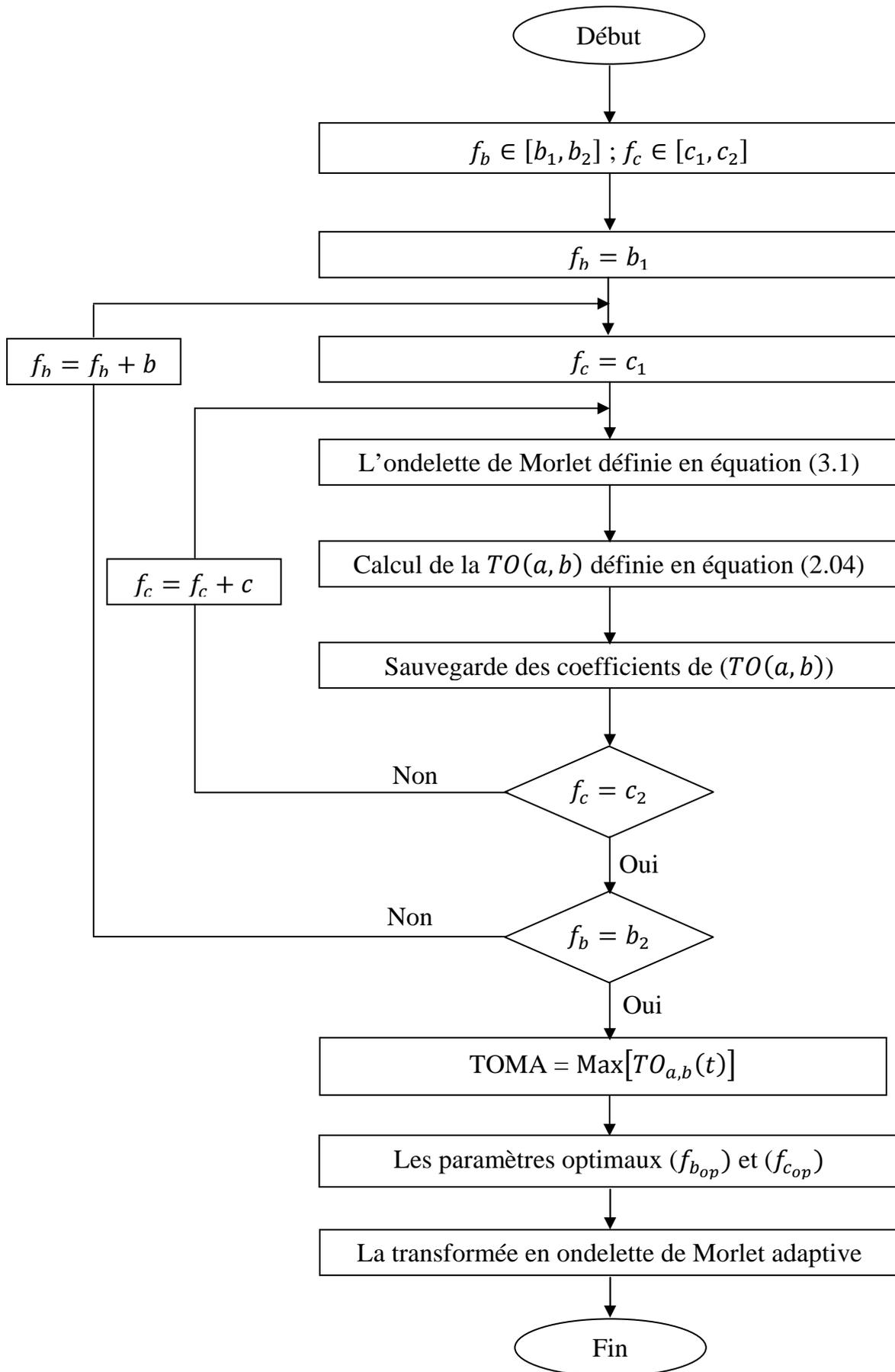


Fig. 3.1: L'organigramme d'adaptation proposée pour l'ondelette de Morlet (TOMA).

Plusieurs techniques basées sur l'ondelette de Morlet adaptée ont été proposées dans la littérature [Lin, 2000], [Jiang, 2011], [Nikolaou, 2002]. La plupart de ces méthodes utilise l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS) (décrit au chapitre 2) pour l'optimisation des paramètres de l'ondelette de Morlet. Ces approches manifestent de bonnes performances dans les applications d'extraction des défauts de machines tournantes à travers le traitement par l'ondelette de Morlet des signaux vibratoires. Toutefois, ces techniques n'ont pas été appliquées pour la détection précoce des défauts. A cet effet, et pour évaluer la performance de notre technique développée, nous allons effectuer les mêmes tests à l'aide du critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS). Cette évaluation est basée sur la comparaison entre les résultats obtenus par notre méthode et ceux obtenus par l'ondelette de Morlet adaptée selon le critère de l'EOS.

La représentation des TOMAs est donnée sous forme d'un scalogramme. Le scalogramme est une distribution d'énergie temps-échelle associée à la transformée en ondelette. Cette distribution représente l'énergie des coefficients de la transformée en ondelette de Morlet adaptée. Elle est usuellement définie comme le carré de la valeur absolue de la transformée en ondelette [Yesilyurt, 2004] selon l'équation suivante :

$$[Scal_{a,b}(t) = [TO_{a,b}(t)]^2 \quad (3.3)$$

3. Coefficients d'autocorrélation

Les vibrations aléatoires étant par nature imprévisibles, les valeurs futures du signal ne peuvent se définir que sur la base de probabilités. On considère alors le signal aléatoire comme la réalisation d'un processus stochastique, c'est-à-dire l'évolution dans le temps d'une variable aléatoire. On parle de cyclostationnarité d'un processus stochastique représentant le signal lorsque les paramètres statistiques qui le gouvernent varient périodiquement. La fonction d'autocorrélation calcule les dépendances internes du signal. Par exemple, dans le cas des images, une image fortement régulière et homogène aura une forte autocorrélation.

Les signaux vibratoires des machines tournantes sont constitués de composantes périodiques et aléatoires. La fonction d'autocorrélation est suggérée pour détecter la périodicité de la signature du défaut [Rafiee, 2009]. L'autocorrélation permet de mieux comprendre l'évolution du processus à travers le temps par l'utilisation de la probabilité de la relation

entre les valeurs des données séparées par un nombre spécifique de pas de temps appelées « lags » [Rafiee, 2009], [Kankar, 2013], [Su, 2010].

Pour un signal $s(t)$, la fonction d'autocorrélation $R_x(t)$ est généralement définie comme la corrélation-croisée du signal $s(t)$ avec lui-même. La corrélation-croisée d'un signal $x(t)$ et $y(t)$ est donnée par l'expression [Rafiee, 2009], [Kankar, 2013], [Su, 2010], [Ayad1, 2014]:

$$R_{xy}(t) = \sum_{n=0}^{\infty} x(n)y(n+r) \quad (3.4)$$

Si $x(n) = y(n)$ l'équation (3.4) devient une fonction d'autocorrélation :

$$R_x(t) = E[x(t), x(t-\tau)] \quad (3.5)$$

Où : (τ) est le pas de temps spécifique (lags).

$E[]$ est l'opération d'espérance mathématique.

Pour les processus ergodiques, l'espérance peut être remplacée par la limite de la moyenne temporelle. L'autocorrélation d'un processus ergodique est définie par :

$$R_x(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \int_0^T x(t) \cdot x(t+\tau) dt \quad (3.6)$$

La fonction d'autocorrélation atteint son pic à l'origine, où elle prend la valeur réelle, c.-à-d :

$$|R_x(\tau)| \leq |R_x(0)| \quad (3.7)$$

La fonction d'autocorrélation des coefficients d'ondelette est définie comme l'intégrale du produit de la transformée en ondelette $TO_{a,b}(t)$ avec elle-même $TO_{a,b}(t+\tau)$ retardée de (τ) selon l'équation suivante :

$$R_{xx}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} TO_{a,b}(t) \times TO_{a,b}(t+\tau) dt \quad (3.8)$$

Nous appelons le point du centre, où l'autocorrélation atteint son pic maximal, point P.O.M (Point d'Origine Maximal). Si la dimension d'une fonction $x(t)$ est égale à (M) avec $(M > 1)$, la fonction d'autocorrélation aura une dimension de $(2 \times M - 1)$.

La seconde méthode proposée, pour la prédiction de défauts des machines tournantes, consiste à calculer l'autocorrélation de la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA). Dans ce cas, la TOMA est une matrice à deux dimensions $(M \times N)$, et en conséquence la fonction d'autocorrélation aura aussi deux dimensions $(O \times P)$ avec:

$$O = 2 \times M - 1 \text{ et } P = 2 \times N - 1.$$

4. Signaux de simulation

Cette section est réservée à la validation et le test des méthodes proposées pour détecter la signature de défauts des machines tournantes. Le problème de détection est considéré comme une simple recherche de la signature dans le domaine temps-échelle par l'utilisation des scalogrammes. La détection des défauts est une application critique et nécessite des algorithmes spécifiques, en plus ces algorithmes ne sont pas toujours efficaces dans toutes les situations [Vanderghyest, 2002].

Les signaux vibratoires mesurés dans les systèmes d'engrenages sont très compliqués et présentent des multi-composants : les vibrations d'engrènement des dents, les vibrations de la rotation des arbres des engrenages, les vibrations de résonance d'engrenage et les vibrations dues aux différents défauts d'engrenage. Afin de simuler ces différents composants de vibrations, et pour évaluer les performances et l'efficacité des deux méthodes proposées, nous avons utilisé les signaux de test disponibles dans la littérature scientifique. On note ici que la fonction d'autocorrélation est exprimée en trois dimensions. Pour permettre d'estimer les valeurs de la fonction d'autocorrélation, nous avons donné une autre visualisation basée sur le contour de l'autocorrélation.

4.1 Signal sinusoïdal

Le signal sinusoïdal est composé d'une seule fréquence fondamentale de 50Hz selon l'équation suivante:

$$s(t) = 1. \sin(2. \pi. 100. t) \quad (3.9)$$

La représentation temporelle de ce signal est donnée à la figure 3.2.a et la représentation dans le domaine fréquentiel à la figure 3.2.b.

Le scalogramme de la TOMA d'un signal composé d'une seule fréquence permet clairement d'observer la fréquence du signal par des coefficients sous forme d'une bande parallèle à l'axe des abscisses (Fig. 3.2.c). Dans le cas du scalogramme du même signal obtenu avec le critère de l'EOS (Fig. 3.2.d), les coefficients sont aussi sous forme d'une bande parallèle et sa largeur est assez importante par rapport à celle de la TOMA.

Dû à la régularité et l'homogénéité du signal sinusoïdal, ce signal à une forte autocorrélation au point POM de valeur $POM(1000,30) = 9.098414 \times 10^5$ (Fig. 3.2.e et Fig. 3.2.f).

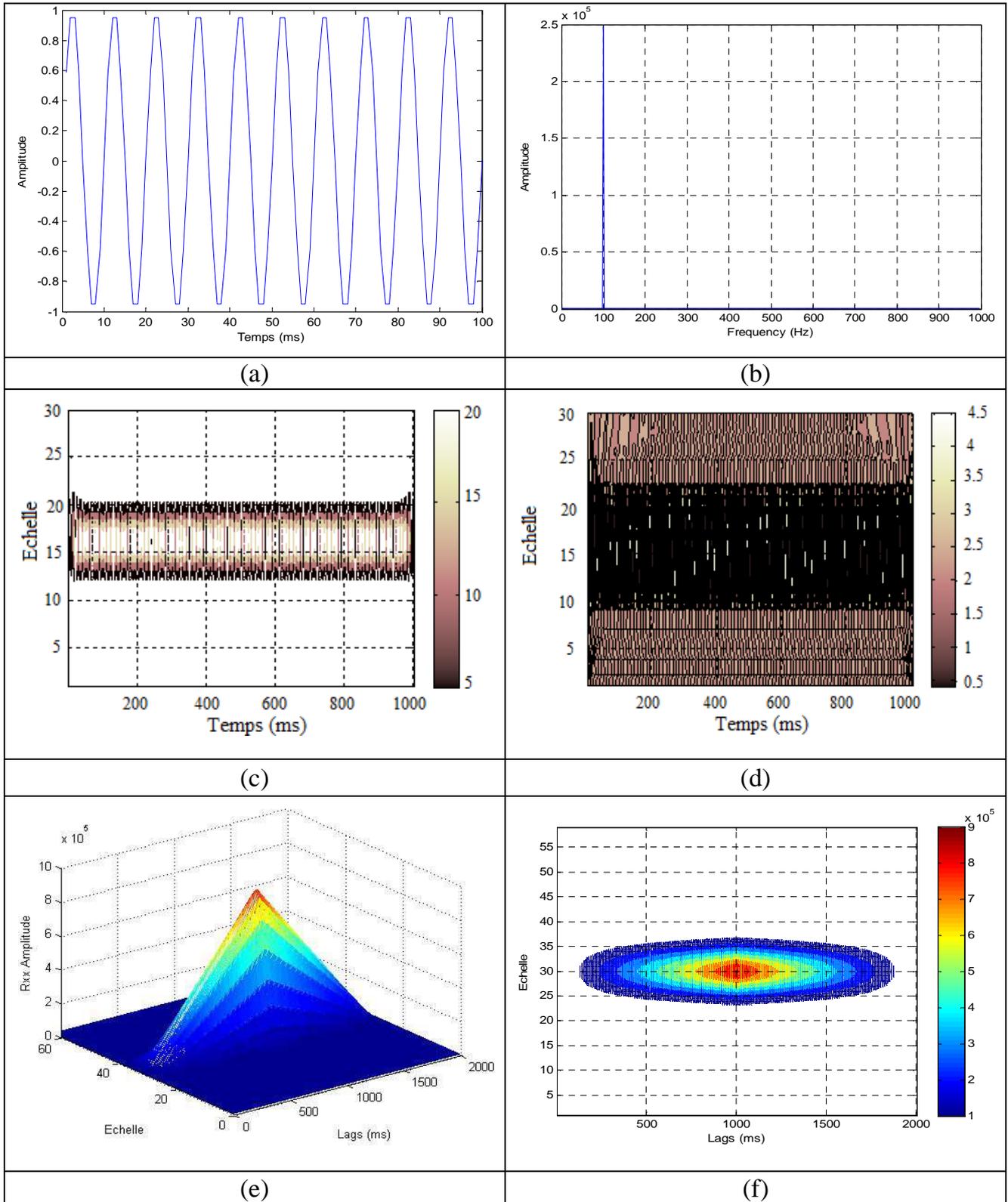


Fig. 3.2: Signal sinusoïdal: (a) Représentation temporelle, (b) Spectre de fréquence, (c) Scalogramme obtenu avec notre méthode TOMA, (d) Scalogramme obtenu avec l'EOS, (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

4.2 Somme de trois sinusoïdes décalées

Considérons un signal composé d'une somme de trois sinusoïdes décalées dans le temps selon l'équation suivante:

$$s(t) = A_1 \sin(2\pi f_1 t_1) + A_2 \sin(2\pi f_2 t_2) + A_3 \sin(2\pi f_3 t_3) \quad (3.10)$$

Avec : $A_1 = A_2 = A_3 = 1$; $f_1 = 100\text{Hz}$, $f_2 = 200\text{Hz}$, $f_3 = 300\text{Hz}$.

$t_1 \in [0, n]$, $t_2 \in [n_1, n]$, $t_3 \in [n_2, n]$; $n_1 < n_2$.

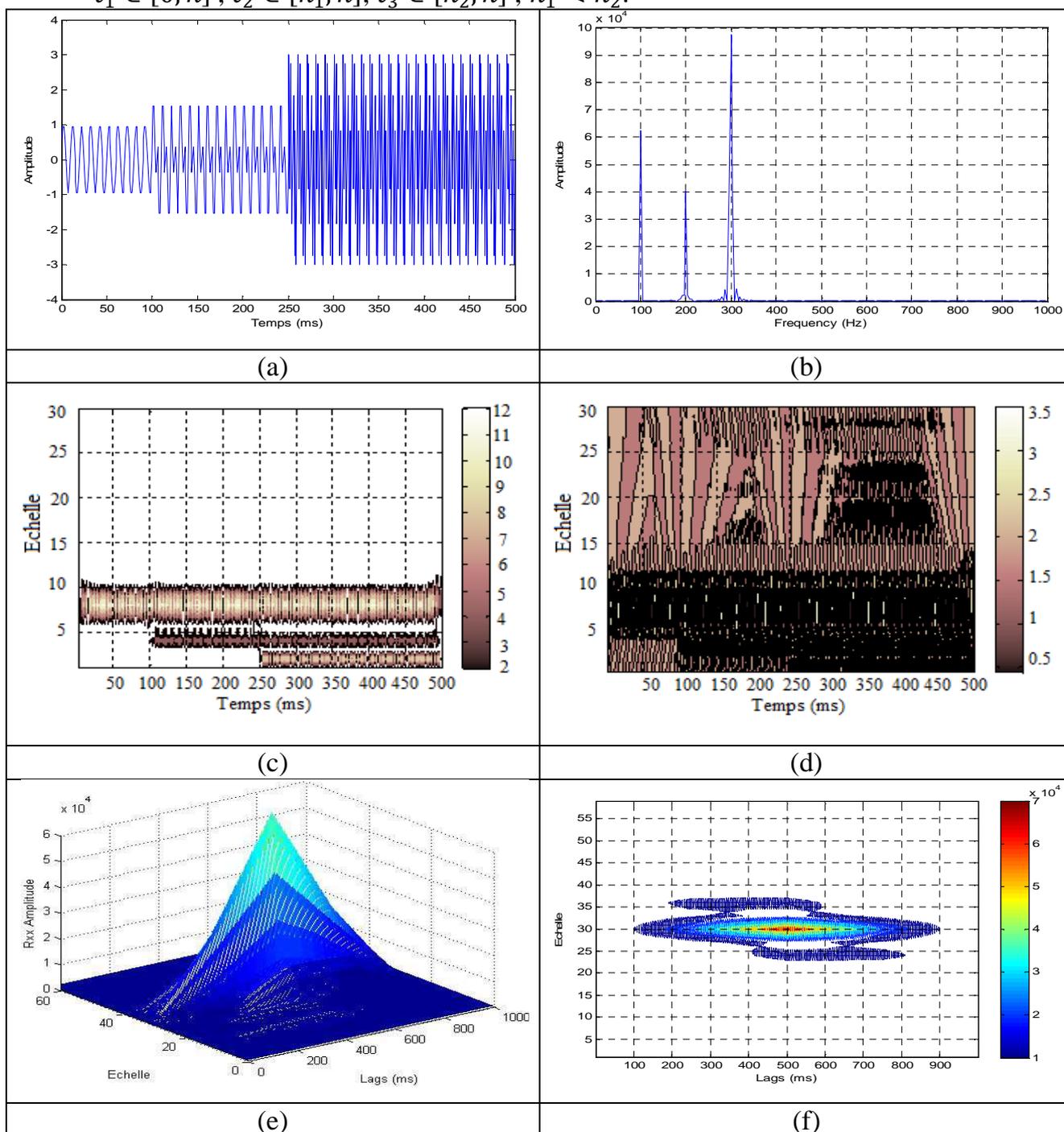


Fig. 3.3: Signal somme de trois sinusoïdes décalées: (a) Représentation temporelle, (b) Spectre de fréquence, (c) Scalogramme avec la TOMA, (d) Scalogramme avec l'EOS, (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

Le signal, dans son domaine temporel, est illustré sur la figure 3.3 (a) et sa représentation dans le domaine fréquentiel sur la Fig. 3.3 (b).

Les scalogrammes obtenus avec notre procédure la TOMA et le critère d'entropie de Shannon EOS, représentés en Fig. 3.3.c et Fig. 3.3.d respectivement, pour un signal composé de plusieurs fréquences donne des coefficients sous forme de bandes décalées dans le temps correspondant aux différentes fréquences. Les scalogrammes permettent d'extraire les composantes fréquentielles du signal et prendre en considération le décalage dans le temps.

Les Fig. 3.3.e et Fig. 3.3 représentent l'autocorrélation d'un signal composé de trois sinusoïdes et son contour. La régularité est moins prononcée que dans le cas d'un signal avec une seule fréquence et le point POM a une amplitude égale à $POM(500,30) = 7.13027 \times 10^4$.

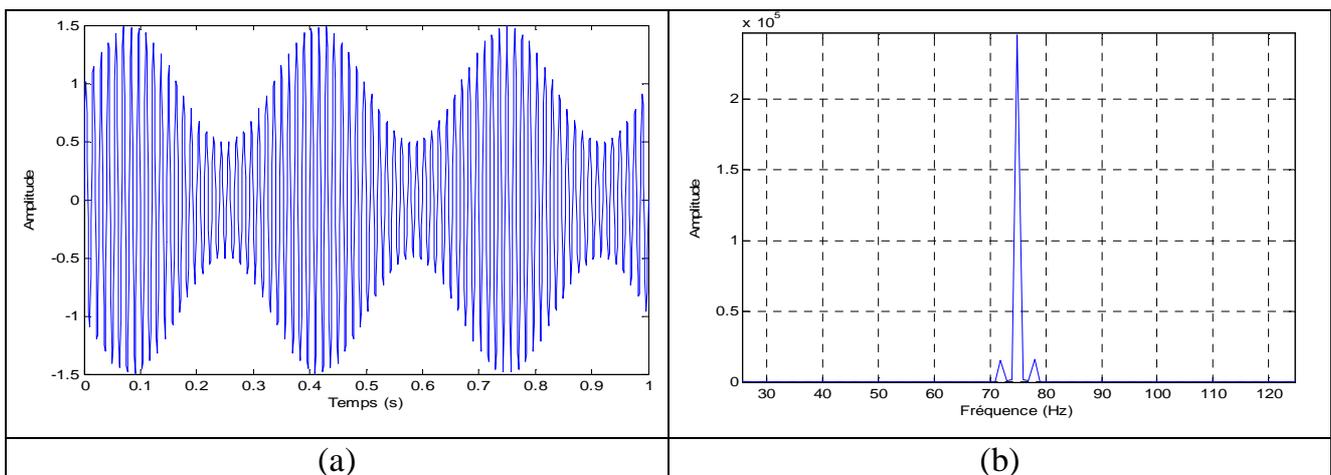
4.4 Modulation d'amplitude

Quelques effets de modulation d'amplitude et de phase sont causés par les défauts géométriques, d'assemblage et par des défauts locaux des engrenages [Yuan, 2005].

Le signal de test, modulé en amplitude avec une fréquence porteuse de 75 Hz et une fréquence du signal modulant de 3Hz, est donné par l'équation suivante :

$$s(t) = [1 + 0.5 \times \sin(6 \times \pi \times t)] \times \sin(150 \times \pi \times t) \quad (3.11)$$

La représentation temporelle du signal de l'équation (3.9) est représenté à la figure 3.4.a, et son spectre de fréquence à la figure 3.4.b.



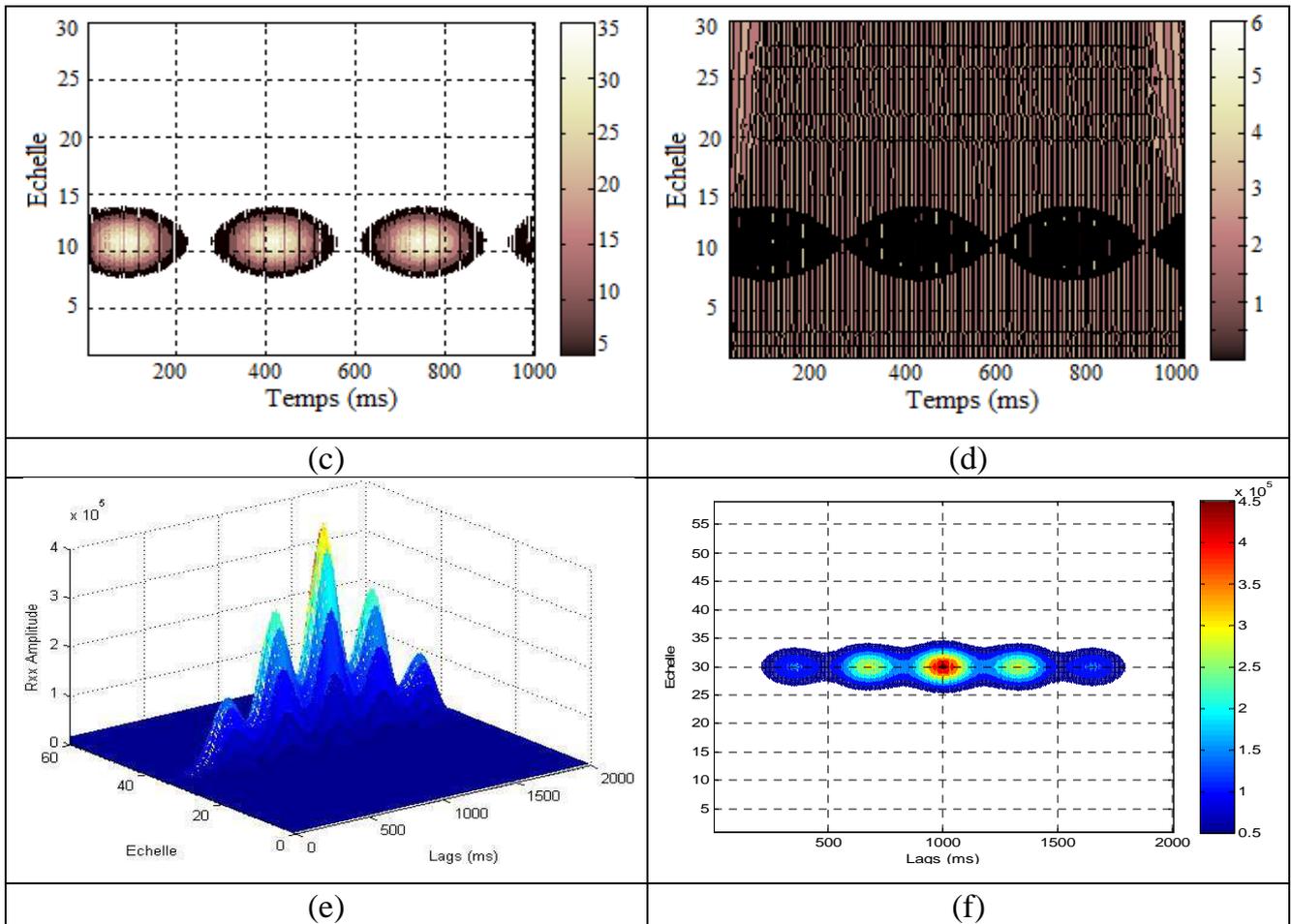


Fig. 3.4: Signal modulé en amplitude: (a) Représentation temporelle, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la TOMA, (d) Scalogramme avec l'EOS (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

Les scalogrammes de la TOMA et de l'EOS, représentés en Fig. 3.4.c et Fig. 3.4.d respectivement, pour un signal modulé en amplitude donne des coefficients sous forme de blocs (variation dans l'amplitude des coefficients) semblables à une modulation d'amplitude du signal.

La représentation de l'autocorrélation d'un signal modulé en amplitude est illustrée en Fig. 3.4.e et Fig. 3.4.f. On observe un ensemble de pics d'amplitude et un pic maximal au point POM d'amplitude égale à $POM(1000,30) = 4.6908667 \times 10^5$.

4.5 Modulation de fréquence

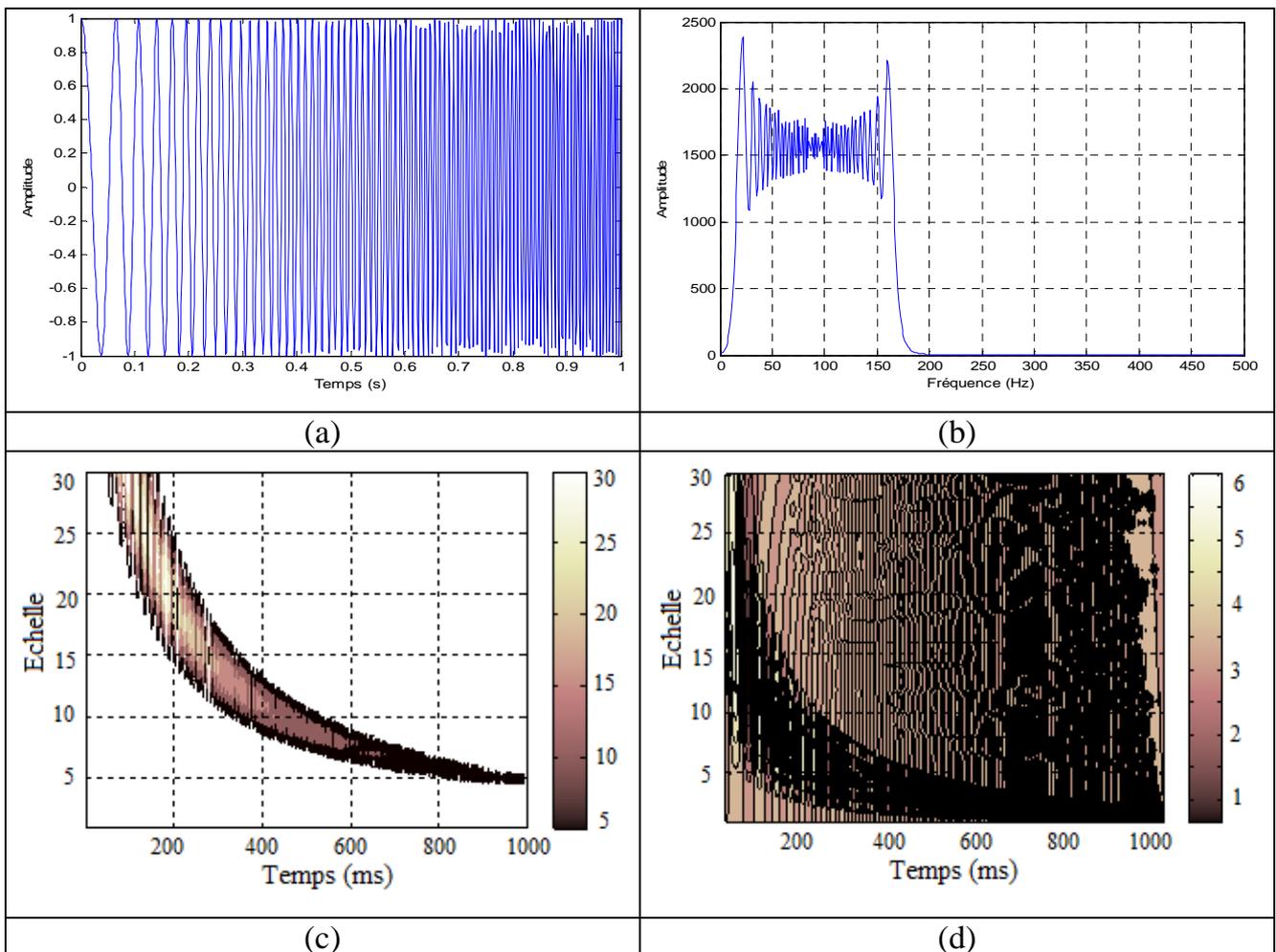
Le signal Chirp est un type de signal avec une amplitude constante, tandis que la fréquence change d'une valeur basse en une valeur haute en un temps donné. Le signal Chirp est caractérisé par une modulation de fréquence linéaire. Son contenu fréquentiel couvre la

bande passante du signal Chirp. Ce signal est utilisé dans diverses applications [Gelman, 2010], [Zhang, 2013], [Zamanian, 2011]. Dans notre cas, nous avons utilisé celui de Zamanian où l'équation du signal Chirp est donnée par:

$$s(t) = \cos(2 \times (10 + 80.t) \times \pi.t) \quad (3.12)$$

La représentation temporelle de ce signal est donnée à la figure 3.5.a et son spectre de fréquence à la figure 3.5.b.

Les scalogrammes de la TOMA et de l'EOS d'un signal modulé en fréquence sont représentés en Fig. 3.5.c et Fig. 3.5.d respectivement. A cet effet de modulation en fréquence, nous avons utilisé le signal "Chirp". Les scalogrammes de ce signal mettent en évidence la présence d'une modulation en fréquence. Nous observons bien cette modulation par les variations des coefficients de la transformée en ondelette.



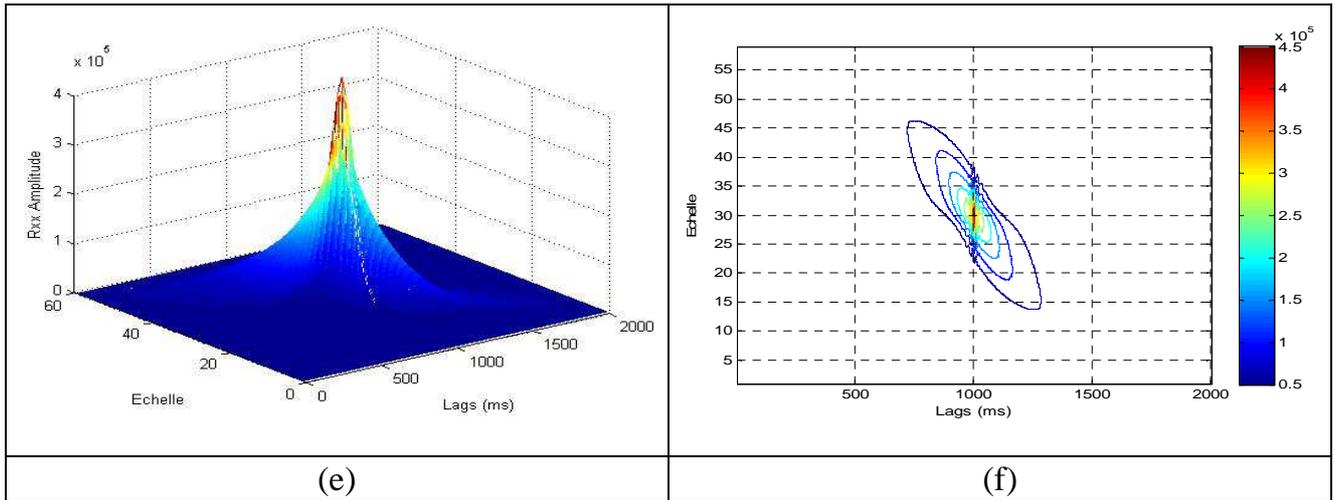


Fig. 3.5: Signal modulé en fréquence: (a) Représentation temporelle, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la TOMA, (d) Scalogramme avec l'EOS (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

La représentation de l'autocorrélation d'un signal modulé en fréquence est donnée en Fig. 3.5.e et Fig. 3.5.f. On observe un pic d'amplitude avec un déphasage dû à la modulation de fréquence et le point POM d'amplitude égale à $(1000,30) = 4.579252 \times 10^5$.

4.6 Modulation d'amplitude et de fréquence

Le changement dans les conditions mécaniques d'un système d'engrenage peut produire des changements dans le signal vibratoire qu'il génère [McFadden, 1987]. Ces changements peuvent prendre une forme d'augmentation d'amplitude ou de fréquence qui va conduire à une modulation d'amplitude ou de fréquence. En général la modulation de fréquence est beaucoup moins importante que la modulation d'amplitude [Yin, 2014].

Le signal de test modulé en amplitude et en fréquence est donné par l'équation suivante :

$$s(t) = [1 + 0.5 \times \sin(6 \times \pi \times t)] \times \sin(100 \times \pi \times t^2) \quad (3.13)$$

La représentation temporelle du signal modulé en amplitude et en fréquence de l'équation (3.11) est donnée en Fig. 3.6.a, son spectre de fréquence en Fig. 3.6.b.

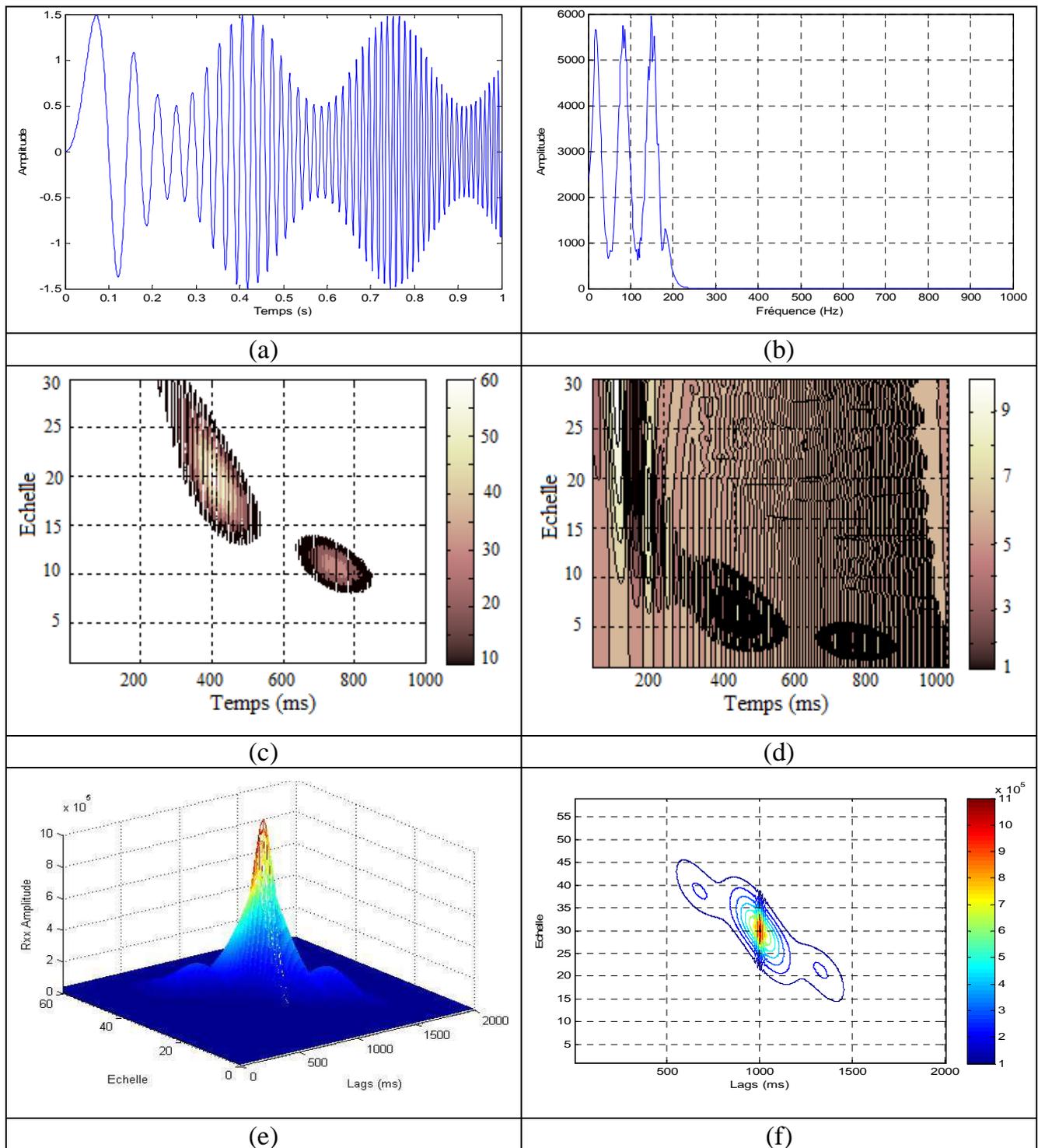


Fig. 3.6: Signal modulé en amplitude et en fréquence: (a) Représentation temporelle, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la TOMA, (d) Scalogramme avec l'EOS (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

Les scalogrammes de la TOMA et de l'EOS d'un signal modulé en amplitude et en fréquence sont représentés en Fig. 3.6.c et Fig. 3.6.d respectivement. Les scalogrammes de ce signal mettent en évidence la présence d'une modulation en amplitude et en fréquence. Nous observons bien cette modulation : la modulation d'amplitude se traduit par les

variations d'amplitude des coefficients et la modulation de fréquence par leur localisation non linéaire.

La représentation de l'autocorrélation d'un signal modulé en amplitude et en fréquence est donnée en Fig. 3.6.e et Fig. 3.6.f. Dans ce cas, le point POM a une amplitude de $(1000,30) = 1.1369177 \times 10^6$.

5. Simulation du signal d'engrenage

Pour faciliter le développement de diagnostic et les techniques de pronostiques pour les éléments de roulements dans les systèmes réels, il est nécessaire de simuler des modèles où les défauts peuvent être implémentés sous différentes conditions d'opération au lieu d'attendre l'apparition naturelle de ces défauts. Un grand nombre de modèles des signaux d'engrènements ont été proposés dans la littérature dans les deux décennies [McFadden, 1987], [Man, 2012], [Yin, 2014], [Yu, 2012], [Qin, 2013], [Sawalhi, 2008]. Ces modèles traduisent plus ou moins bien la réalité des signaux mesurés.

Dans notre cas, nous allons utiliser deux modèles du signal vibratoire d'engrenage; il s'agit du signal d'engrenage simulé par McFadden [McFadden, 1987] et celui introduit par Qin [Qin, 2013].

Le premier modèle proposé dans la littérature est celui de McFadden. Ce modèle est utilisé par plusieurs chercheurs à savoir : Man [Man, 2012], Yu [Yu, 2012], et Yin [Yin, 2014] et autres.

5.1. Simulation du signal d'engrenage par Qin

Pour les machines tournantes, le signal vibratoire mesuré est généralement la somme des composantes du signal vibratoire causées par les différents composants mécaniques. En analysant le signal vibratoire, nous pouvons surveiller la machine et détecter le type de défaut. Cependant, la caractéristique importante de défaut peut être incorporée dans l'une des composantes de vibration. Dans de nombreux cas, il est très difficile d'obtenir directement l'information du défaut à partir du signal vibratoire d'origine. Par conséquent, on doit d'abord séparer les composantes de vibration utiles à partir du signal vibratoire mesuré. Les composantes du signal vibratoire sont les impulsions, les harmoniques et les composantes modulées [Qin, 2013].

Si l'engrenage a un défaut local, comme l'usure, la fissure, la cassure de dent, etc..., lorsque l'engrenage s'engrène, la force impulsive causée par les défauts provoquera la variation de l'amplitude et de la phase du signal vibratoire, conduisant ainsi à la génération d'une modulation d'amplitude et une modulation de phase. Dans un tel cas, l'analyse du spectre de l'enveloppe est une méthode efficace pour extraire des informations de défaut. Le signal d'engrenage simulé par Qin [Qin, 2013] est donné par $x(t)$ tel que :

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \quad (3.14)$$

Avec :

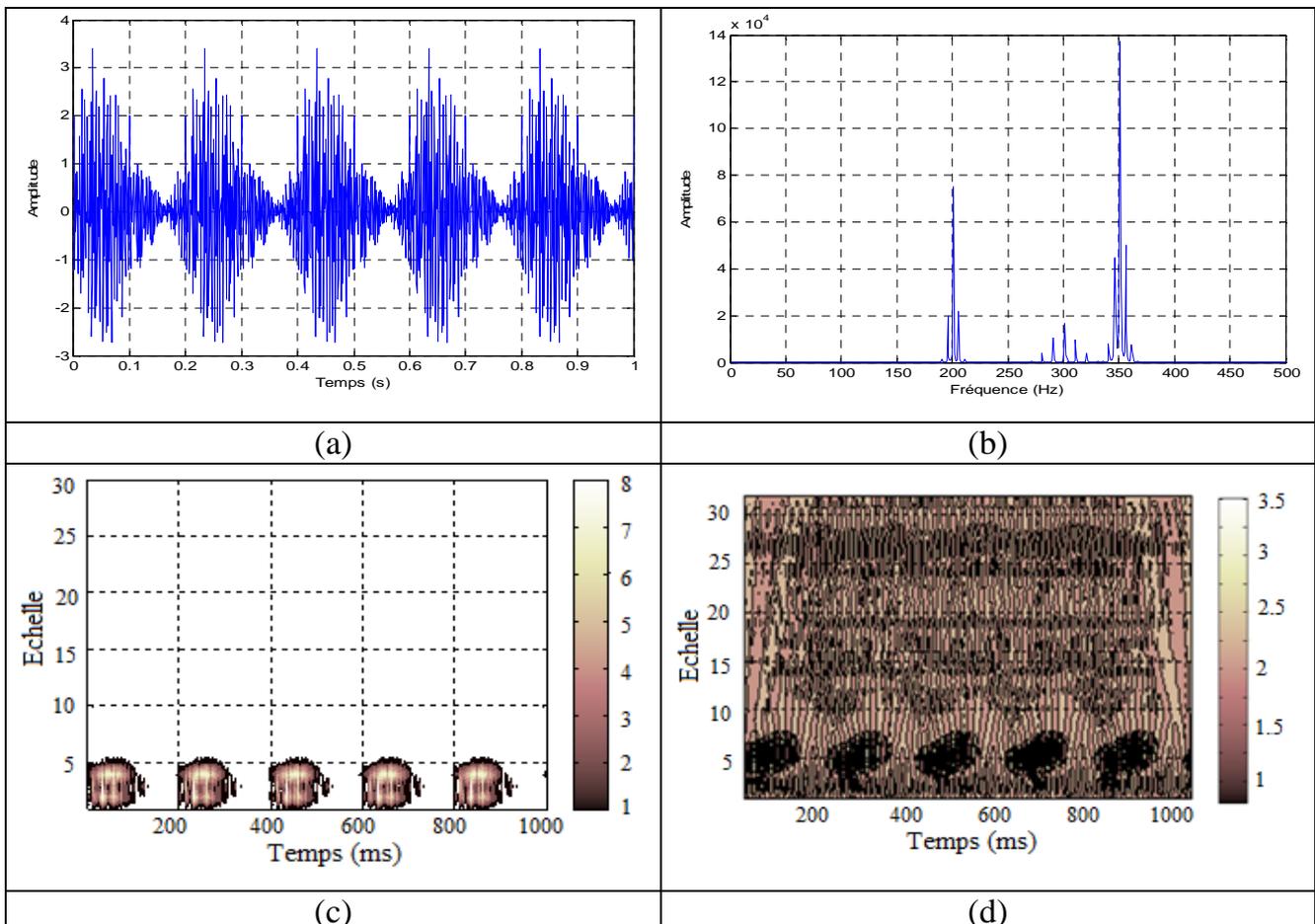
$$x_1(t) = [0.4 + 0.4\sin(2\pi \times 10t)]\cos[2\pi \times 700t + 1.5\sin(2\pi \times 10t)] \quad (3.15)$$

$$x_2(t) = [1 + \sin(2\pi \times 5t)]\cos[2\pi \times 350t + \sin(2\pi \times 5t)] \quad (3.16)$$

$$x_3(t) = [0.6 + 0.6\cos(2\pi \times 5t)]\cos[2\pi \times 200t + 0.6\sin(2\pi \times 5t)] \quad (3.17)$$

La fréquence d'échantillonnage est 3000 Hz.

Le signal vibratoire d'engrenage simulé est donné à la figure 3.7.a. Le spectre fréquentiel du signal est donné à la figure 3.7.b. On peut distinguer facilement la fréquence d'engrènement et ses harmoniques avec les raies latérales. Les raies latérales sont séparées par la fréquence de rotation.



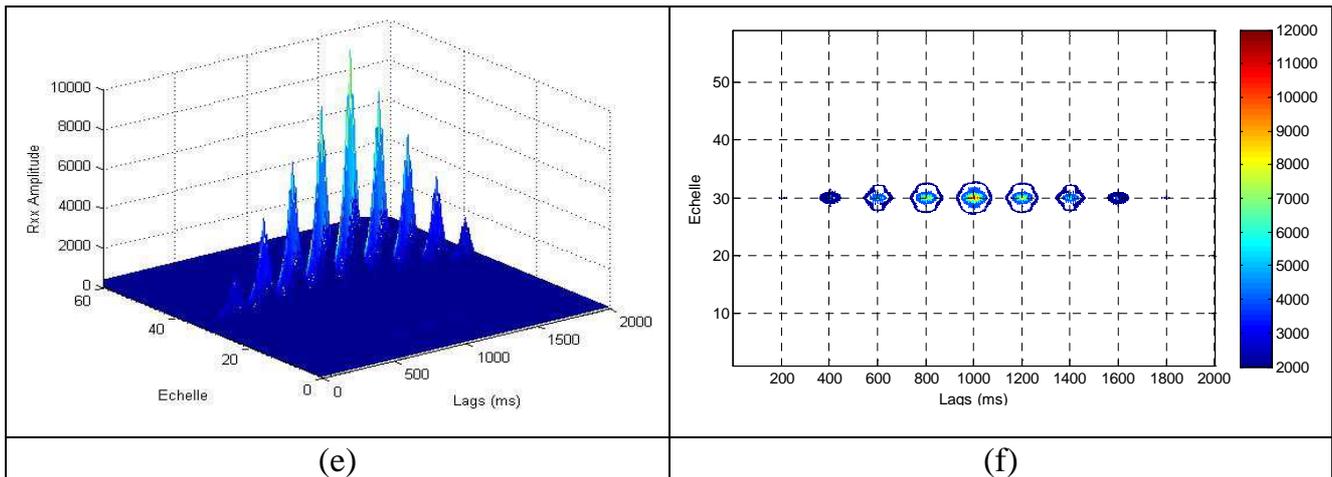


Fig. 3.7: Signal vibratoire d'engrenage simulé par Qin [Qin, 2013] :

- (a) Représentation temporelle du signal, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la TOMA, (d) Scalogramme avec l'EOS, (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

Les scalogrammes de la TOMA et de l'EOS du signal simulé par Qin sont représentés en Fig. 3.7.c et Fig. 3.7.d respectivement. On peut voir clairement l'effet de la modulation en amplitude et en fréquence sur les scalogrammes. Ces effets sont dus à la présence d'un défaut local comme l'usure, la fissure, la cassure de dent, etc...

L'effet de modulation est bien visible sur le scalogramme de la TOMA que dans celui de l'EOS.

La représentation de l'autocorrélation d'un signal modulé en amplitude est donnée en Fig. 3.7.e et Fig. 3.7.f. On observe un ensemble de pics d'amplitude et un pic maximal au point POM d'amplitude égale à $(1000,30) = 1.234331 \times 10^4$. Ces ensembles de pics sont aussi traduits par l'effet de modulation et donc par la présence d'un défaut.

En général le signal vibratoire d'engrenage est toujours accompagné par le bruit, d'où la nécessité d'étudier le signal d'engrenage simulé avec le bruit. A cet effet, nous avons ajouté au signal d'engrenage de Qin un bruit blanc. La figure 3.8.a montre la représentation temporelle du signal vibratoire d'engrenage défectueux, simulé par Qin, avec un bruit; son spectre est donné à la figure 3.8.b. On peut distinguer, mais difficilement, la fréquence d'engrènement et ses harmoniques. Les raies latérales sont très importantes à cause de la présence du bruit.

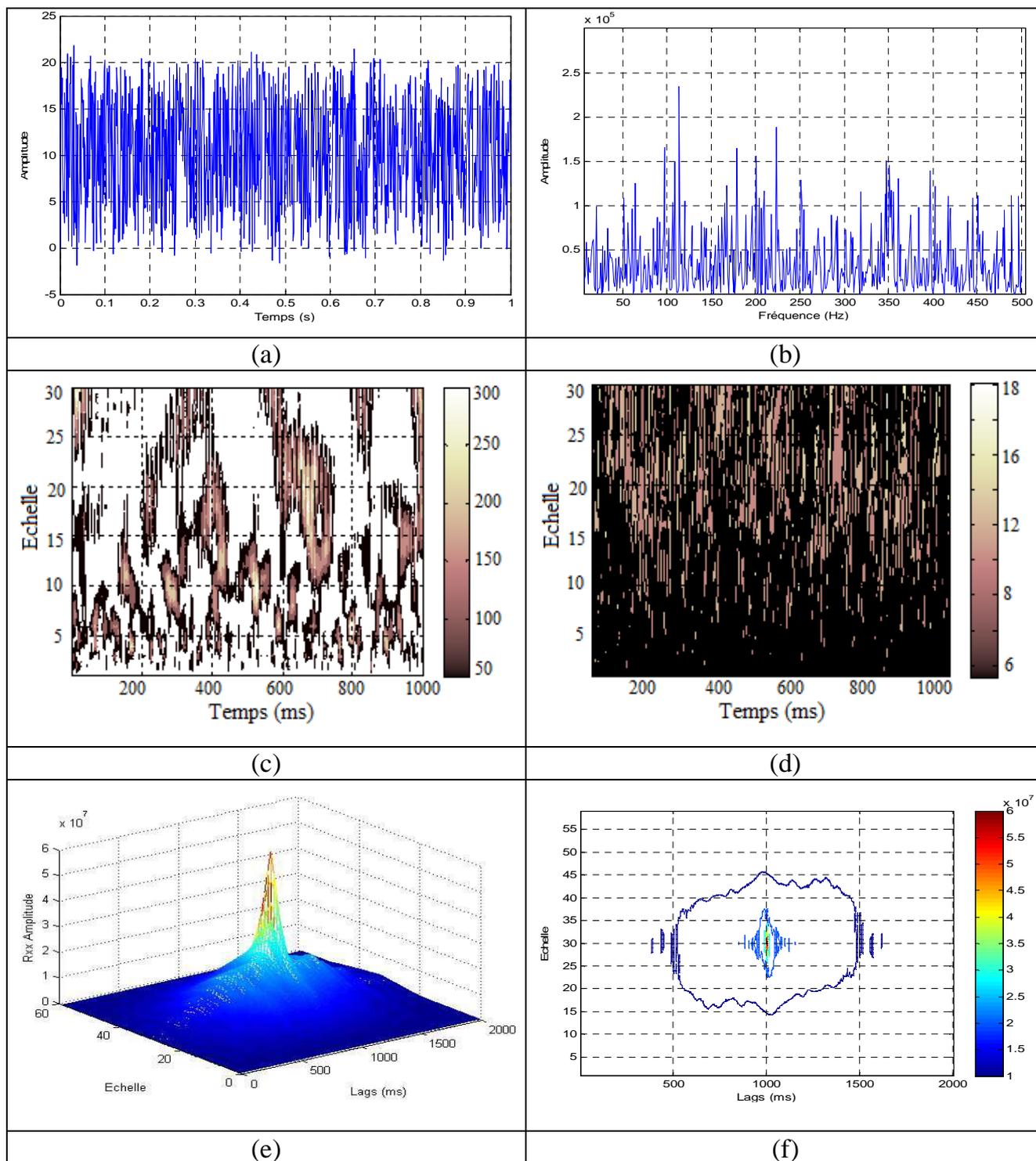


Fig. 3.8: Signal vibratoire d'engrenage simulé par Qin avec bruit [Qin, 2013] :

- (a) Représentation temporelle du signal, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la TOMA, (d) Scalogramme avec l'EOS (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

Les scalogrammes de la TOMA et de l'EOS du signal simulé par Qin sont représentés en Fig. 3.8.c et Fig. 3.8.d respectivement. Dans le cas où le signal est noyé dans le bruit, l'effet de la modulation est présent sur les scalogrammes.

La représentation de l'autocorrélation est donnée en Fig. 3.8.e et Fig. 3.8.f. On observe un pic d'amplitude au point POM égal à $POM(1000,30) = 6.27234110 \times 10^7$.

5.2. Simulation des défauts d'engrenage par McFadden

Le signal d'engrènement est périodique. Il est modulé en amplitude et en fréquence simultanément par un signal périodique de période égale à la période de rotation du pignon et par un signal périodique de période égale à la période de rotation de la roue. En général la modulation de fréquence est beaucoup moins importante que la modulation d'amplitude [Yin, 2014].

Considérons une paire d'engrenages qui s'engrène avec une vitesse constante et une charge constante, et qui a un nombre de dents différents. Donc le signal vibratoire $x(t)$ d'engrènement sans défaut est donné par [McFadden, 1987]:

$$x(t) = \sum_{m=0}^M X_m \cos(2. \pi. m. Z. f_r. t + \phi_m) \quad (3.18)$$

Où : (M) est l'ordre d'analyse du signal d'engrènement, (X_m) l'amplitude de l'harmonique (m), (Z) le nombre des dents, (f_r) la fréquence de rotation de l'arbre et (ϕ_m) la phase.

Si l'engrenage comporte maintenant un défaut, tel qu'une fissure en pied de dent, cela se traduira par une modulation d'amplitude et de phase du signal d'engrènement. Le signal modulé est donné par [McFadden, 1987], [Man, 2012], [Yin, 2014], [Yu, 2012]:

$$y(t) = \sum_{m=0}^M X_m [1 + a_m(t)] \cos[2. \pi. m. Z. f_r. t + \phi_m + b_m(t)] \quad (3.19)$$

Avec :

$$a_m(t) = \sum_{n=0}^p A_{mn} \cos(2. \pi. m. f_r. t + \alpha_{mn}) \quad (3.20)$$

$$b_m(t) = \sum_{n=0}^p B_{mn} \cos(2. \pi. m. f_r. t + \beta_{mn}) \quad (3.21)$$

Où : $a_m(t)$ et $b_m(t)$ représentent respectivement les fonctions de modulations d'amplitude et de fréquence du signal d'engrènement dues à la présence d'un défaut de denture.

α_{mn} et β_{mn} représentent les phases de $a_m(t)$ et $b_m(t)$ respectivement.

$a_m(t)$ et $b_m(t)$ sont des fonctions périodiques où leurs fréquences sont la fréquence de rotation et ses multiples. Donc $a_m(t)$ et $b_m(t)$ ajoutent des informations sur le défaut au signal vibratoire d'engrènement.

Pour donner à cette étude une signification rapprochée aux signaux réels, nous avons utilisé les caractéristiques cinématiques du banc d'essai de CETIM qui sont : la fréquence de

rotation égale à $f_r = 16,67\text{Hz}$, le nombre de dents de la roue égal à 21, le nombre de dents du pignon égal à 20 dents, la fréquence d'engrènement égale à $f_r = 333\text{Hz}$ et la fréquence d'échantillonnage de 20000 Hz.

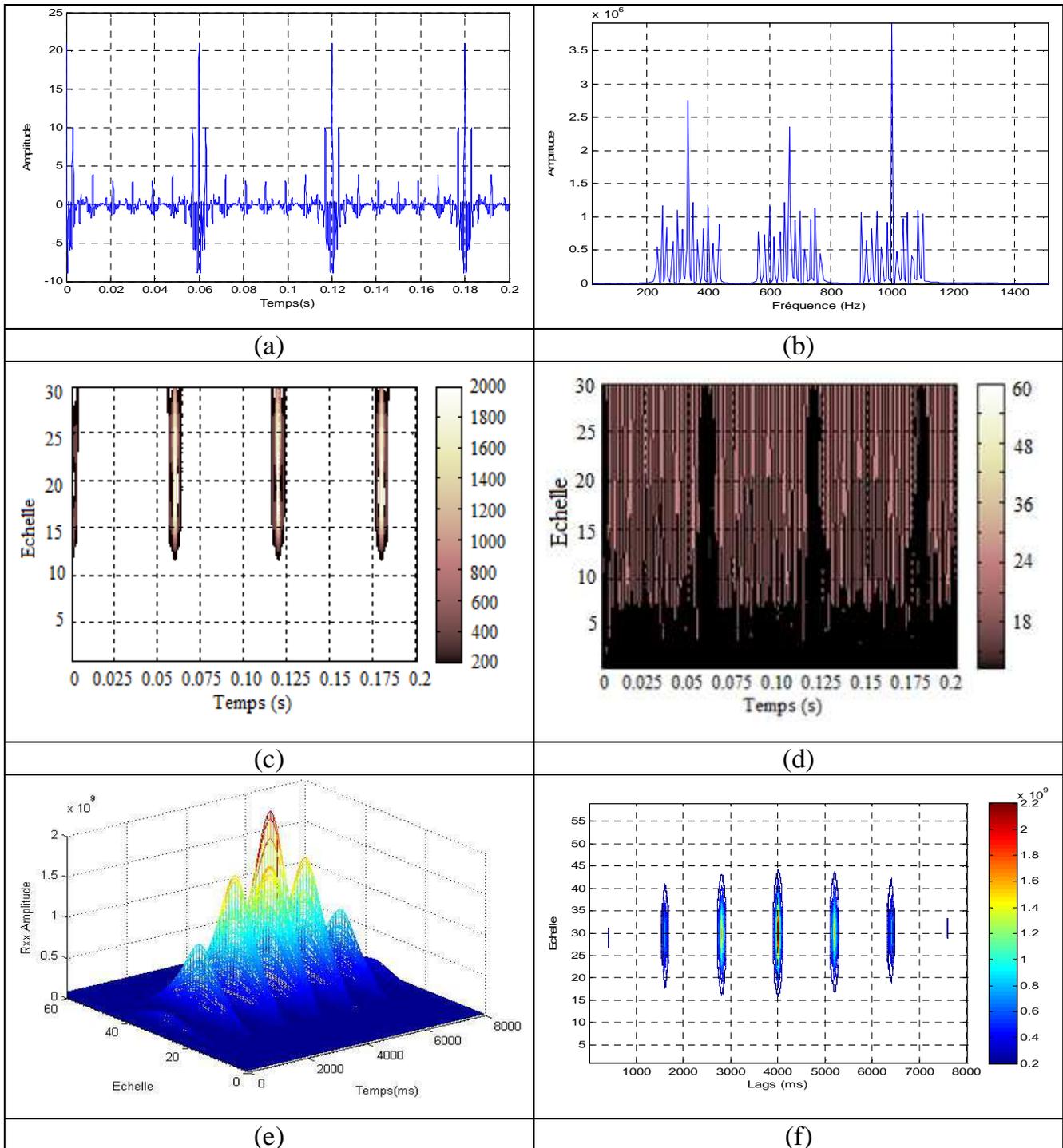


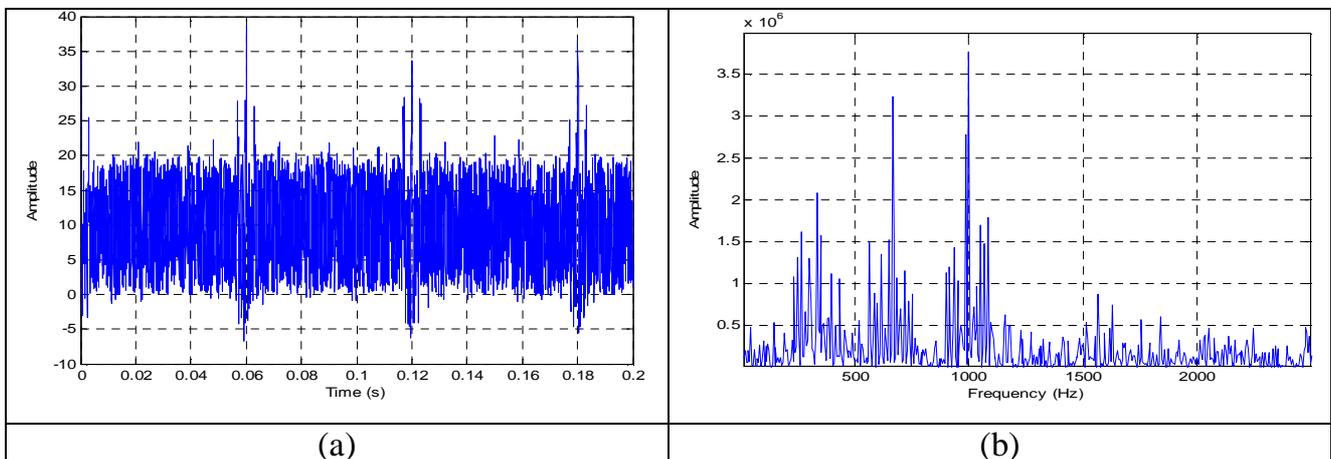
Fig. 3.9: Modélisation du signal vibratoire d'engrenage défectueux sans bruit: (a) Signal temporel, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la (TOMA), (d) Scalogramme avec l'EOS, (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

Le signal vibratoire d'engrenage sans défaut est un signal sinusoïdal. La représentation temporelle du signal vibratoire d'engrenage défectueux sans bruit est donnée sur la figure 3.9.a.

Dans le spectre du signal d'engrenage modélisé (Fig. 3.9.b), on peut distinguer facilement la fréquence d'engrènement ($F_e = 333$ Hz) et ses harmoniques (666Hz et 999Hz) avec les raies latérales. Les raies latérales sont séparées par la fréquence de rotation ($f_r = 16,67$ Hz) du pignon. Le scalogramme de la TOMA (Fig. 3.9.c) montre la concentration des coefficients dans les instants où les pics d'amplitude sont importants. Ce signal d'engrènement est semblable au signal modulé en amplitude selon l'équation (3.19) et cette modulation est la signature de la présence d'un défaut.

La représentation de l'autocorrélation d'un signal modulé en amplitude est donnée en Fig. 3.9.e et Fig. 3.9.f. On observe un ensemble de pics d'amplitude et un pic maximal au point POM d'amplitude égale à $(4000,30) = 2.3866646727 \times 10^9$.

Dans la réalité, le signal vibratoire d'engrenage est toujours accompagné par du bruit. La figure 3.10.a montre la représentation temporelle du signal vibratoire d'engrenage défectueux avec un bruit blanc; son spectre de fréquence est donné à la figure 3.10.b.



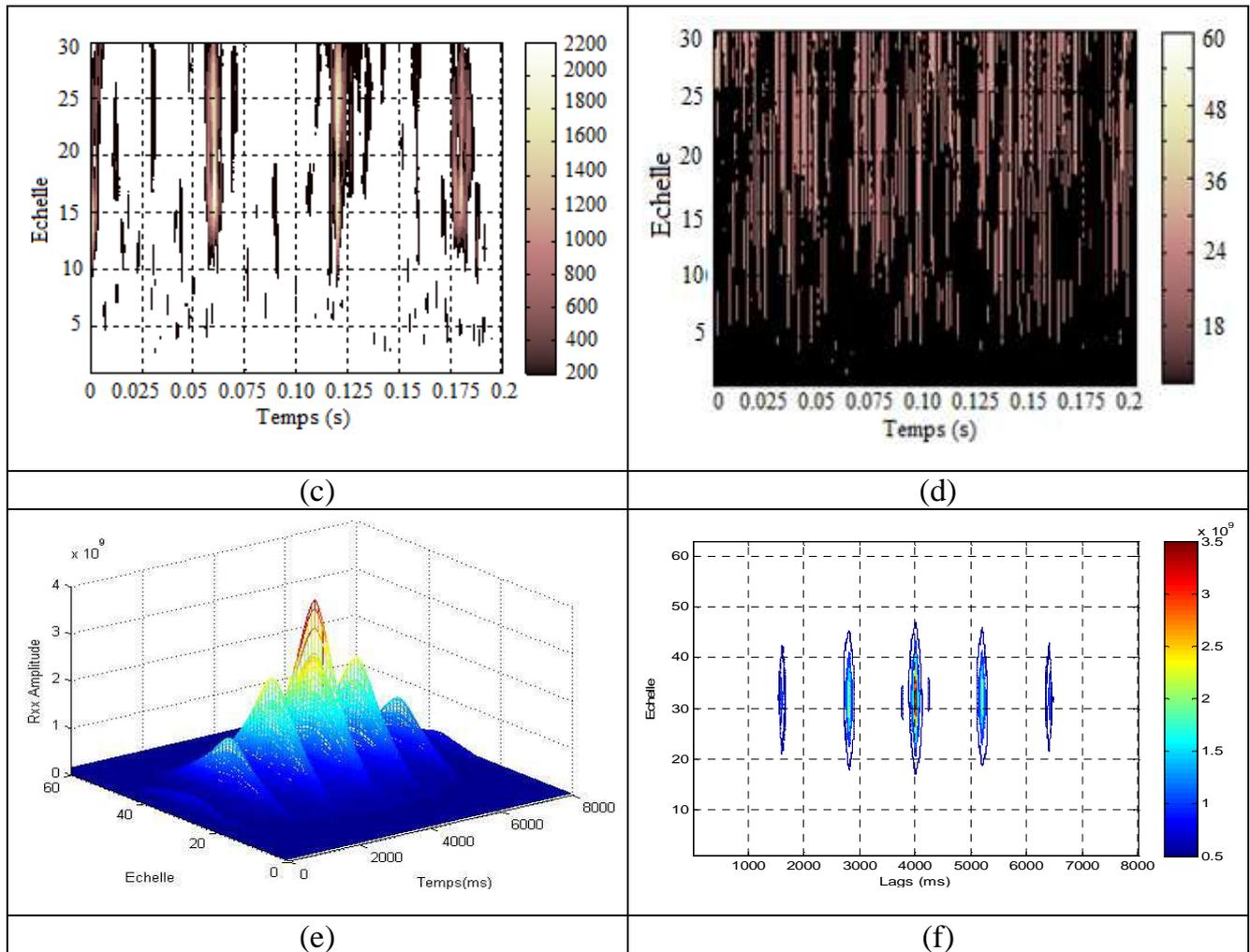


Fig. 3.10: Modélisation du signal vibratoire d'engrenage avec défaut et bruit : (a) Signal temporel, (b) Spectre de fréquence (c) Scalogramme avec la (TOMA), (d) Scalogramme avec l'EOS, (e) L'autocorrélation et (f) Contour de l'autocorrélation.

On peut aussi distinguer la fréquence d'engrènement et ses harmoniques. Les raies latérales sont très importantes à cause de la présence du bruit. La concentration des coefficients du scalogramme de la TOMA (Fig. 3.10.c) dans les instants où les pics d'amplitude sont au maximum est la signature de la présence des défauts.

La représentation de l'autocorrélation d'un signal modulé en amplitude est donnée en Fig. 3.10.e et Fig. 3.10.f. On observe un ensemble de pics d'amplitude et un pic maximal au point POM d'amplitude égale à $(4000, 30) = 3.0536027562 \times 10^9$.

6. Les valeurs optimales obtenues

Le but de notre étude est d'optimiser les paramètres de l'ondelette de Morlet. Nous avons mentionné au chapitre 2 que dans la littérature il existe plusieurs méthodes et applications

de diagnostic des défauts des machines tournantes qui sont basées sur l'ondelette de Morlet avec l'optimisation de deux paramètres (f_b) et (f_c). Dans la présente étude nous arrivons aussi à optimiser les paramètres de l'ondelette de Morlet.

Les valeurs numériques des paramètres (f_b) et (f_c) des signaux de simulation sont donnés sur le tableau 3.1.

Signaux de simulation	TOMA		EOS	
	f_b	f_c	f_b	f_c
Signal sinusoïdal	7,00	0,90	14,00	0,20
Somme de trois signaux sinusoïdaux décalés	8,20	0,70	14,50	0,30
Modulation d'amplitude	6,70	0,76	15,10	0,42
Modulation de fréquence	7,50	0,73	15,20	0,40
Modulation d'amplitude et de fréquence	8,70	0,70	17,40	0,45
Simulation de signal d'engrenage par Qin (sans bruit)	9,30	0,80	19,10	0,60
Simulation de signal d'engrenage par Qin (avec bruit)	15,40	0,88	20,20	0,62
Simulation des défauts d'engrenage par McFadden (sans bruit)	9,60	0,20	16,00	0,45
Simulation des défauts d'engrenage par McFadden (avec bruit)	10,30	0,33	17,00	0,50

Tableau 3.1 : Les valeurs numériques des paramètres (f_b) et (f_c) obtenues par notre procédure et celle à base du critère de l'entropie de Shannon.

Après cette étude et à partir des résultats obtenus (donnés en tableau 3.1), on remarque qu'il n'y a pas de relation entre les valeurs des paramètres optimales de l'ondelette de Morlet et la forme ou bien les caractéristiques du signal.

Dans la littérature, les chercheurs, qui proposent des méthodes à base de l'ondelette de Morlet avec optimisation de deux paramètres (f_b) et (f_c) dans le but de diagnostic des défauts des machines tournantes, n'ont pas donné une explication sur la relation entre les valeurs des paramètres optimisés et les caractéristiques des signaux traités.

A cet effet et en perspective, on doit trouver une relation qui relie les caractéristiques des signaux à traiter et les valeurs numériques des paramètres (f_b) et (f_c) de l'ondelette de Morlet adaptée à ces signaux.

7. Conclusion

Dans ce troisième chapitre, nous avons présenté notre contribution dans le domaine du diagnostic précoce des systèmes d'engrenage. A cet effet, nous avons présenté deux méthodes proposées pour la prédiction des défauts des machines tournantes. La première méthode est celle de la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA). Dans cette méthode nous avons développé une approche pour optimiser les deux paramètres optimaux (f_b) et (f_c) de l'ondelette de Morlet. La deuxième méthode est basée sur la fonction d'autocorrélation.

Afin d'évaluer les performances et l'efficacité des deux méthodes proposées, on a utilisé des signaux de test disponibles dans la littérature. Nous avons fait une étude comparative de notre méthode avec celle basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS). Les résultats obtenus démontrent la bonne performance et l'efficacité des deux approches.

Le prochain chapitre est réservé à l'application des deux approches à des signaux d'engrenage réels en vue d'un diagnostic précoce de défauts.

CHAPITRE 4 :

Application des techniques développées au diagnostic précoce de défauts d'engrenages à base des signaux réels

***Résumé :** Le rôle des engrenages consiste à transmettre un mouvement ou une énergie mécanique entre deux arbres selon un rapport de vitesse. Le signal vibratoire délivré par ces engrenages peut être endommagé par les conditions d'opération (vitesse, charge, ...).*

Dans ce chapitre, nous présentons l'application des deux méthodes proposées, à base de l'ondelette de Morlet adaptée, sur des signaux d'engrenage réels issus d'un banc d'essai expérimental.

Sommaire :

1. Introduction	74
2. Détection précoce de défauts d'un système d'engrenages	74
3. Description du système étudié	75
4. Résultats et discussion	78
4.1 Représentation temporelle	78
4.2 Scalogramme obtenu par la TOMA	80
4.3. Etude comparative de la TOMA avec d'autres techniques	83
5. Résultats obtenus par l'autocorrélation de la TOMA	87
6. Résultats obtenus par l'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS	90
7. Conclusion	93

1. Introduction

Les engrenages sont très sollicités dans les systèmes de transmission de l'énergie mécanique. Le rôle des engrenages consiste à transmettre un mouvement ou une puissance entre deux arbres, selon un rapport de vitesse constant. Les matériaux utilisés varient en fonction des utilisations, mais on emploie plus couramment l'acier et la fonte, et les matériaux plastiques pour transmettre une faible puissance.

La surveillance et le diagnostic des défauts des systèmes d'engrenages sont indispensables pour prévenir un défaut sérieux dans les systèmes mécaniques. Les informations de la surveillance peuvent servir pour les planifications des activités de la maintenance.

L'analyse vibratoire à base des outils de traitement du signal est une approche effective pour l'analyse, la détection et le diagnostic des défauts dans les systèmes d'engrenages. Selon Li [Li, 2011], 80% des pannes des systèmes de transmission des machines sont causées par la défaillance d'engrenage; donc la détection des défauts en stade précoce est très importante et même critique.

Dans ce chapitre, nous allons appliquer les méthodes proposées à base de l'ondelette de Morlet adaptée sur des signaux d'engrenage réels dans le but de la détection précoce des défauts d'un système d'engrenage placé sur un banc d'essai expérimental.

2. Détection précoce de défauts d'un système d'engrenages

La détection précoce de défauts dans les systèmes mécaniques, est d'une grande importance pour les opérateurs, a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs ces dernières années [Yang, 2015], [Sipola, 2015], [Mark, 2010]. Elle vise la planification de l'arrêt et la réparation de ces systèmes au lieu de dégâts catastrophiques causée par des défauts inattendus. On trouve plusieurs techniques dans la littérature pour la détection précoce de défauts basées sur l'analyse vibratoire. L'analyse vibratoire fait appel aux outils de traitement de signal dans les domaines temporel, fréquentiel, et temps-fréquence. Chaque technique possède des avantages et des limitations. Le principe fondamental de l'analyse vibratoire repose sur le fait qu'un changement dans les conditions mécaniques du système peut induire un changement dans les vibrations produites par ce système. Dans les systèmes simples, ce changement peut prendre la forme d'augmentation d'amplitude du signal

vibratoire. Pour les systèmes plus complexes, le changement dans le signal vibratoire dû à la détérioration d'un organe de la machine sera moins considérable; et pour identifier le défaut, des techniques plus élaborées sont nécessaire.

Les engrenages sont détériorés de plusieurs manières, et à l'exception de l'augmentation dans le bruit et le niveau de vibrations, il n'y a pas souvent un indicateur pertinent jusqu'à l'apparition du défaut. Le signal vibratoire produit par un système d'engrenage à deux roues dentées est un signal multi composant et non stationnaire. Puisque les informations des défauts sont noyées dans le bruit, une technique de traitement de signal adéquate est alors nécessaire pour la détection précoce des défauts.

3. Description du système étudié

Les signaux vibratoires sur lesquels nous avons effectués les tests de la validité et de l'efficacité des méthodes proposées proviennent d'un réducteur de CETIM (Centre d'Études Techniques des Industries Mécanique, 52 av. Felix Louat, 60300 Senlis, France) [Antonia, 2006], [Parey, 2006], [Parey, 2011], [ayad2, 2014].

Le réducteur est composé d'un pignon de 20 dents et d'une roue de 21 dents. Ce système fonctionne 24h/24h sous des conditions fixes. La vitesse du moteur d'entraînement est de 1000 tours/minute; ce qui correspond à une fréquence de rotation (f_r) de l'ordre de 16.67 Hz.

Le signal d'engrènement est périodique, sa fréquence est égale à la fréquence de rotation de l'une des deux roues multipliée par le nombre de dents de cette roue selon l'équation suivante :

$$f_e = Z_1 \cdot f_1 = Z_2 \cdot f_2 \quad (4.1)$$

Avec : f_1 et f_2 : La fréquence de rotation de la roue 1 et 2 respectivement.

Z_1 et Z_2 : Le nombre de dents des roues 1 et 2 respectivement.

D'où la fréquence d'engrènement (f_e) qui est de l'ordre de 333.33 Hz pour le pignon et 350 Hz pour la roue.

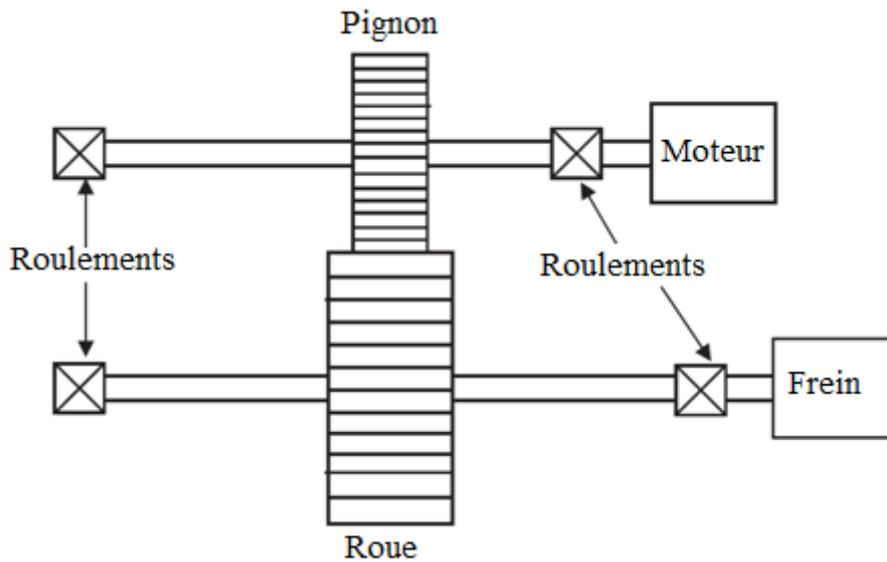


Fig. 4. 1 : Schéma représentatif du réducteur de CETIM [Parey, 2012].

Les caractéristiques techniques du banc d'essai de CETIM sont données au tableau 4.1.

Paramètre	Pignon	Roue
Vitesse (trs/min)	1000	952
Nombre de dents	20	21
Largueur (m)	0.015	0.03
Diamètre (m)	0.092	0.110
Module (m)	0.01	0.01
Angle de pression (°)	20	20
Coefficient de creux	1.4	1.4
Coefficient de saillie	1.0	1.0
Masse (N)	36	80

Tableau 4.1 : Caractéristiques du banc d'essai de CETIM [Haloui, 2002], [Parey, 2006], [Parey, 2012], [Ayad2, 2014].

L'une des dents d'une roue du système d'engrenages sous essai a été détériorée au cours de l'expérimentation. Les enregistrements sont effectués chaque jour pendant 12 jours. Après chaque acquisition des signaux vibratoires, le banc est arrêté pour expertiser l'état des dentures des roues.

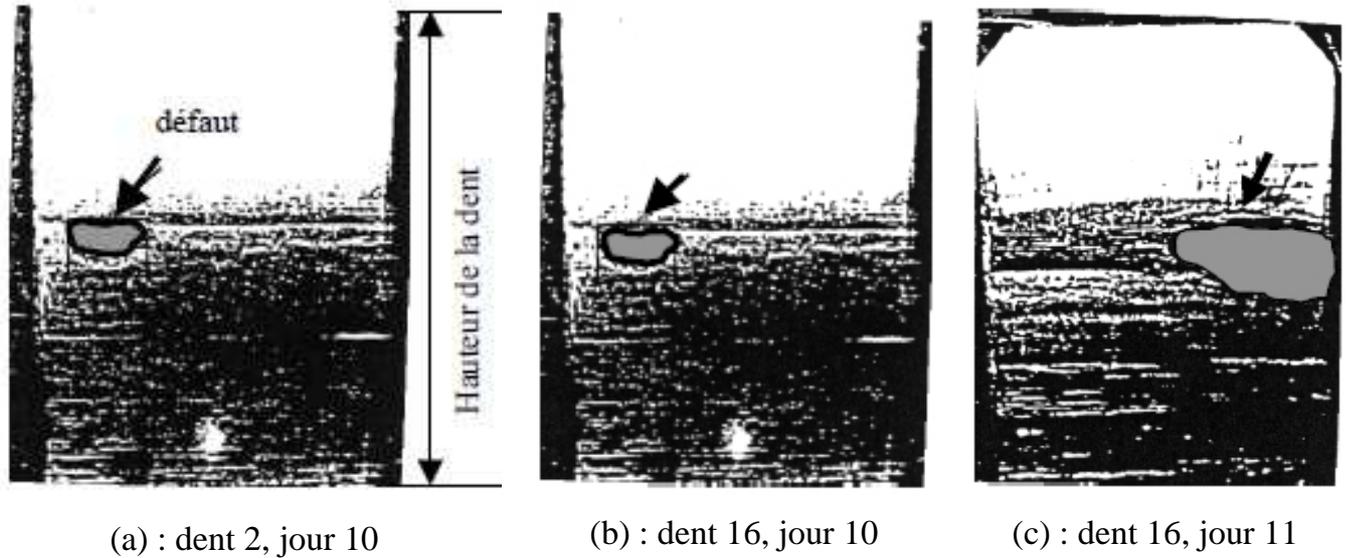


Fig. 4.2: L'état des dentures des roues [EL-Badaoui, 1999].

Le rapport d'expertise est donné au tableau 4.3.

Jour	Observations
1	Premier jour d'acquisition, pas d'anomalie
2	Pas d'anomalie
3	// //
4	// //
5	// //
6	Ecaillage dent 1/2
7	Pas d'évolution
8	Dent 1/2 pas d'évolution, dent 15/16 début d'écaillage
9	Evolution de l'écaillage dent 15/16
10	// //
11	// //
12	Ecaillage sur toute la largeur de dent 15/16

Tableau 4.2 : Rapport d'expertise [EL-Badaoui, 1999], [Chikouche, 2010].

Un signal vibratoire issu du banc d'essai comporte 60160 échantillons, avec une fréquence d'échantillonnage de 20 kHz ; soit une durée de 3.008s.

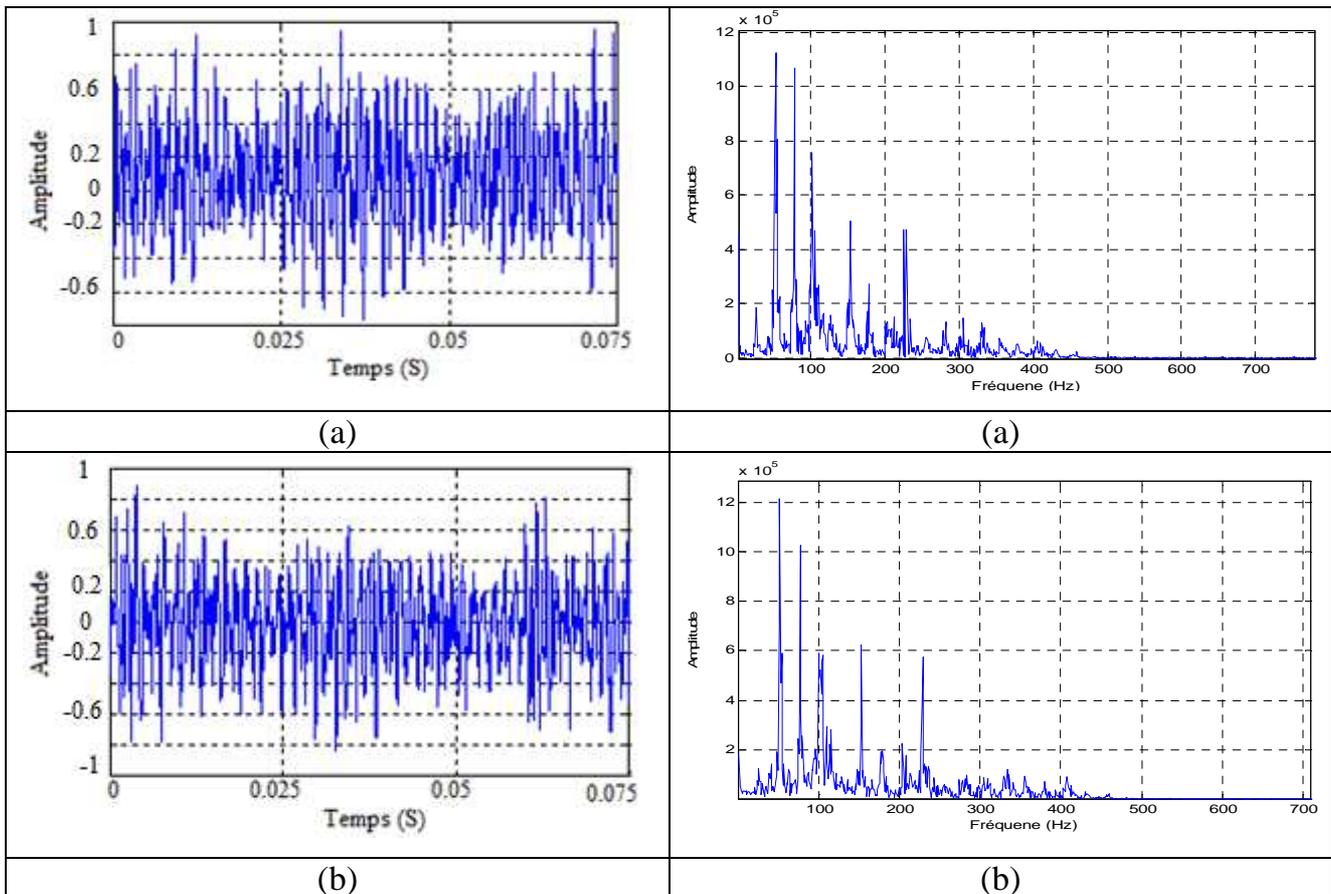
La fréquence de rotation (f_r) de l'ordre de 16.67 Hz correspond à une période de 0.06s. Donc, le nombre de périodes de rotation est égal à 50.13 périodes.

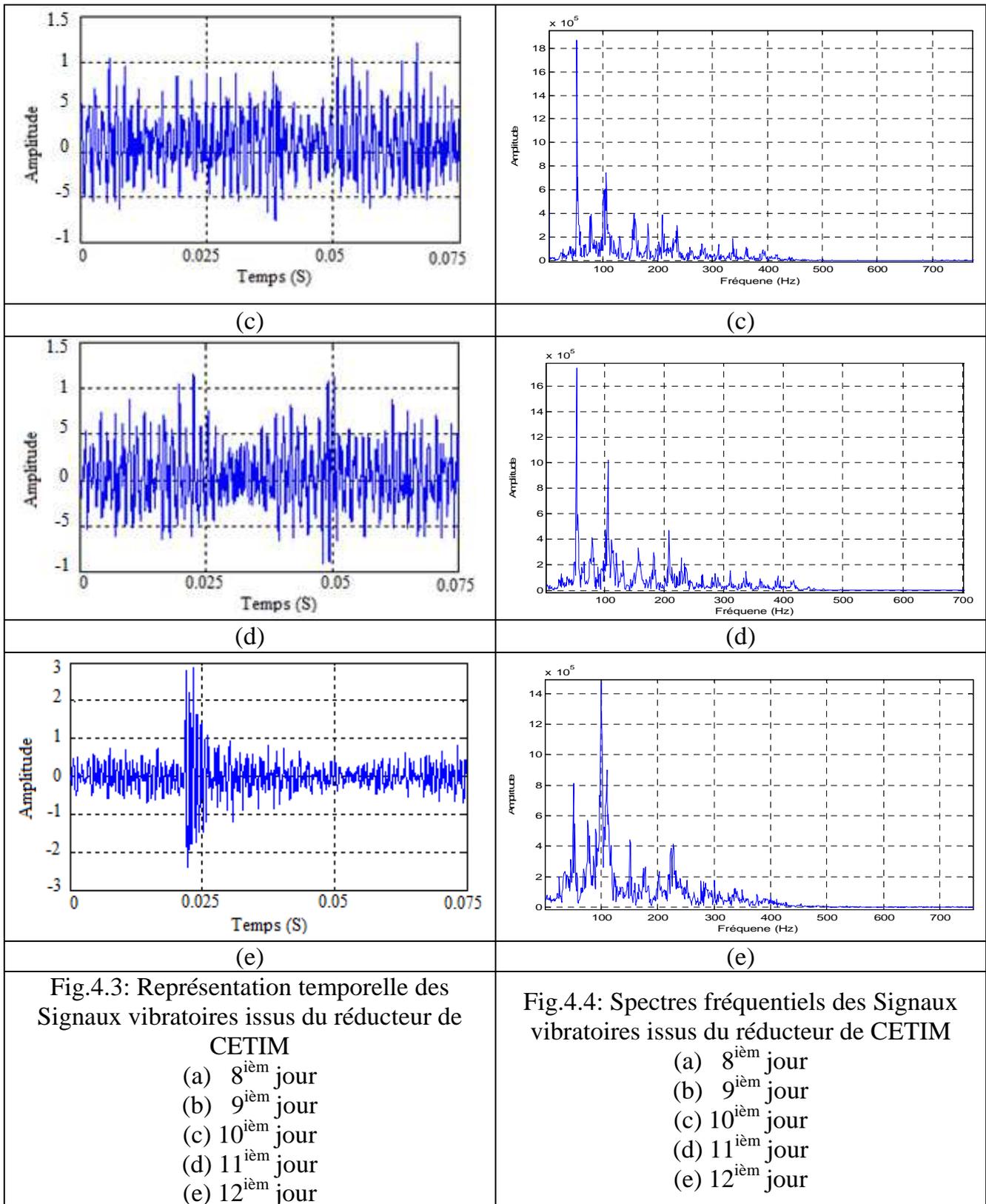
4. Résultats et discussion

Vu le grand nombre de données (60160 échantillons), il est difficile de les traiter dans leur totalité ; donc, on doit choisir un nombre permettant de ne pas perdre beaucoup d'informations. Pour cela, on doit au moins couvrir une période.

On a $f_r = 16.67$ Hz et la fréquence d'échantillonnage égale à 20 kHz. Pour calculer le nombre d'échantillons couvrant une période, on divise la période de rotation T sur la période d'échantillonnage. Le nombre d'échantillons obtenu sera 1200 échantillons. On choisit donc un nombre de 1500 échantillons. Donc la durée de 1500 échantillons est égale à 0.075 s.

4.1 Représentation temporelle





Les représentations temporelles des signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM sont données sur la figure 4.3. Nous avons donné la représentation temporelle des jours : 8, 9, 10, 11 et 12 ; c'est à dire deux jours avant la détection de défaut et deux jours après, vu qu'on est arrivé à détecter le défaut au 10^{ème} jour.

La représentation temporelle du signal vibratoire d'engrènement pendant les onze premiers jours ne donne aucun indice supplémentaire caractérisant l'apparition d'un défaut. D'après la figure 4.3, on constate que la représentation temporelle des signaux observés chaque jour présente des oscillations qui sont causées par l'engrènement et une modulation de longue durée correspondant à la période des deux roues (pignon de 20 dents et roue de 21 dents). Le signal vibratoire conserve cette forme jusqu'au 11^{ème} jour. Par contre le 12^{ème} jour, pendant lequel le défaut est supposé apparaître où l'écaillage a été étalé sur toute la largeur de la dent 15/16 selon le rapport d'expertise (Tableau 4.2), présente une représentation différente. Nous remarquons une augmentation très élevée de l'amplitude du signal autour des modulations par rapport aux oscillations entre ces dernières.

Les spectres de fréquence correspondants sont représentés sur la figure 4.4. Les raies latérales sont très importantes au 12^{ème} jour par rapport aux autres jours et cette augmentation est due à la présence d'un défaut dû à la détérioration d'une dent. Donc la représentation temporelle et fréquentielle permettent de diagnostiquer un défaut au 12^{ème} jour.

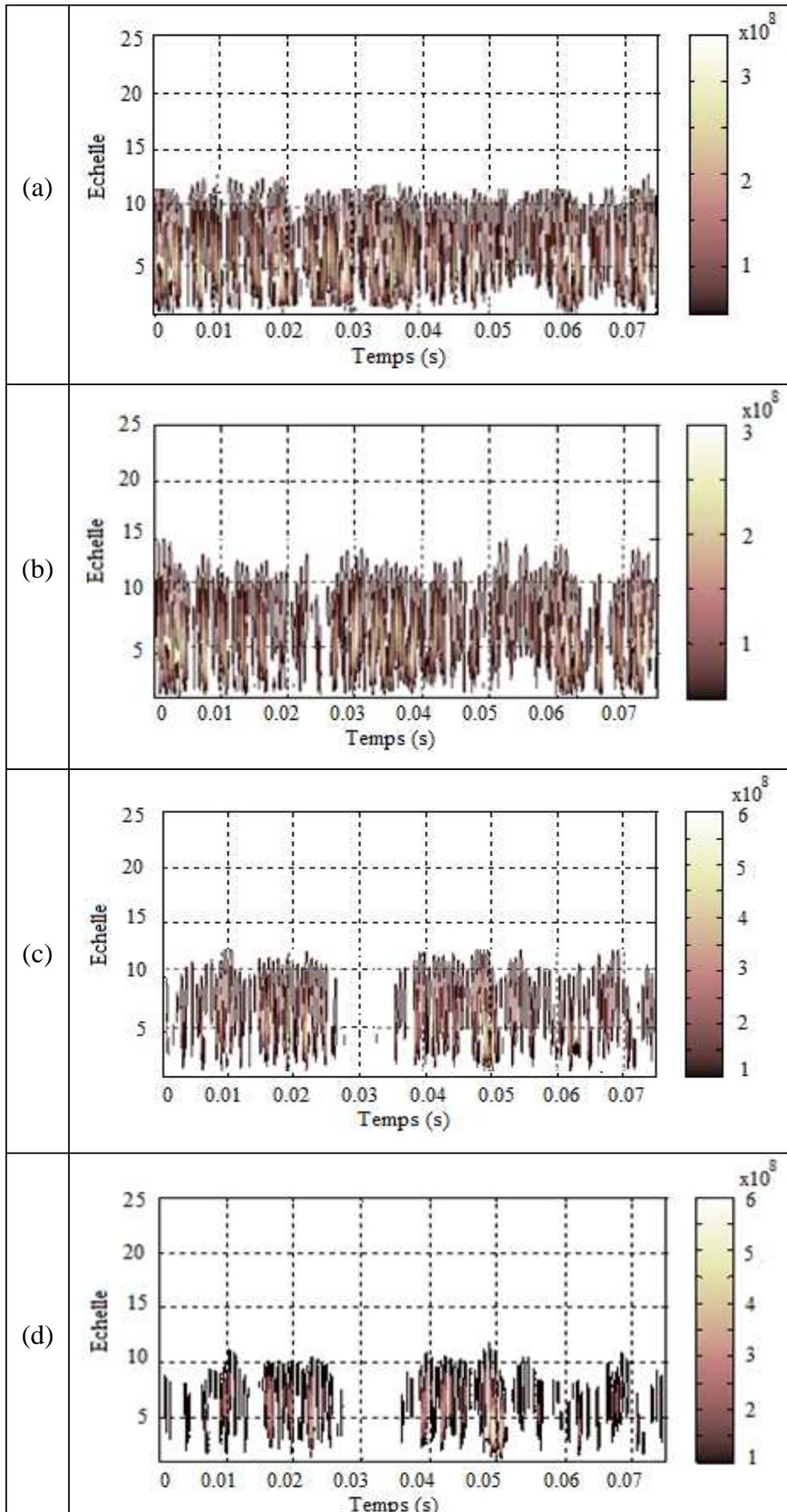
4.2 Scalogramme obtenu par la TOMA

La représentation des scalogrammes par la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, est le but de ce travail. Cette représentation est utilisée pour la détection précoce de défaut d'engrenage dans le domaine temps-échelle en vue d'essayer de l'identifier.

Les valeurs numériques des paramètres optimisées (la bande passante (f_b) et la fréquence centrale (f_c)) correspondantes sont :

$$(f_b = 15.8) ; (f_c = 0.69).$$

Les scalogrammes obtenus par l'application de la TOMA, en utilisant le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, sur les signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM est illustrés sur la figure 4.5.



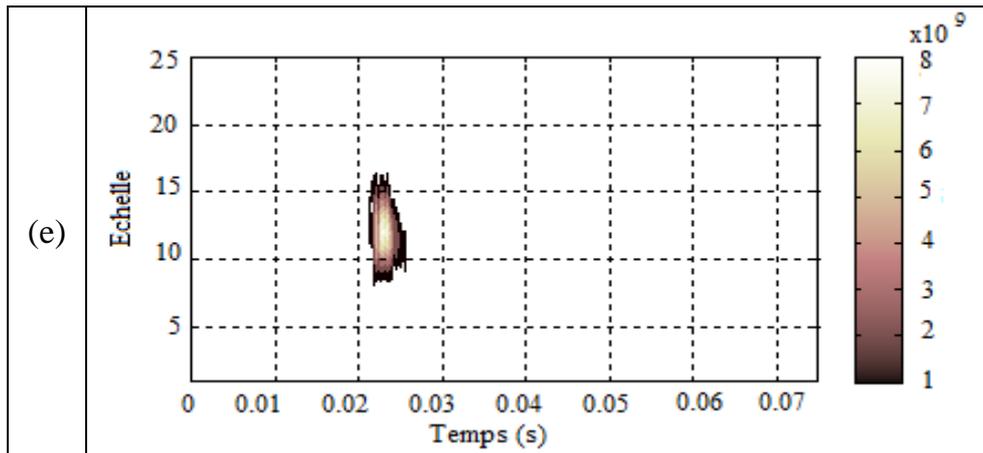


Fig.4.5: Scalogrammes obtenus avec la TOMA des signaux vibratoires du réducteur de CETIM.

- (a) 8^{iem} jour
- (b) 9^{iem} jour
- (c) 10^{iem} jour
- (d) 11^{iem} jour
- (e) 12^{iem} jour

Dans le domaine de la transformée en ondelettes de Morlet adaptée (TOMA), basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, nous observons d'après la figure 4.5 que les coefficients sont stables et de même ordre de grandeur jusqu'au 9^{iem} jour avec un changement d'amplitude relativement faible des coefficients. Ce changement est dû à plusieurs phénomènes, comme le niveau et la qualité du lubrifiant à titre d'exemple. Ces changements sont induits, selon le Rapport d'expertise (Tableau 4.2), par l'écaillage de la dent 1/2 au 6^{iem} jour, début d'écaillage de la dent 15/16 au 8^{iem} jour et à l'évolution de l'écaillage de la dent 15/16 (le rapport d'expertise).

Au 10^{iem} jour, on observe la disparition complète d'une partie des coefficients de la TOMA. Cette disparition des coefficients est une signature précoce qui indique que le système d'engrenage va subir des défauts et ceci est dû à l'évolution de l'écaillage de la dent 15/16.

Le système d'engrenage présente un défaut (écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16) au 12^{iem} jour qui se traduit par un changement complet de la localisation des coefficients de la transformée en ondelettes de Morlet adaptée (TOMA).

L'objectif de cette partie consiste à déterminer la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, des signaux vibratoires issus du système d'engrenages et de suivre de façon précise l'évolution des coefficients obtenus durant les jours de fonctionnement du système dans un but de détection d'un défaut et sa localisation

d'une manière précoce avant l'étalement de l'écaillage sur toute la largeur de la dent en défaut.

En plus de sa simple implémentation, notre technique des ondelettes de Morlet adaptée TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, a bien réussi à déceler la présence précoce du défaut d'engrenage avant son apparition visible ; en conséquence, elle nous offre un outil très efficace dans le cadre du diagnostic précoce des défauts de réducteurs à engrenages dans les machines tournantes. Elle permet de diagnostiquer le défaut au 10^{ième} jour (deux jours avant l'écaillage totale de la dent défectueuse).

4.3. Etude comparative de la TOMA avec d'autres techniques

Plusieurs techniques, basées sur l'ondelette de Morlet adaptée, sont proposées dans la littérature pour la détection des défauts d'engrenages [Lin, 2000], [Jiang, 2011], [Nikolaou, 2002] (et d'autres techniques qui sont déjà mentionnées en chapitre 2). La plupart de ces techniques utilisent l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS) comme un critère pour optimiser le paramètre de la bande passante (f_b) et le paramètre de la fréquence centrale (f_c) de l'ondelette de Morlet.

L'entropie d'ondelette de Shannon (EOS) est calculée [Jiang, 2011] par :

$$H^k(f_b) = - \sum_{i=1}^M P_i^k \log P_i^k, \sum_{i=1}^M P_i^k = 1, f_c = k \in [J, K] \quad (4.2)$$

Avec P_i^k la séquence de distribution obtenue à partir des coefficients d'ondelette.

P_i^k est calculé par :

$$P_i^k(f_b) = |W_x(m, n)| / \sum_{j=1}^M |W_x(m, n)| \quad (4.3)$$

Ces approches ont manifesté leur bonne performance dans les applications de l'extraction des défauts à partir des signaux vibratoires issus des éléments tournants ou des engrenages. Toutefois, ces techniques ne sont pas appliquées à la détection de ces défauts dans un stade précoce.

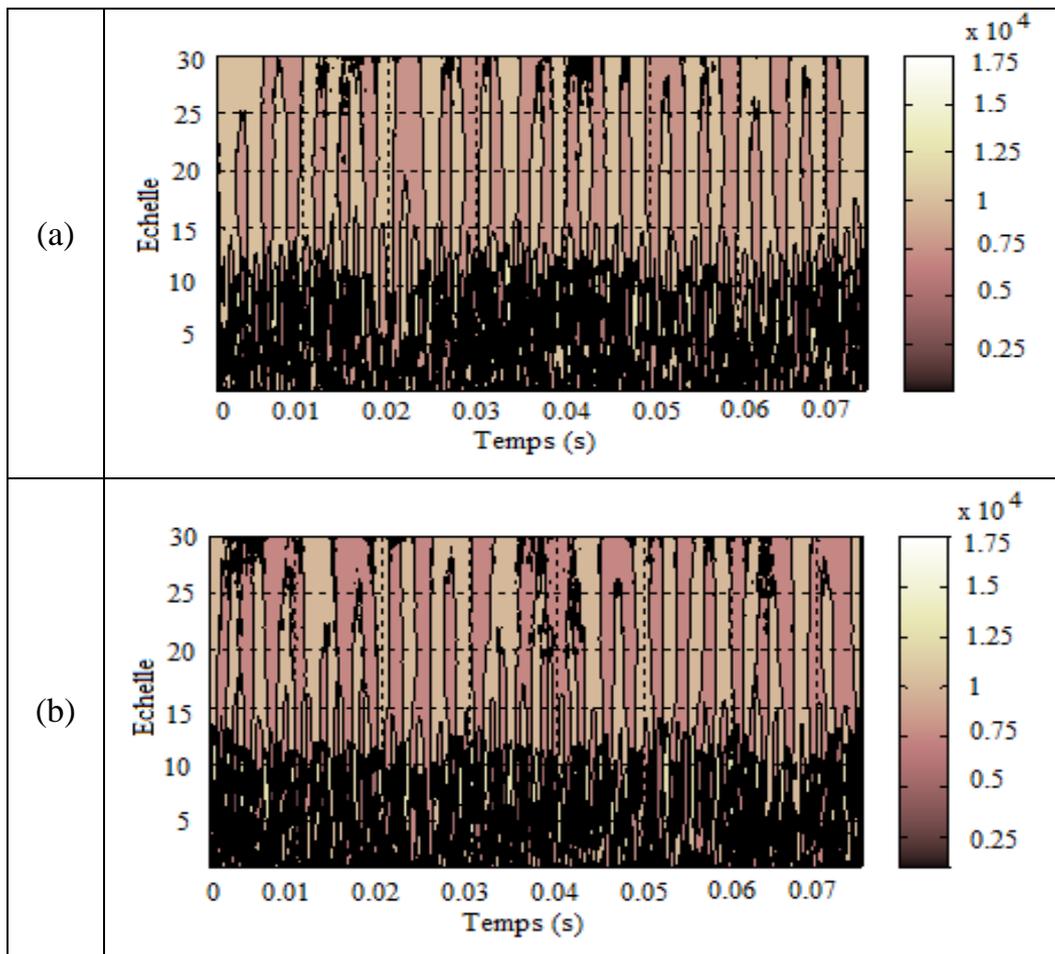
Dans cette partie de l'étude comparative, nous avons appliqué la méthode de l'ondelette de Morlet adaptée à base de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS) comme critère de choix

sur les signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM. Cette application sera utilisée pour comparer la performance de notre technique, basée sur la valeur maximale des coefficients de la transformée en ondelette de Morlet comme critère de choix, avec la méthode basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS).

Les valeurs numériques des paramètres optimisées (la bande passante (f_b) et la fréquence centrale (f_c)) correspondantes sont :

$$(f_b = 20.2) ; (f_c = 0.5).$$

Les scalogrammes obtenus par l'application de la transformée en ondelette de Morlet adaptée à base de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS), sur les signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM sont représentés à la figure 4.6.



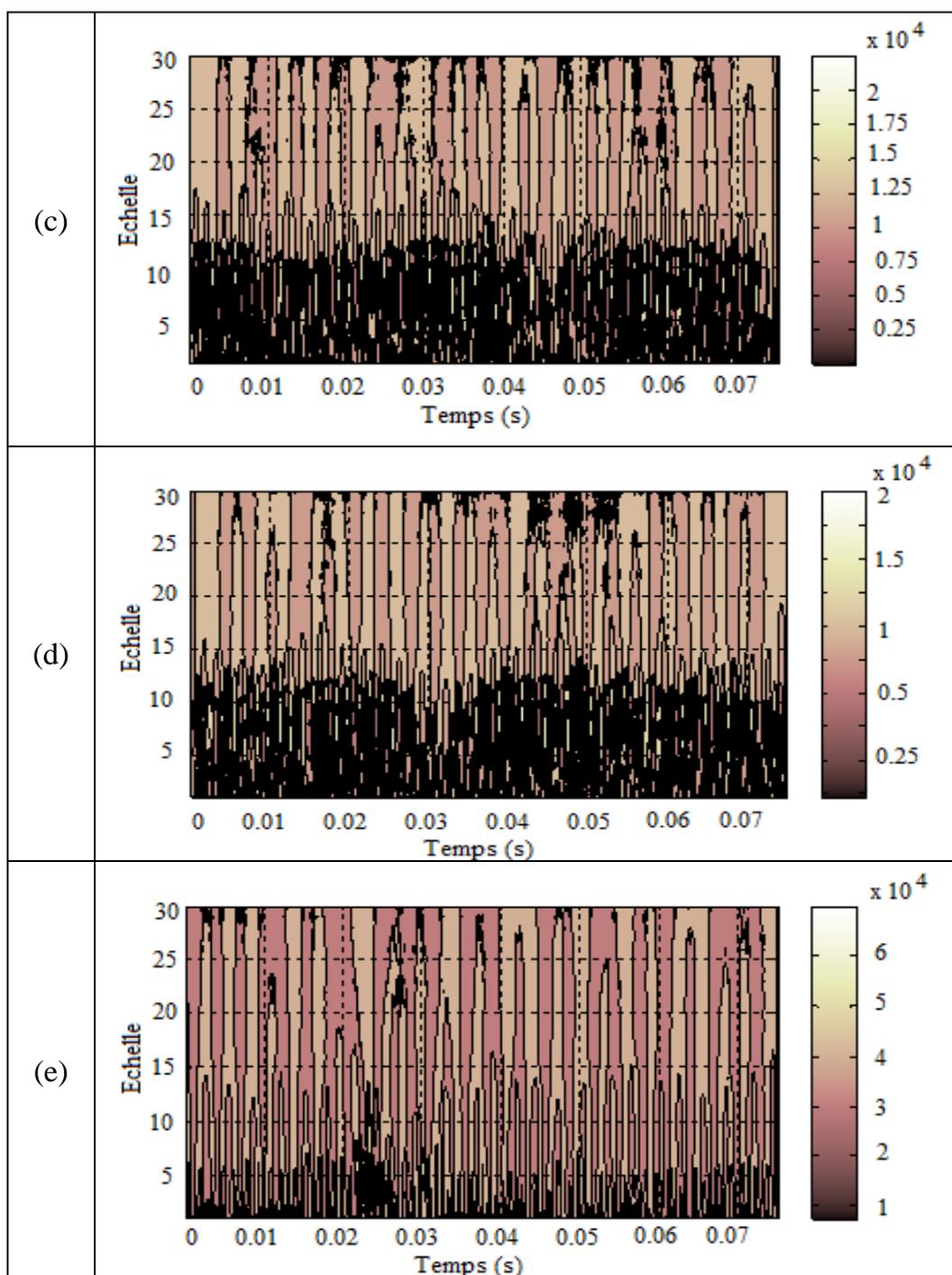


Fig.4.6: Scalogrammes, avec l'EOS, des signaux vibratoires du réducteur de CETIM.

- (a) 8^{ième} jour
- (b) 9^{ième} jour
- (c) 10^{ième} jour
- (d) 11^{ième} jour
- [1] (e) 12^{ième} jour

Dans le domaine de la transformée en ondelettes de Morlet adaptée (TOMA) basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS), nous observons d'après la figure 4.6 que les

coefficients sont stables et de même ordre de grandeur jusqu'au 11^{ème} jour avec un changement d'amplitude relativement faible des coefficients.

Au 12^{ème} jour, les coefficients changent leurs comportements et leur localisation à cause de la présence d'un défaut induit par l'écaillage de la dent du système d'engrenage sous test.

A partir de ces remarques, on peut dire que la TOMA, basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS), est une méthode efficace pour l'extraction des défauts des signaux vibratoires délivrés par des éléments tournants ou des engrenages. Cependant, cette méthode est incapable de détecter les défauts en stade précoce tant qu'il n'y a pas un indicateur précoce de la présence de défaut d'engrenage.

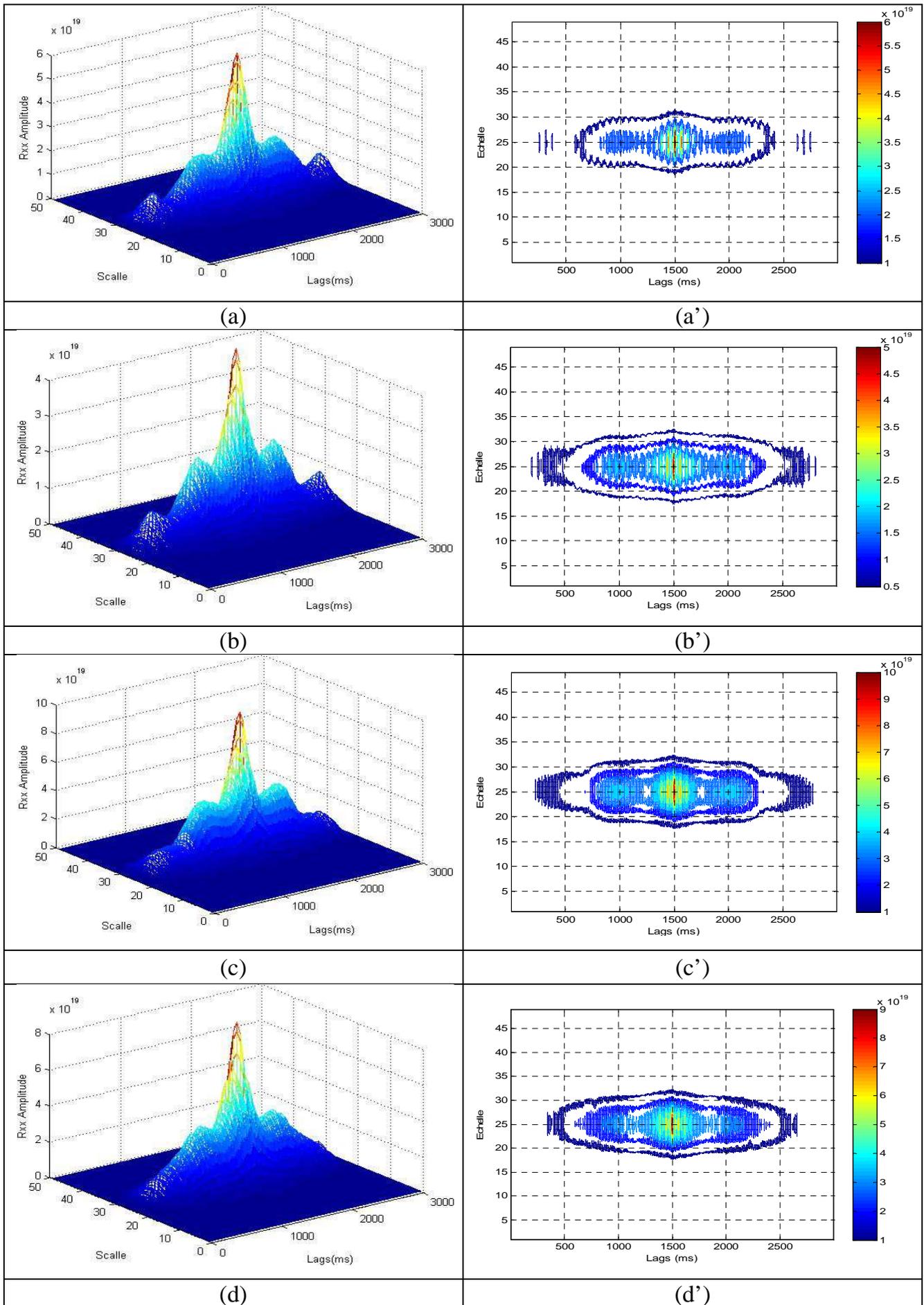
Donc, notre méthode de la TOMA basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette peut indiquer d'une manière précoce la présence du défaut d'engrenage au 10^{ème} jour à travers l'observation de la disparition complète d'une partie des coefficients de la TOMA (Figure 4.5). Par contre, la technique basée sur le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS) ne permet pas de détecter la présence de défaut que jusqu'au 12^{ème} jour.

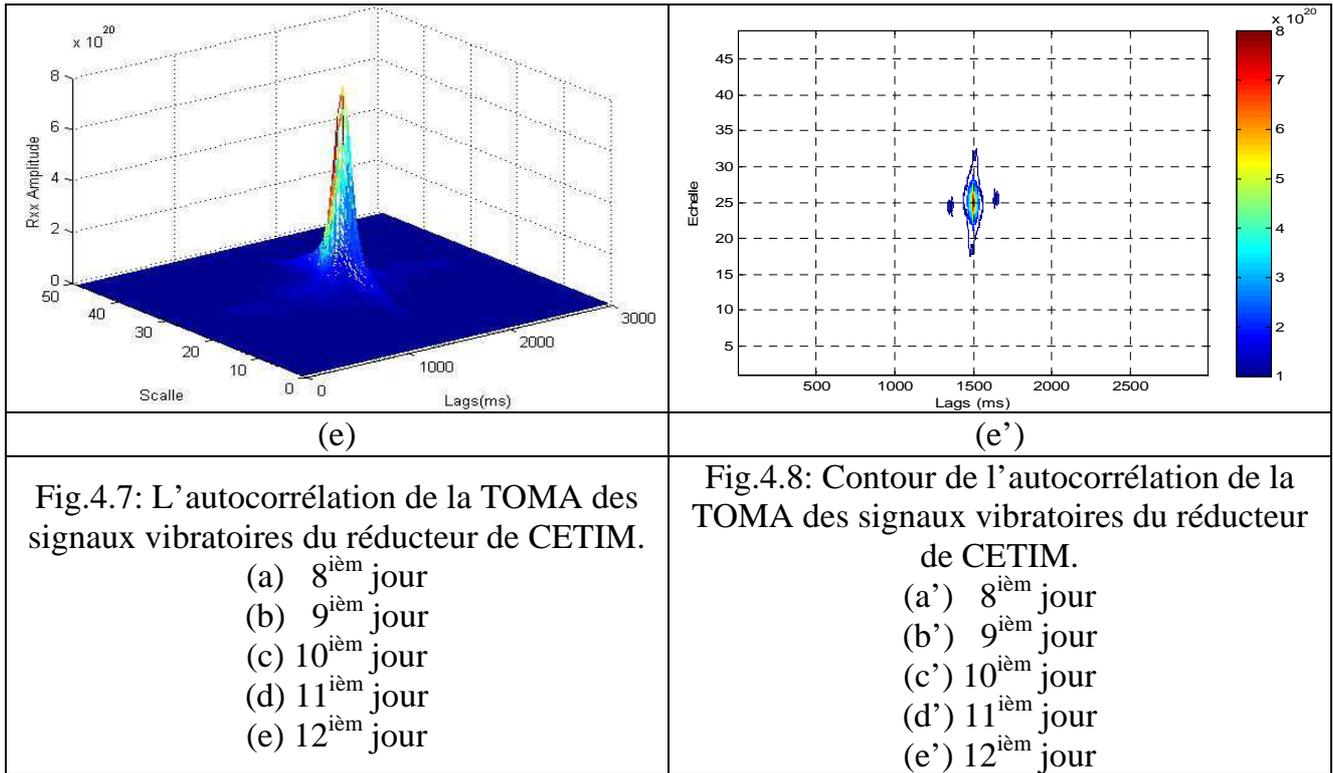
A partir de cette étude comparative, on peut conclure que notre méthode de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, est plus efficace pour la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage que la technique basée sur le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS).

5. Résultats obtenus par l'autocorrélation de la TOMA

Dans cette partie, nous appliquons la méthode de la fonction d'autocorrélation sur les scalogrammes obtenus à partir de la TOMA, par l'utilisation du critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, sur les signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM. Les résultats obtenus sont donnés sur les figures 4.7 et 4.8.

Chapitre 4 : Application des techniques développées au diagnostic précoce de défauts d'engrenages à base des signaux réels





D'après les figures 4.7 et 4.8, nous observons que les fonctions d'autocorrélation, de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, sont à peu près de mêmes ordre de grandeur jusqu'au 9^{iem} jour avec des pics d'amplitude au point POM approximativement autour de $POM(1500,25) \approx 6 \times 10^{19}$ (Tableau 4.3). Ces petites variations sont dues à plusieurs phénomènes décrits dans le rapport d'expertise (Tableau 4.2).

Au 10^{iem} jour, on observe une augmentation de la fonction d'autocorrélation avec un pic d'amplitude au point POM égal à $POM(1500,25) = 10.04842673892965 \times 10^{19}$.

Cette augmentation est la signature précoce de la présence d'un défaut dans le système d'engrenage. Ce défaut est induit par l'évolution de l'écaillage de la dent 15/16 (le rapport d'expertise).

Au 12^{iem} jour et avec l'écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16, la fonction d'autocorrélation devient très importante (le pic d'amplitude au point POM atteindra la valeur de $POM(1500,25) = 80.54631341778420 \times 10^{19}$).

Donc la fonction d'autocorrélation appliquée sur les scalogrammes de la TOMA par l'utilisation du critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette permet de

détecter la présence d'un défaut d'une manière précoce au même jour que la technique de la TOMA (c'est-à-dire au 10^{ième} jour ; 2 jours avant l'apparition complète du défaut).

On peut dire que la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, présente aussi un outil très efficace dans le cadre du diagnostic précoce des défauts de réducteurs à engrenages dans les machines tournantes.

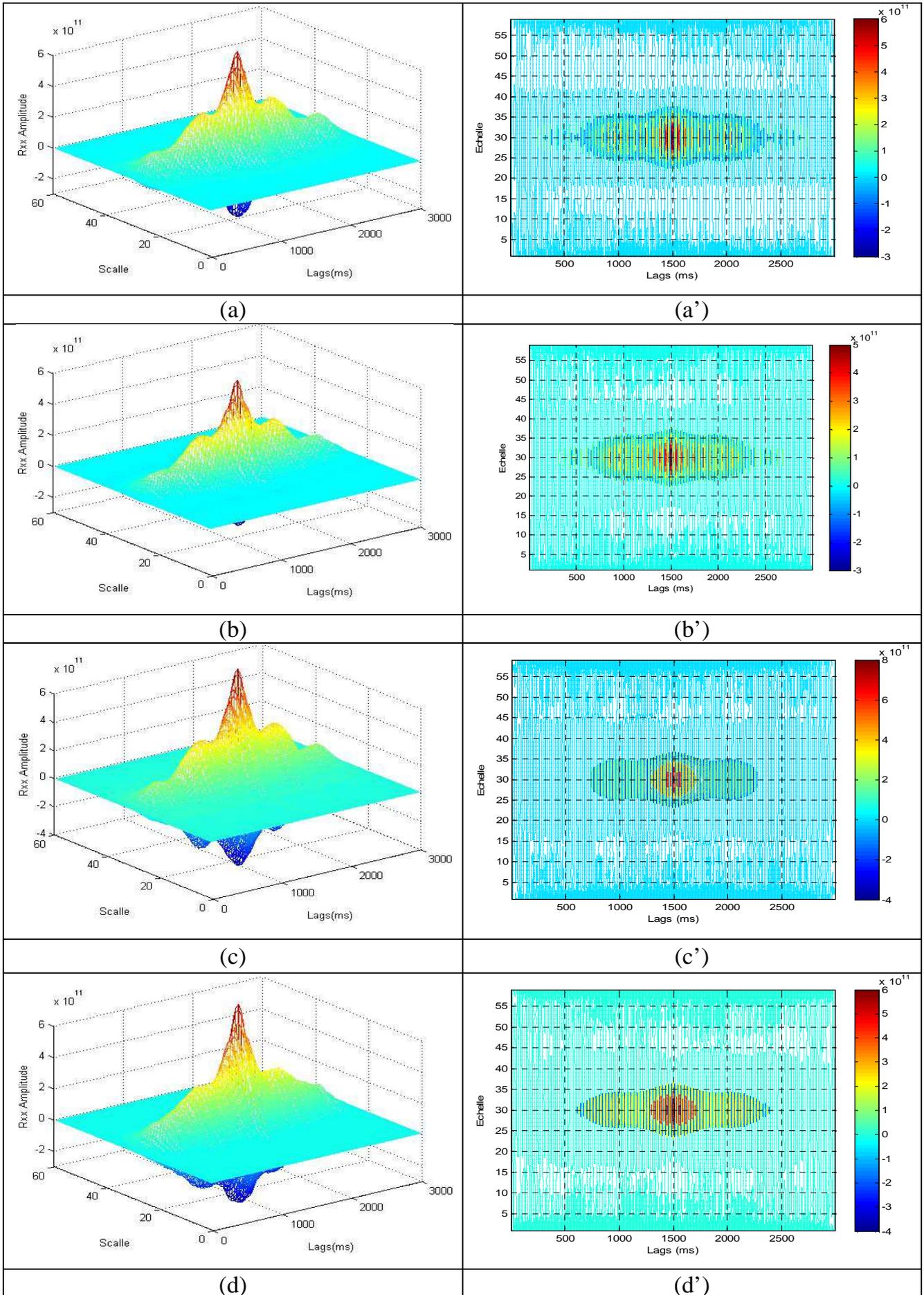
Les valeurs des pics d'amplitude au point POM de tous les jours sont données sur le tableau 4.3.

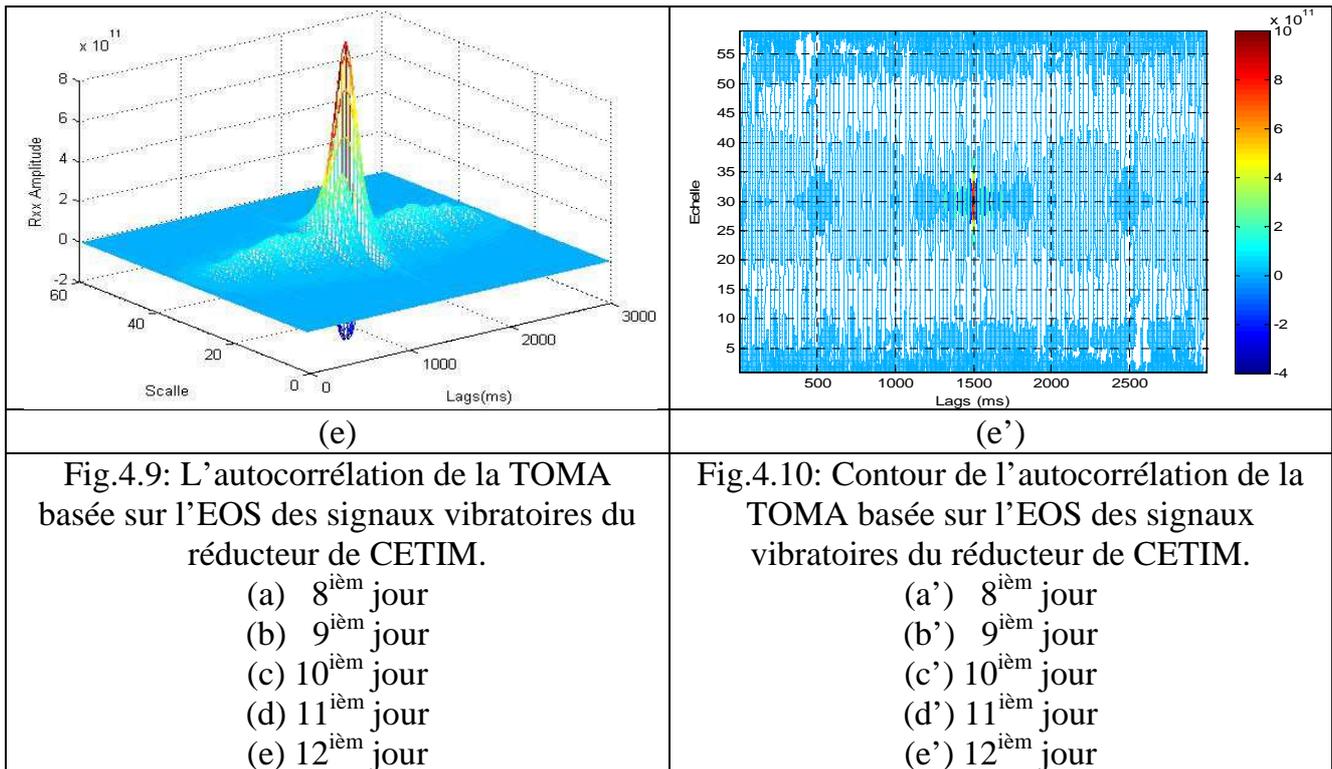
Les jours	Pic d'amplitude au point POM
5 ^{ième} jour	(1500,25) = $6.626733030945805 \times 10^{19}$
6 ^{ième} jour	(1500,25) = $6.090234832595839 \times 10^{19}$
7 ^{ième} jour	(1500,25) = $6.586669410632360 \times 10^{19}$
8 ^{ième} jour	(1500,25) = $6.437468137514745 \times 10^{19}$
9 ^{ième} jour	(1500,25) = $5.090191841432165 \times 10^{19}$
10 ^{ième} jour	(1500,25) = $10.04842673892965 \times 10^{19}$
11 ^{ième} jour	(1500,25) = $9.084636336550063 \times 10^{19}$
12 ^{ième} jour	(1500,25) = $80.54631341778420 \times 10^{19}$

Tableau 4.3: Les valeurs des pics d'amplitude au point POM (par l'autocorrélation de la TOMA basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette)

6. Résultats obtenus par l'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS

Nous appliquons également la méthode de la fonction d'autocorrélation sur les scalogrammes obtenus par la transformée en ondelette de Morlet adaptée à base de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS) comme critère de choix sur les signaux vibratoires issus du réducteur de CETIM. Les résultats obtenus sont représentés sur les figures 4.9 et 4.10.





A partir des figures 4.9 et 4.10, on observe que les fonctions d'autocorrélation, de la TOMA basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS), sont à peu près de même ordre de grandeur jusqu'au 11^{ième} jour avec des pics d'amplitude au point POM approximativement autour de $POM(1500,25) \approx 6 \times 10^{19}$ (Tableau 4.4).

Au 12^{ième} jour et avec l'écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16, la fonction d'autocorrélation devient importante (le pic d'amplitude au point POM atteint la valeur de $POM(1500,25) = 10.049084215840222 \times 10^{11}$). Cette augmentation se traduit par la présence de défaut causé par l'écaillage de la dent du système d'engrenage sous test.

Donc, la méthode de la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS), ne permet pas de détecter le défaut que jusqu'au 12^{ième} jour.

A partir de ces constatations, on peut dire que la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS), est aussi un outil efficace pour l'extraction des défauts des signaux vibratoires issus à partir des éléments tournants ou des engrenages mais ce n'est pas à un stade précoce tan qu'il n'y a pas un indicateur précoce de la présence de défaut d'engrenage.

Les valeurs des pics d'amplitude au point POM de tous les jours sont données au tableau 4.4.

Les jours	Pic d'amplitude au point POM
5 ^{ième} jour	(1500,25) = 6.680552089331194 × 10 ¹¹
6 ^{ième} jour	(1500,25) = 6.553529147345515 × 10 ¹¹
7 ^{ième} jour	(1500,25) = 7.255664943219806 × 10 ¹¹
8 ^{ième} jour	(1500,25) = 6.687558393777944 × 10 ¹¹
9 ^{ième} jour	(1500,25) = 5.979662002776445 × 10 ¹¹
10 ^{ième} jour	(1500,25) = 8.256470807029849 × 10 ¹¹
11 ^{ième} jour	(1500,25) = 7.853435191953627 × 10 ¹¹
12 ^{ième} jour	(1500,25) = 10.049084215840222 × 10 ¹¹

Tableau 4.4: Les valeurs des pics d'amplitude au point POM (par l'autocorrélation de la TOMA basée sur l'EOS).

A partir de cet exemple, nous pouvons conclure que la méthode de la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, est plus efficace pour la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage que dans le cas où on utilise le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS).

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons testé la performance des deux approches proposées sur des signaux réels d'un réducteur d'engrenages de CETIM. La première approche est celle de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette. La deuxième est celle de la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette.

Les résultats obtenus ont mis en évidence la bonne performance et l'efficacité des deux approches pour la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage. L'étude comparative a révélé que la méthode de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, est plus puissante pour la détection précoce de la

présence d'un défaut d'engrenage que la technique basée sur le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS).

La deuxième comparaison est effectuée avec la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, et celle basée sur le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS). Cette étude comparative a démontré la puissance et l'efficacité de la première méthode, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, pour la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage.

Enfin, nous pouvons dire qu'en plus de sa simple implémentation, la technique de la TOMA présente un outil très efficace et précieux dans le cadre du diagnostic précoce des défauts de réducteurs à engrenages dans les machines tournantes.

Conclusion Générale

Dans ce travail, en premier lieu, nous avons présenté quelques notions et définitions de base utilisés dans le domaine de la surveillance des machines tournantes. Plusieurs techniques avancées de traitement de signal ont été proposées dans la littérature. Chaque technique est basée sur un aspect théorique différent et les résultats obtenus sont généralement différents. Certaines techniques peuvent être plus convenables que d'autres. Parmi ces techniques de diagnostic, l'analyse vibratoire est la méthode la plus couramment utilisée.

En deuxième lieu, nous avons présenté une étude de l'état de l'art portant sur les méthodes basées sur l'ondelette de Morlet. Nous avons balayé quelques méthodes utilisant l'ondelette de Morlet comme un outil de base pour le diagnostic et la détection des défauts des éléments tournants. Dans la littérature, on trouve plusieurs applications et méthodes sur le thème de l'ondelette de Morlet dans le but de résoudre les problèmes de diagnostic des défauts des éléments rotatifs. Nous avons donné des applications typiques selon l'optimisation des paramètres de l'ondelette de Morlet.

Pour nos contributions, deux approches de diagnostic de défaut des systèmes d'engrenage sont proposées. La première approche est basée sur la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA), qui est utilisée pour la détection précoce de la présence d'un défaut par la recherche d'une signature de la rupture dans le signal vibratoire issu d'un système d'engrenage. Dans cette approche, La procédure consiste à adapter l'ondelette mère de Morlet avec le signal vibratoire de l'engrenage par la sélection des paramètres de l'ondelette en vue d'équilibrer la résolution temps-fréquence. Les sorties de cette procédure se résument en une paire optimale de paramètres qui donnent une meilleure résolution temps-fréquence du signal vibratoire d'engrenage. La translation de la Transformée en Ondelette de Morlet Adaptée (TOMA) permet la définition de la signature de la rupture. En conséquence, le problème de la détection de défauts est considéré comme juste une recherche simple de la signature dans le domaine temps-échelle par l'utilisation des scalogrammes.

Nous avons proposé un critère de la sélection des paramètres optimaux de l'ondelette de Morlet. Le critère est basé sur la valeur maximale de la transformé en ondelette. La paire de paramètres optimaux (f_b) et (f_c) correspond à la paire de valeurs qui donne la valeur maximale de la transformée en ondelette.

La deuxième approche est basée sur la fonction d'autocorrélation de la TOMA. La procédure de prédiction de défauts des machines tournantes, consiste à calculer l'autocorrélation de la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA) à base du critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette.

Afin d'évaluer les performances et l'efficacité des deux contributions proposées, nous avons utilisé, premièrement, des signaux de test disponibles dans la littérature. Les résultats obtenus démontrent la bonne performance et l'efficacité des deux approches.

Deuxièmement, pour un système d'engrenage réel, la transformée en ondelette de Morlet adaptée (TOMA) est appliquée sur des signaux réels d'un réducteur de CETIM dans le but de tester la performance des deux approches à la détection précoce de défaut. Les résultats obtenus ont manifesté la bonne performance et l'efficacité des deux approches dans le cadre de la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage. Nous avons observé dans les scalogrammes obtenus que les coefficients sont stables et de même ordre de grandeur jusqu'au 9^{ième} jour avec un changement d'amplitude relativement faible des coefficients. Au 10^{ième} jour, nous avons remarqué une disparition complète d'une partie des coefficients de la TOMA. Cette disparition des coefficients est une signature précoce qui indique que le système d'engrenage va subir des défauts ; ce qui est dû à l'évolution de l'écaillage de la dent 15/16.

D'autre part, nous avons effectué une étude comparative de la TOMA avec d'autres approches de la littérature. Cette étude consiste à faire une comparaison entre les résultats obtenus par l'application de la TOMA basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette avec ceux obtenus à base du critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS). Nous avons vu que la méthode de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, est plus puissante pour la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage que la technique basée sur le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS). La deuxième comparaison est effectuée sur la fonction d'autocorrélation de la TOMA, basée sur le critère de la valeur maximale de la transformée en ondelette, et celle basée sur le critère de l'entropie d'ondelette de Shannon (EOS). Cette étude a également permis de montrer l'efficacité de la première technique pour la détection précoce de la présence d'un défaut d'engrenage.

Enfin, nous pouvons dire qu'en plus de sa simple implémentation, la technique de la TOMA présente un outil très efficace et précieux dans le cadre du diagnostic précoce des défauts de réducteurs à engrenages dans les machines tournantes.

Nous avons remarqué que nous ne sommes pas parvenus à trouver une relation qui relie directement les caractéristiques des signaux à traiter avec les valeurs numériques optimales des paramètres (f_b) et (f_c) de l'ondelette de Morlet adaptée à ces signaux. Donc, en perspective, il faut que les futurs travaux se focalisent sur ce problème.

Références bibliographiques

- [Adewusi, 2001] Adewusi, S. A., Al-Bedoor, B. O., “Wavelet analysis of vibration signals of an overhang rotor with a propagating transverse crack”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 246, pp. 777–793, 2001
- [AFNOR, 2002] Association Française de Normalisation (AFNOR), “Norme X 60-010 : Maintenance industrielle”, 2002.
- [Antonia, 2006] Antonia, J., Randall, R.B., “The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, pp. 308–331, 2006.
- [Augeix, 2002] D. AUGEIX, “Analyse vibratoire des machines tournantes”, *Techniques de l’Ingénieur, traité Génie mécanique*, BM 5- 145, pp. 1-22, 2002.
- [Ayad, 2012] M. Ayad, Dj. Chikouche, N. Boukezzoula, M. Rezki, “Early damage detection of gear systems through wavelet analysis of vibration signals”, *International Journal of Mechanical Engineering And Technology (IJMET)*, Vol. 3, (Issue N° 1), pp. 277-287, 2012.
- [Ayad - a, 2014] M. Ayad, Dj. Chikouche, N. Boukezzoula, M. Rezki, “Gear Fault Diagnosis Across Autocorrelation of Optimal Wavelet Transforms”, *Special issue - International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT’14) Proceedings -Copyright IPCO-2014*, Vol. 6, pp. 17-21, 2014.
- [Ayad -b, 2014] M. Ayad, Dj. Chikouche, N. Boukezzoula, M. Rezki, “Search of a robust defect signature in gear systems across adaptive Morlet wavelet of vibration signals”, *IET Signal Processing*, Vol. 8 (Issue N° 9), p. 918 –926, 2014.
- [Baydar, 2000] N. Baydar, A. Ball, “Detection of gear deterioration under varying load conditions by using the instantaneous power spectrum”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14 (6), pp. 907-921, 2000.
- [Bin, 2012] G.F. Bin, J.J. Gao, X.J. Li, B.S. Dhillon, “Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets-Empirical mode decomposition feature extraction and neural network”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 27, pp 696–711, 2012.

- [Boulahbal, 1999] Boulahbal, D., Farid, G. M., Ismail, F., “Amplitude and phase wavelet maps for the detection of cracks in geared systems”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 13, pp. 423–436, 1999.
- [Boulenger, 1998] A. Boulenger, C. Pachaud, *Surveillance des machines par analyse des vibrations, du dépistage au diagnostic* », AFNOR, Paris, 2^{ème} tirage, 1998.
- [Brennan, 1997] Brennan, M. J., Chen, M. H., Reynolds, A. G., “Use of vibration measurements to detect local tooth defects in gears”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 31, pp. 12–17, 1997.
- [Chen, 1999] B. H. Chen, Wang, X. Z., Yang, S. H., McGreavy, C., 'Application of wavelets and neural networks to diagnostic system development, part 1, feature extraction', *Computers and Chemical Engineering*, 1999, 23, pp. 899–906
- [Chen, 2002] D. Chen, W.J. Wang, “Classification of wavelet map patterns using multi-layer neural networks for gear fault detection”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 16, (Issue 4), pp. 695–704, 2002.
- [Chen, 2010] H. Chen, M. J. Zuo, X. Wang, M. R. Hoseini, « An adaptive Morlet wavelet filter for time-of-flight estimation in ultrasonic damage assessment », *Measurement*, 43, pp. 570–585, 2010.
- [Chikouche, 2010] Dj. Chikouche, A. Felkaoui, N. Haloui, “Diagnostic precoce d'un reducteur a engrenage par analyse des signaux vibratoires a l'aide du cepstre synchrone”, *Proceeding International Conference On Industrial Engineering and Manufacturing ICIEM'10*, May, 9-10, Batna, Algeria, pp. 219-224, 2010.
- [Childs, 2014] Peter R.N. Childs, “*Mechanical Design Engineering Handbook*, Chapter 8: Gears”, Copyright Elsevier, pp. 317-366, 2014.
- [Christos, 2014] Y. Christos, M. Jedrzej, R. Konstantinos, A. Ioannis, « Multicomponent decomposition of a time-varying acoustic Doppler signal generated by a passing railway vehicle using Complex Shifted Morlet Wavelets », *Transportation Research Part C*, 44, pp.34–51, 2014.
- [Daubechies, 1990] I. Daubechies, "The wavelet Transform, Time-frequency Localisation and Analysis", *IEEE, transactions on information theory*. Vol. 36, pp. 961-1004, 1990.

- [Daubechies, 1992] I. Daubechies, “Ten Lectures on Wavelets”, Philadelphia Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992
- [Dempsey, 2006] P. J. Dempsey, G. Kreider, and T. Fichter, “Investigation of tapered roller bearing damage detection using oil debris analysis”, IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, March 4 - 11, 2006.
- [Donoho (a), 1995] D. L. Donoho, “De-Noising by Soft-Thresholding”, IEEE transactions on information theory, Vol. 41, N°. 3, pp. 613-627, May 1995.
- [Donoho (b), 1995] D.L. Donoho, I.M. Johnstone, “Adapting to Unknown Smoothness Via Wavelet Shrinkage [J]”, American Statistical Assoc, Vol.90, N°.432, pp.1200-1224, 1995.
- [EL-Badaoui, 1999] Mohamed EL-Badaoui, “Contribution au Diagnostic Vibratoire des Réducteurs Complexes à Engrenages par l’Analyse Cepstrale”, thèse de Doctorat, université de Jean-Monnet- France, pp. 95-97, 1999.
- [El-Badaoui, 2001] M. El-Badaoui, V. Cahouet, F. Guillet, J. Danière, P. Vex, “Modelling and detection of localized tooth defects in geared systems”, ASME Journal of mechanical design, Vol. 123, pp. 422–430, 2001.
- [El-Badaoui, 2004] M. El Badaoui, F. Guillet, J. Danière, « New applications of the real cepstrum to gear signals, including definition of a robust fault indicator », Mechanical Systems and Signal Processing, 18, pp.1031–1046, 2004.
- [Fakhfakh, 2005] T. Fakhfakh, F. Chaari, and M. Haddar, “Numerical and experimental analysis of a gear system with teeth defects”, International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 25 (5), pp. 542-550, 2005.
- [Frag, 2012] K.O. Farag, A.M. Gaouda, “Dynamic wavelet-based tool for gearbox diagnosis”, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 26, pp. 190–204, 2012.
- [Feng, 2014] Z. Feng, M. Liang, “Fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions via adaptive optimal kernel time-frequency analysis”, Renewable Energy, 66, pp.468-477, 2014.
- [Gelman, 2010] L. Gelman, I.Petrinin, J.Komoda, “The new chirp-Wigner higher order spectra for transient signals with any known nonlinear frequency variation”, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 24, pp. 567–571, 2010.

- [Girdhar, 2004] Paresh Girdhar, “Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance”, Book of IDC technologies, Newnes an imprint of Elsevier, 2004.
- [Haloui, 2002] Haloui, N., Chikouche, D., Benidir, M., “Application des méthodes d’analyse spectrale paramétrique à la détection des défauts d’engrenage dans les machines tournantes”, IEEE Canadian Conference on electrical & computer engineering, 2002, pp. 190–194.
- [Hambala, 2000] Hambala, A., Huff, E., 'Multiresolution error detection on early fatigue cracks in gears', IEEE Aerospace conference Proceedings, Vol. 6, pp. 367–372, 2000
- [He, 2011] Ping He, Pan Li, Huiqi Sun, « Feature extraction of acoustic signals based on complex Morlet wavelet », Procedia Engineering, 15, pp. 464 – 468, 2011.
- [Jafarizadeh, 2008] M.A. Jafarizadeh, R. Hassannejad, M.M. Ettefagh, S. Chitsaz, « Asynchronous input gear damage diagnosis using time averaging and wavelet filtering », Mechanical Systems and Signal Processing, 22, pp. 172–201, 2008.
- [Jena, 2013] D.P. Jena, S.N. Panigrahi, Rajesh Kumar, « Gear fault identification and localization using analytic wavelet transform of vibration signal », Measurement, 46, pp.1115–1124, 2013.
- [Jiang, 2011] Y. Jiang, B. Tang, Y. Qin, W. Liu, “Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD”, Renewable Energy, Vol. 36, pp. 2146-2153, 2011.
- [Kankar, 2013] P.K. Kankar, S. C. Sharma, S.P. Harsha, “Fault diagnosis of rolling element bearing using cyclic autocorrelation and wavelet transform”, Neurocomputing, Vol. 110, pp. 9–17, 2013.
- [Koo, 2000] I.S. Koo, W.W. Kim, “Development of reactor coolant pump vibration monitoring and a diagnostic system in the nuclear power plant”, ISA transactions, Vol. 39, pp. 309–316, 2000.
- [Larsen, 2000] Y. Larsen, A. Hanssen, “Wavelet-polyspectra: analysis of non-stationary and non-Gaussian/non-linear signals”, Proceedings of IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing, 2000, pp. 14–16

- [Lei, 2014] Y. Lei, J. Lin, M. J. Zuo, Z. He, “Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: A review”, *Measurement*, 48, pp. 292–305, 2014.
- [Li, 2011] Z. Li, X. Yan, C. Yuan, Z. Peng, L. Li, “Virtual prototype and experimental research on gear multi-fault diagnosis using wavelet-autoregressive model and principal component analysis method”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, pp. 2589–2607, 2011.
- [Lin, 2000] J. Lin, L. Qu, “Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 234, N°1, pp.135–148, 2000.
- [Lin, 2001] Lin, J., Qu, L. S., 'Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnostics', *Journal of Sound and Vibration*, 2000, 234, pp.135–148
- [Lin, 2003] J. Lin, M.J. Zuo, “Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (6), pp. 1259-1269, 2003.
- [Liu, 2008] J. Liu, W. Wang, F. Golnaraghi, “An extended wavelet spectrum for bearing fault diagnostics”, *IEEE Transactions on Instrument and Measurement*, Vol. 57, pp 2801–2812, 2008.
- [Liu, 2014] H. Liu, W. Huang, S. Wang, Z. Zhu, « Adaptive spectral kurtosis filtering based on Morlet wavelet and its application for signal transients detection », *Signal Processing*, 96, pp.118–124, 2014.
- [Man, 2012] Z. Man, W. Wang, S. Khoo, J. Yin, “Optimal sinusoidal modelling of gear mesh vibration signals for gear diagnosis and prognosis”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 33, pp. 256-274, 2012.
- [Mark, 2010] W. D. Mark, H. Lee, R. Patrick, J. D. Coker, “A simple frequency-domain algorithm for early detection of damaged gear teeth”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 24, pp. 2807–2823, 2010
- [McFadden, 1985] P.D. McFadden, J.D. Smith, “Model for the vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing”, *Journal of Sound and Vibration*, 98 (2), pp 263-273, 1985.

- [McFadden, 1987] P. D. McFadden, “Examination of a technique for the early detection of failure in gears by signal processing of the time domain average of the meshing vibration”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1 (2), pp.173- 183, 1987.
- [McFadden, 2002] P. D. McFadden, “Detection of gear faults by decomposition of matched differences of vibration signals”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.14, pp. 805– 817, 2002.
- [Nikolaou, 2002] N. G. Nikolaou and I. A. “Antoniadis, demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 16, N° 4, pp. 677–694, 2002.
- [Parey, 2006] Parey, A., El-Badaoui, M., Guillet, F., Tandon, N., “Dynamic modelling of spur gear pair and application of empirical mode decomposition-based statistical analysis for early detection of localized tooth defect”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 294, pp. 547–561, 2006.
- [Parey, 2011] Anand Parey, Ram Bilas Pachori, “Variable cosine windowing of intrinsic mode functions: Application to gear fault diagnosis”, *Measurement*, Vol. 45, pp. 415-426, 2012.
- [Park, 2013] C.S. Park, Y. ChulChoi, Y.H. Kim, “Early fault detection in automotive ball bearings using the minimum variance cepstrum”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 38, pp. 534–548, 2013.
- [Peng, 2004] Z. K. Peng, F. L. Chu, “Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 18, pp. 199–22,12004
- [Qin, 2013] Y. Qin, Y. Maoc, B. Tang, “Vibration signal component separation by iteratively using basis pursuit and its application in mechanical fault detection”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 332, pp.5217–5235, 2013.
- [Rafiee, 2009] J. Rafiee, P.W.Tse, “Use of autocorrelation of wavelet coefficients for fault diagnosis”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, pp. 1554–1572, 2009.
- [Randall, 1982] R.B. Randall, “A New Method of Modelling Gear Faults”, *ASME Journal of Mechanical Design*, Vol. 104, No. 2, pp. 259-267,1982.

- [Razafindrazato, 2010] G. M. R. Razafindrazato, « Méthodes numériques pour la caractérisation vibratoire de structures complexes », Thèse présentée pour l'obtention du titre de Docteur de l'Université Paris Est Créteil en Sciences de l'Ingénieur, 2010.
- [Saravanan, 2009] N. Saravanan, K.I. Ramachandran, “A case study on classification of features by fast single-shot multiclass PSVM using Morlet wavelet for fault diagnosis of spur bevel gear box”, *Expert Systems with Applications*, 36, pp. 10854-10862, 2009.
- [Sawalhi, 2008] N. Sawalhi, R.B. Randall, “Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults Part I and Part II: Simulation of the vibrations produced by extended bearing faults”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, pp.1924-1952 and 1953–1966, 2008.
- [Sawalhi, 2011] N. Sawalhi, R.B. Randall, « Vibration response of spalled rolling element bearings: Observations, simulations and signal processing techniques to track the spall size », *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, pp. 846–870, 2011.
- [Sheen, 2009] Y.T. Sheen, « On the study of applying Morlet wavelet to the Hilbert transform for the envelope detection of bearing vibrations », *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23, pp. 1518–1527, 2009.
- [Shen, 2012] Z. Shen, X. Chen, X. Zhang, Z. He, “A novel intelligent gear fault diagnosis model based on EMD and multi-class TSVM”, *Measurement*, Vol. 45, pp 30–40, 2012.
- [Sipola, 2015] T. Sipola, T. Ristaniemi, A. Averbuch, “Gear classification and fault detection using a diffusion map frame work, *Pattern Recognition Letters*”, Vol. 53, pp.53–61, 2014
- [Staszewski, 1994] Staszewski, W. J., Tomlinson, G. R., “Application of the wavelet transform to fault detection in a spur gear”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 8, pp. 289–307, 1994.
- [Su, 2010] W. Su, F. Wang, H. Zhu, Z. Zhang, Z. Guo, “Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24, pp. 1458–1472, 2010.

- [Sung, 2000] C.K. Sung, H.M. Tai, C.W. Chen, “Locating defects of a gear system by the technique of wavelet transform”, *Mechanism and Machine Theory*, 35, pp. 1169-1182, 2000.
- [Tang, 2010] B. Tang, W. Liu, T. Song, «Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution », *Renewable Energy*, 35, pp. 2862-2866, 2010.
- [Tavner, 2008] P. Tavner, L. Ran, J. Penman, H. Sedding, “Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines”, *IET Power and energy series 56*, © The Institution of Engineering and Technology 2008.
- [Vandergheynst, 2002] Vandergheynst, P., Gobbers, J.F., “Directional Dyadic Wavelet Transforms: Design and Algorithms”, *IEEE Transaction image processing*, Vol. 11, (Issue N° 4), pp. 363-372, 2002.
- [Wang, 1993] Wang, W. J., McFadden, P. D., “Application of the wavelet transform to gearbox vibration analysis”, *American Society of Mechanical Engineers, Petroleum Division (Publication)*, PD 52, pp. 13–20, 1993.
- [Wang, 1995] Wang, W. J., McFadden, P. D., “Application of orthogonal wavelets to early gear damage detection”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 9, pp. 497–507, 1995
- [Wang, 2001] Wang, W. J., “Wavelets for detecting mechanical faults with high sensitivity”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 15, (Issue 4), pp. 685–696, 2001.
- [Wang, 2001] Wang, W. Q., Ismail, F., Golnaragh, M. F., “Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 15, pp. 905–922, 2001.
- [Yan, 2014] R. Yan, R. X. Gao, X. Chen, “Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications”, *Signal Processing*, Vol. 96, pp.1–15, 2014.
- [Yang, 2015] C.Y. Yang, T.Y. Wu, “Diagnostics of gear deterioration using EEMD approach and PCA process”, *Measurement*, Vol. 61, pp.75–87, 2015.

- [Yesilyurt, 2003] I. Yesilyurt, “Fault detection and location in gears by the smoothed instantaneous power spectrum distribution”, *NDT&E International*, Vol. 36, pp. 535–542, 2003.
- [Yesilyurt, 2004] Isa Yesilyurt, “The application of the conditional moments analysis to gearbox fault detection—a comparative study using the spectrogram and scalogram”, *NDT&E International*, Vol. 37, pp. 309–320. 2004
- [Yin, 2014] J. Yin, W. Wang, Z. Man, S. Khoo, “Statistical modeling of gear vibration signals and its application to detecting and diagnosing gear faults”, *Information Sciences*, Vol. 259, pp. 295-303, 2014.
- [Yu, 2012] Gang Yu, Ningning Shi, “Gear Fault Signal Modeling and Detection Based on Alpha Stable Distribution”, *IEEE proceeding, International Symposium on Instrumentation & Measurement, Sensor Network and Automation (IMSNA)*, pp. 471-474, 2012.
- [Yuan, 2005] X. Yuan, L. Cai, “Variable amplitude Fourier series with its application in gearbox diagnosis—Part I: Principle and simulation”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 19, pp. 1055–1066, 2005.
- [Zamanian, 2011] A. H. Zamanian, A. Ohadi, “Gear fault diagnosis based on Gaussian correlation of vibrations signals and wavelet coefficients”, *Applied Soft Computing*, 11, pp. 4807–4819, 2011.
- [Zani, 2003] Marie-Line Zani, «Mesures mécaniques: surveillance des machines tournantes », guide d’achat, *Mesures N° 757*, pp.77-84, 2003.
- [Zhang, 2013] H.X Zhang, H.D. Liu, S. Chen, Y. Zhang, X. Wang, “Parameter estimation of chirp signals based on fractional Fourier transform”, *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, Vol. 20 (Issue N° 2): 95–100, 2013.
- [Zhao, 2013] C.Y. Zhao, P. Ning, B.Y. Liu, L. Wang, X. L. Ni, L. Ma, “Best Morlet Wavelet-Based Full Information Energy Entropy Extraction With Its Application to Rolling Bearing Condition Monitoring”, *IEEE proceeding, International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE)*, pp. 1808-1811, 2013.

ملخص:

إن مراقبة الآلات الدوارة عن طريق معالجة الاهتزازات من المواضيع التي استقطبت الكثير من الدراسات في الآونة الأخيرة. غير أن الاهتزازات الصادرة عن الآلات تتأثر بالمحيط الذي تشتغل فيه. أي خلل غير متوقع في المنشآت قد يتسبب في خسائر إقتصادية وكذا إصابات بشرية. في هذا العمل إقترحنا مقاربتين للتشخيص المبكر للعيوب (خلل) في أنظمة المسننات. المقاربة الأولى تعتمد على تحويلة الموجلات لـ "مورلي" المكيفة (TOMA). معيار إختيار الخصائص المكيفة يعتمد على القيمة العظمى لتحويلة الموجلات. مخارج هذا الإجراء تتلخص في زوج مكيف من الخصائص التي تعطي أحسن تحليل وقت-توتر لإشارات إهتزازية ناتجة من أنظمة المسننات. مشكلة تشخيص العيوب أعتبر كبحت عن إمضاء في المجال وقت-سلم باستعمال مخططات السلم. المقاربة الثانية تعتمد على دالة الارتباط الذاتي لتحويلة (TOMA). إجراء التنبؤ للعيوب في أنظمة المسننات يعتمد على حساب دالة الارتباط الذاتي لتحويلة (TOMA) اعتماداً على معيار القيمة العظمى لتحويلة الموجلات. المقاربتان المقترحتان تسمحان بالتشخيص المبكر للعيوب (خلل) في أنظمة المسننات.

الكلمات المفتاحية: التشخيص المبكر، أنظمة المسننات، مراقبة الآلات الدوارة، تحويلة (TOMA)، معالجة الاهتزازات.

Abstract

Monitoring of rotating machines by vibration analysis is a topic that has received a great interest in recent years. Moreover, the vibrations from a machine are very affected by the conditions of its operation. An unexpected fault of an installation may cause huge economic losses, and even personal injuries. In this work, two early diagnostic approaches of gear systems failure are proposed. The first approach is based on the Adaptive Morlet Wavelet (AMW). The criterion for the selection of optimal parameters is based on the maximum value of the Morlet wavelet coefficients. The outputs of this procedure are an optimal pair of parameters that give a better time-frequency resolution of a gear vibration signal. The problem of fault detection is considered just as a simple signature search in the time-scale domain using scalograms. The second approach is based on the autocorrelation function of the AMW. The prediction procedure of defects in rotating machines is to determine the autocorrelation of the adaptive Morlet wavelet transform based on the maximum value of the wavelet transform. An early indication of the presence of a gear defect is obtained by both approaches.

Keywords: Early detection, Gear system, Monitoring of rotating machines, AMW, Vibration analysis.