

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PAR ARTICLES PRÉSENTÉE À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DU
DOCTORAT EN GÉNIE
Ph. D.

PAR
Mourad KEDADOUCHE

DÉTECTION DE L'USURE DE ROULEMENTS PAR EMISSION ACOUSTIQUE

MONTREAL, LE 25-06-2015

©Tous droits réservés, Mourad KEDADOUCHE, 2015

©Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

PRÉSENTATION DU JURY
CE RAPPORT DE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Marc Thomas, ing. Ph.D., directeur de thèse
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Souheil-Antoine Tahan, ing. Ph.D., codirecteur de thèse
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Christian Gargour, ing., président du jury
Département Génie électrique à l'École de technologie supérieure

M. Martin Viens, ing. Ph.D., membre du jury
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Rémond Didier, examinateur externe
Laboratoire LAMCOS, INSA de Lyon

ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 03-06-2015

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Cette thèse est dirigée par les professeurs Marc Thomas et Souheil-Antoine Tahan. Je tiens à leur exprimer ma gratitude et mes chaleureux remerciements pour leur aide et leurs précieux conseils au cours de ces années. J'aimerais également leur exprimer à quel point j'ai apprécié leur grande disponibilité, ainsi que la confiance qu'ils m'ont accordée et m'avoir toujours bien guidé, encourager et motivé. J'ai énormément appris à leurs côtés

J'ai eu la chance et le plaisir d'effectuer un stage au sein de la compagnie Pratt&Whitney. Je tiens à adresser mes remerciements à M. Robert Giné, M. Stephen Koch et M. Raymond Jarda ainsi que toutes les personnes que j'ai pu rencontrer, pour leur accueil chaleureux, et leur disponibilité durant ce stage. De plus, j'aimerais remercier Pratt&Whitney, MITAC et l'École de technologie supérieure (ÉTS) pour leur soutien et leur contribution financière, ce qui m'a permis de concentrer la majorité de mon temps à mes activités de recherches.

Je tiens à remercier M. Christian Gargour d'avoir accepté d'être président du jury. J'adresse également mes très sincères remerciements à tous les membres du jury d'avoir accepté d'assister à la présentation de ce travail.

Je remercie vivement mes collègues du local A2215 à l'ETS pour les bons moments partagés. Je remercie également tous les ami(e)s de Montréal et de France. Je tiens à remercier ma famille (KEDADOUCHE) pour leurs soutiens durant toutes mes études.

Je dédie cette thèse à mes chers parents (ma mère Cherifa et mon père Fatah) pour leur soutien et leur encouragement ainsi qu'à mes frères (Zaid et Hakim) et mes sœurs (Latifa, Kenza et Mouni) pour leur appui immense et leur soutien durant toutes mes études.

Enfin, je voulais dédier cette thèse à la femme de ma vie (Melissa): « JE T'AIME ».

DÉTECTION DE L'USURE DE ROULEMENTS PAR EMISSION ACOUSTIQUE

Mourad KEDADOUCHE

RÉSUMÉ

Le travail présenté dans le cadre de cette thèse porte sur la détection des défauts de roulements par émission acoustique. L'objectif principal est de pouvoir détecter le défaut à un stade de dégradation précoce, à des niveaux faibles de sévérité encore jamais égalés. Des outils de traitement de signal efficaces pour une meilleure détection des fréquences associées au défaut ainsi que ces harmoniques ont dû être développés. La thèse est organisée par articles. Le travail est reparti en deux parties qui ont fait l'objet de 5 articles de revue.

La première partie de la thèse est focalisée sur l'étude de la capacité de l'émission acoustique à détecter un défaut à son premier stade de dégradation. Une analyse comparative entre l'émission acoustique et les mesures de vibrations y est exposée.

Deux approches différentes y ont été utilisées :

- La première approche utilise des outils de traitement de signal simple, faciles à exploiter et qui sont les plus utilisés dans l'industrie. Exploiter le contenu fréquentiel du signal demeure l'outil le plus répandu dans le diagnostic des machines tournantes. La qualité de la représentation repose sur l'outil de traitement de signal exploité à cette fin. Le meilleur choix s'est fait sur la base d'avoir la meilleure présentation du spectre où les fréquences du défaut sont clairement identifiées en termes d'amplitude et du nombre d'harmoniques associées. Une première étude est réalisée sur un banc d'essais simple composé d'un arbre sur lequel deux roulements à bille sont installés et connectés à un moteur. La seconde étude a été menée dans les laboratoires du partenaire industriel Pratt&Whitney et les tests ont été effectués sur un turbopropulseur (PW120).
- La deuxième approche s'appuie sur un outil de traitement de signal beaucoup plus sophistiqué qui porte sur la caractérisation de l'aspect cyclostationnaire des signaux d'émission acoustique.

Dans la deuxième partie de cette thèse, l'étude s'est focalisée sur le développement de nouveaux outils de traitement de signal pour une meilleure détection du défaut de roulement. Trois méthodes hybrides ont été développées, principalement basées sur la technique EMD (*Empirical Mode Decomposition*) pour le diagnostic des défauts de roulement, mais aussi sur méthodes par transformée d'ondelettes empiriques, la méthode de minimum d'entropie ainsi qu'en utilisant la méthode de TKEO (Teager Kaiser Energy Operator). Toutes ces méthodes ont été validées à travers des signaux de simulations numériques et des données expérimentales issues de mesures d'émission acoustique et de vibration.

Nos résultats viennent appuyer de façon consistante l'utilité et le potentiel de l'émission acoustique et sa capacité à détecter un défaut de roulement à un stade précoce de dégradation. D'autre part, notre étude vient départager la communauté scientifique sur le fait que

VIII

l'émission acoustique est plutôt meilleure que les mesures vibratoires pour une détection précoce. Le défaut en question est de l'ordre de $40\text{ }\mu\text{m}$ qui, à notre connaissance, est le plus petit défaut jamais étudié à ce jour par la communauté scientifique. Une étude comparative entre les méthodes proposées est exposée ainsi que nos principales recommandations pour des recherches futures. La méthode par ondelettes empiriques s'est avérée celle avoir le plus de potentiel.

Mots-clés : défauts de roulement, détection précoce, émission acoustique, mesures vibratoires, méthodes de traitement de signal.

DETECTION OF BEARING WEAR BY ACOUSTIC EMISSION

Mourad KEDADOUCHE

ABSTRACT

The work presented in this thesis focuses on the detection of bearing defects by using acoustic emission. The main objective is to detect the fault at an early stage of degradation at a low severity level never reached. On the other hand, efficient signal processing tools have been developed for good detection of the frequencies associated with the default and these harmonics. The thesis is organized by articles. The work is divided over two parts who have been the subject of five journal papers.

The first part of this thesis is focused on the ability of acoustic emission to detect a fault in its early stages of degradation. A comparative study between the acoustic emission and vibration measurements is exposed. Two different approaches are used:

- The first approach uses a simple signal processing tools, easy to operate and that are most commonly used in the industry. Exploiting the frequency content of the signal remains the most used tool in the diagnosis of rotating machinery. The quality of the representation is based on the signal processing tool used for this purpose. The best choice is made on the basis of having the best presentation of the spectrum, where the frequencies of the default are clearly identified in terms of amplitude and number of the associated harmonics. A first study was conducted at the ETS (École de Technologie Supérieure) on a simple test rig composed by a shaft on which two ball bearings are installed and connected to a motor. The second study was conducted in the laboratories of Pratt & Whitney Canada (the industrial partner). The tests were performed on an aircraft engine PW120.
- The second approach is based on a much more sophisticated signal processing tool that focuses on the characterization of the cyclostationary appearance in acoustic emission signals.

In the second part of my thesis, the study is focused on the development of new signal processing tools for better detection of bearing faults. Three hybrid methods have been developed mainly based on the EMD technique (Empirical Mode Decomposition) for the diagnosis of rolling defects, but also on minimum entropy methods, empirical wavelet transform and Teager Kaiser Energy Operator (TKEO). All these methods were validated through simulations and experimental data from acoustic emission signals and vibration measurements.

These studies support consistently the utility of acoustic emission and its ability to detect a bearing fault at an early stage of degradation. Our study allows for deciding between the scientific communities to the fact that the acoustic emission is rather better than the vibration measurements for early detection. The defect used is about 40 μ m that, to our knowledge, is the smallest default never studied to date by the scientific community.

A comparative study of the proposed methods is exposed with my main recommendations for future researches. The empirical wavelet transform is appeared as the method having the greatest potential for early detection of defects.

Keywords: Bearing defects, early detection, acoustic emission, vibration measurements, signal processing

TABLE DES MATIÈRES

		Page
INTRODUCTION ET PRÉSENTATION DE LA PROBLÉMATIQUE		1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE ET STRUCTURE DE LA THÈSE		11
1.1	Introduction.....	11
1.2	Synthèse des travaux publiés sur l'utilisation de l'émission acoustique pour détecter les défauts de roulements	12
1.2.1	Analyse temporelle	12
1.2.2	Analyse d'enveloppe.....	18
1.2.2.1	La transformée de Hilbert	20
1.2.2.2	Teager Kaiser Energy Operator (TKEO)	21
1.2.2.3	Application de l'analyse d'enveloppe pour l'émission acoustique	22
1.3	Synthèse des travaux publiés sur le traitement de signal	23
1.3.1	Le Kurtosis spectral (KS) et le Kurtogram	23
1.3.1.1	La méthode MED (Minimum Entropy Deconvolution)	28
1.3.1.2	Application de SK et du Kurtogram pour l'émission acoustique	30
1.3.2	Les ondelettes.....	31
1.3.2.1	La transformée en ondelette continue (TOC)	31
1.3.2.2	La transformée en ondelette discrète (TOD)	31
1.3.2.3	Les paquets d'ondelettes	32
1.3.2.4	Empirical Wavelet Transform (EWT)	32
1.3.2.5	Application des ondelettes pour l'émission acoustique	34
1.3.3	Cyclostationnarité	35
1.3.4	La méthode EMD (<i>Empirical Mode Decomposition</i>) et Ensemble EMD (EEMD).....	37
1.3.4.1	EMD (Empirical Mode Decomposition)	37
1.3.4.2	EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition)	38
1.3.4.3	Application de l'EMD et EEMD pour l'émission acoustique	39
1.4	Sévérité des défauts étudiés	40
1.5	Objectifs et originalités de la recherche.....	40
1.6	Structure de la thèse	43
1.6.1	Analyse comparative entre l'EA et les mesures de vibrations.....	44
1.6.2	Développement de nouveaux outils de traitement de signal pour une meilleure détection.....	46
1.6.3	Indicateurs non linéaires comme outils de diagnostic	48
CHAPITRE 2 MONITORING BEARINGS BY ACOUSTIC EMISSION: A COMPARATIVE STUDY WITH VIBRATION TECHNIQUES FOR EARLY DETECTION.....		49

2.1	Présentation.....	49
2.2	Article 1	50
2.2.1	Abstract.....	50
2.2.2	Introduction.....	51
2.2.3	Experimental methodology	52
2.2.4	Results analysis.....	53
2.2.4.1	Analysis of vibration signals.....	56
2.2.4.2	Analysis of ultrasonic signals	59
2.2.4.3	Comparison of RMS level between vibration and ultrasound measurements.....	61
2.2.4.4	Time descriptors.....	62
2.2.5	Conclusion	63
2.2.6	Acknowledgments.....	64
CHAPITRE 3	APPLICATION INDUSTRIELLE.....	65
3.1	Introduction.....	65
3.2	Objectif	66
3.3	Contexte de l'étude.....	66
3.4	Protocole expérimental	67
3.5	Régime haute vitesse.....	70
3.6	Essais à basse vitesse.....	72
3.7	Comparaison entre les descripteurs statistiques.....	73
3.8	Conclusion	74
CHAPITRE 4	CYCLOSTATIONARITY APPLIED TO ACOUSTIC EMISSION AND DEVELOPMENT OF NEW INDICATOR FOR MONITORING BEARING DEFECTS	77
4.1	Présentation.....	77
4.2	Article 2	78
4.2.1	Abstract.....	78
4.2.2	Introduction.....	79
4.2.3	Cyclostationarity	80
4.2.3.1	Methodologies for processing cyclostationary signals	81
4.2.4	Experimental study	83
4.2.4.1	Results analysis and applications.....	85
4.2.4.1.1	Vibration signal.....	85
4.2.4.1.2	Acoustic emission signal.....	87
4.2.4.1.3	Comparison between vibration and acoustic emission	89
4.2.4.1.4	New Indicator of cyclostationary.....	91
4.2.5	Conclusion	96
4.2.6	Acknowledgments.....	96
CHAPITRE 5	MONITORING MACHINES BY USING A HYBRID METHOD COMBINING MED, EMD, AND TKEO	97
5.1	Présentation.....	97
5.2	Article 3	98

5.2.1	Abstract.....	98
5.2.2	Introduction.....	99
5.2.3	Empirical Mode Decomposition (EMD)	101
5.2.4	Teager Operator Energy.....	102
5.2.5	Minimum Entropy Deconvolution (MED)	103
5.2.6	Bearing faults diagnosis based on MED-EMD and TKEO	104
5.2.6.1	Proposed method for defect detection of ball bearings.....	104
5.2.6.2	Numerically simulated signal	105
5.2.6.2.1	Method 1: TKEO Applied to $x(t)$	106
5.2.6.2.2	Method 2: Applying EMD and TKEO.....	106
5.2.6.2.3	Method 3: MED+EMD+ TKEO	109
5.2.6.3	Experimental study	110
5.2.6.4	Experimental application	112
5.2.6.4.1	Acoustic emission	112
5.2.6.4.2	Vibration measurements	115
5.2.7	Conclusions.....	118
5.2.8	Acknowledgements.....	118
CHAPITRE 6	A COMPARATIVE STUDY BETWEEN EMPIRICAL WAVELET TRANSFORMS AND EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION METHODS: APPLICATION TO BEARING DEFECT DIAGNOSIS ..	119
6.1	Présentation.....	119
6.2	Article 4	120
6.2.1	Abstract.....	120
6.2.2	Introduction.....	121
6.2.3	Empirical Mode Decomposition (EMD)	122
6.2.3.1	Mode mixing.....	123
6.2.4	Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD)	124
6.2.4.1	Review of EEMD parameter selection	125
6.2.4.2	A new method for improved EEMD.....	126
6.2.5	Empirical Wavelet Transforms (EWT).....	130
6.2.6	Bearing faults diagnosis based on EWT and EEMD	133
6.2.6.1	Simulated signal.....	133
6.2.6.1.1	Application of EMD and EEMD	134
6.2.6.1.2	Application of EWT.....	136
6.2.6.2	Experimental application to bearing defect diagnosis	139
6.2.6.2.1	Experimental set up.....	139
6.2.6.2.2	Experimental application	140
6.2.6.2.3	Selection of IMF	142
6.2.7	Conclusions.....	148
6.2.8	Appendix: Empirical Wavelet Transform.....	149
6.2.9	Acknowledgements.....	150

CHAPITRE 7	EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION COMBINED WITH EMPIRICAL WAVELETS FOR EXTRACTING BEARING FREQUENCIES IN A NOISY ENVIRONMENT AND EARLY DETECTION OF DEFECTS.....	151
7.1	Présentation.....	151
7.2	Article 5	152
7.2.1	Abstract.....	152
7.2.2	Introduction.....	153
7.2.3	Empirical Mode Decomposition (EMD)	154
7.2.4	Empirical wavelet transforms (EWT).....	155
7.2.5	A new indicator combining Energy, Kurtosis and ApEn	156
7.2.6	A detection method based on EMD and EW	159
7.2.7	Case studies for validating the method	161
7.2.7.1	A simulated signal with one resonant frequency	161
7.2.7.1.1	Case A: The variance of the noise is 0.2.....	161
7.2.7.1.2	Case B: The variance of the noise is 0.5	164
7.2.7.2	A simulated signal with two resonances.....	167
7.2.7.3	A simulated signal with gear and bearing signatures.....	170
7.2.8	Experiments on a bearing test bench	173
7.2.8.1	Application 1.....	173
7.2.8.2	Application 2.....	178
7.2.9	Conclusions.....	182
7.2.10	Acknowledgements.....	182
CHAPITRE 8	INDICATEURS NON LINÉAIRES COMME OUTILS DE DIAGNOSTIC	183
8.1	Introduction.....	183
8.2	Fondements théoriques	184
8.2.1	Approximate entropy (ApEn)	184
8.2.2	Sample Entropy (<i>SampEn</i>).....	185
8.2.3	Lempel-Ziv Complexity (<i>LZC</i>).....	187
8.2.4	Les paramètres d'analyse.....	188
8.3	Application pour le diagnostic des défauts de roulement	188
8.4	Application pour le diagnostic des défauts d'engrenage	189
8.5	Conclusion partielle du chapitre 8	190
CONCLUSION ET SYNTHÈSE		191
RECOMMANDATIONS		197
ANNEXE I	CARACTÉRISTIQUES MÉTROLOGIQUES COMPLÈTES DU CAPTEUR UE 10 000.....	201
ANNEXE II	MONITORING GEARS BY USING A METHOD COMBINING ENERGY SEPARATION, EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION AND MINIMUM ENTROPY DECONVOLUTION.....	203

ANNEXE III	NONLINEAIR PARAMETERS FOR MONITORING GEARS : COMPARAISON BETWEEN LIMPEL ZIV, APPROXIMATE ENTROPY AND SAMPLE ENTROPY COMPLEXITY	229
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		255

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Table 0.1.	Le manuel d'inspection de Pratt and Whitney 6
Table 1.1	Bandes fréquentielles et paramètres géométriques des défauts de roulement abordés dans la littérature 41
Table 1.2	Références bibliographiques des conférences, période : 2011-2014 45
Table 2.1	Usual time descriptors..... 54
Table 2.2	Bearing frequencies 1210 EKTN 9..... 56
Table 2.3	Severity criteria at bearing frequencies (Thomas (2002)) 58
Table 3.1	Fréquences caractéristiques du roulement 70
Table 4.1	Descriptors temporal for the healthy and the defect 94
Table 5.1	Correlation value between each IMF and $x(t)$ 107
Table 5.2	Correlation value between each IMF and $y(t)$ 110
Table 5.3	Correlation value between IMF ₁ (obtained by EMD and MED-EMD) . 113
Table 5.4	Correlation value between IMF ₁ (obtained by EMD and MED-EMD) . 113
Table 5.5	Correlation value between IMF1 (obtained by EMD and 116
Table 5.6	Correlation value between IMF1 (obtained by EMD and 116
Table 6.1	Coefficient of correlation between the components of $x(t)$ 127
Table 6.2	Values f_i of and α_i 133
Table 6.3	Kurtosis values of the original signals for various faulty bearings..... 143
Table 6.4	Kurtosis values of each IMF for acoustic emission signals..... 144
Table 6.5	<i>index _selection</i> criteria 145
Table 6.6	The <i>index _selection</i> of acoustic emission signal 146
Table 7.1	The Mesh frequencies of the gear 170

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 0.1	Distribution des défauts des machines électriques fonctionnant dans l'industrie pétrochimique 1
Figure 0.2	Diagnostic des défauts de roulements 3
Figure 0.3	Capteur UltraProb UE 10 000 8
Figure 1.1	Nombre d'article publié sur l'émission acoustique appliqué aux roulements 12
Figure 1.2	Paramètres temporels d'émission acoustique [Roget (1988, p.99)] 13
Figure 1.3	Analyse de l'enveloppe 22
Figure 1.4	(A) banc de filtres arborescents, (B) Pavage (fréquence / résolution fréquentielle) du Kurtogram [Antoni (2007)] 24
Figure 1.5	le signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.2)$ 25
Figure 1.6	Le Kurtogram du signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.2)$ 26
Figure 1.7	Le spectre d'enveloppe du signal filtré 26
Figure 1.8	Le signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.6)$ 27
Figure 1.9	Le Kurtogram du signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.6)$ 27
Figure 1.10	Le spectre d'enveloppe du signal filtré 28
Figure 1.11	Le signal obtenu après MED 29
Figure 1.12	(A) le Kurtogram du signal, (B) Le spectre d'enveloppe 30
Figure 1.13	Arbre de décomposition en paquets d'ondelette 32
Figure 1.14	Structure de la thèse 44
Figure 2.1	(A) Experimental Test bench, (B) The artificial defect of outer ring 52
Figure 2.2	Data acquisition system 53
Figure 2.3	Vibration measurement for a healthy bearing at 300 rpm 56
Figure 2.4	Vibration measurement for a defective bearing at 300 rpm 57
Figure 2.5	Vibration measurement at 600 rpm, envelope spectrum 58

Figure 2.6	Vibration measurement at 600 rpm, envelope spectrum	58
Figure 2.7	Ultrasonic measurement for a healthy bearing at 300 rpm	59
Figure 2.8	Ultrasonic measurement for a defective bearing at 300 rpm	59
Figure 2.9	Ultrasonic measurement at 600 rpm, envelope spectrum:(A) Healthy bearing, (B) defective bearing.....	60
Figure 2.10	Ultrasonic measurement at 900 rpm, envelope spectrum: (A) Healthy bearing, (B) defective bearing.....	60
Figure 2.11	Comparison of RMS level between the ultrasound and vibration measurements.....	61
Figure 2.12	Comparison between statistical parameters of ultrasound for a defective bearing (40 microns) in red and a healthy bearing (blue).....	63
Figure 3.1	Rotor du moteur PW120	66
Figure 3.2	Le moteur PW120	68
Figure 3.3	Roulements de Test.....	69
Figure 3.4	Points de mesures.....	69
Figure 3.5	Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement sain	71
Figure 3.6	Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement défectueux	71
Figure 3.7	Comparaison du niveau du pic fondamental entre le roulement sain et défectueux.....	72
Figure 3.8	Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement sain	73
Figure 3.9	Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement défectueux	73
Figure 3.10	Comparaison entre les descripteurs statistiques des EA pour un roulement sain et un roulement défectueux (100 μ m)	74
Figure 4.1	Methodology for processing cyclostationary machine signals (Antoni, Bonnardot et al. (2004))	82
Figure 4.2	Methodology for processing cyclostationary machine signals by extracting the second order	83
Figure 4.3	(A) Experimental Test bench, (B) The defect on outer ring	84
Figure 4.4	(A) Data acquisition system, (B) Heterodyne principle.....	85

Figure 4.5	(A) vibration signal of the defective bearing, (B) Second order after applying the RRCR method of the defective bearing, (C) Spectrum of (A) and (B) of the defective bearing, (D) Spectrum of the healthy bearing.....	86
Figure 4.6	CSD of vibration signal: (A) Healthy bearing (B) defective bearing	87
Figure 4.7	(A) Ultrasonic signal of the defective bearing, (B) Second order after applying the RRCR method of the defective bearing, (C) Spectrum of (A) and (B) of the defective bearing, (D) Spectrum of the healthy bearing.....	88
Figure 4.8	CSD of Ultrasonic signal: (A) Healthy bearing (B) defective bearing	89
Figure 4.9	CSD of defective bearing at speed of 300 rpm: Vibration, (B) ultrasound	90
Figure 4.10	CSD of defective bearing at speed 600 rpm: (A) Vibration, (B) ultrasound	90
Figure 4.11	CSD of defective bearing at speed 900 rpm: (A) Vibration, (B) ultrasound	91
Figure 4.12	Indicators of cyclostationarity at different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.....	93
Figure 4.13	Indicators of cyclostationarity normalized by <i>RMS</i> for different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.	95
Figure 4.14	Indicators of cyclostationarity normalized by <i>kurtosis</i> for different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.....	95
Figure 4.15	Indicators of cyclostationarity normalized by <i>skewness</i> for different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.....	95
Figure 5.1	(A) Method 2 (without using MED), (B) Method 3 (using MED before applying EMD)	105
Figure 5.2	(A) simulated signal $x(t)$, (B) Spectrum of TKEO of $x(t)$	106
Figure 5.3	(A) IMF of signal $x(t)$, (B) Spectrum of TKEO of IMF_1	108
Figure 5.4	Spectrum of TKEO of IMF obtained by applying EMD to $x(t)$, (A) IMF_2 , (B) IMF_3	108

Figure 5.5	(A) signal $x(t)$, (B) signal $y(t)$ obtained after applying MED, (C) Values of kurtosis on each iteration of MED Algorithm.....	109
Figure 5.6	(A) MED- EMD of signal $x(t)$, (B) Spectrum of TKEO of IMF_1	110
Figure 5.7	(A) Test bench, (B) Data acquisition system (C) Defect in outer race, (D) Heterodyne principle	111
Figure 5.8	Acoustic emission spectrum of TKEO of IMF_1 obtained by applying MED-EMD to the signal at speed 300 rpm, (A) D0, (B) D1, (C) D2....	114
Figure 5.9	Acoustic emission spectrum of TKEO of IMF_1 obtained by applying MED-EMD to the signal at speed 600 rpm, (A) D0, (B) D1, (C) D2....	115
Figure 5.10	Vibration spectrum of TKEO of IMF_1 obtained by applying MED-EMD at speed 300 rpm (A) D1, (B) D2	117
Figure 5.11	Vibration spectrum of TKEO of obtained by applying MED-EMD at speed 600 rpm (A) D1, (B) D2	117
Figure 6.1	(A) The simulated signal $x(t)$ (red color) and its components (blue and black color). (B) The EMD decomposition of the signal $x(t)$	124
Figure 6.2	The correlation coefficient between successive and the number of the computed by EEMD of the simulated signal $x(t)$	129
Figure 6.3	(A) The EEMD decomposition of using the added noise estimated By our approach, (B) The EEMD decomposition of the signal with the amplitude of the added noise equal to $0.2\sigma_x$	129
Figure 6.4	(A) Fourier partitioning of the empirical filter bank. $\hat{\phi}_1(w)$ Scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ ($n = 1..2$) Empirical Wavelet (B) The decomposition EWT.....	131
Figure 6.5	(A) The flow chart of the EWT method. (B) Comparisons of computing time between the three different methods.....	132
Figure 6.6	Simulated signal.....	134
Figure 6.7	The signal decomposition by EMD	134

Figure 6.8	(A) The correlation coefficient between successive <i>IMF</i> . (B) The number of <i>IMF</i> computed by EEMD.	135
Figure 6.9	(A) The decomposition EEMD of the signal. (B) The spectrum of each <i>IMF</i>	136
Figure 6.10	The segmentation of the spectrum before computing the filter bank	137
Figure 6.11	Fourier partitioning of the empirical filter bank, $\hat{\phi}(w)$ scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ empirical wavelet.....	138
Figure 6.12	(A) The decomposition EWT of the signal. (B) The spectrum of each <i>IMF</i>	138
Figure 6.13	(A) Test bench, (B) Defect in outer (C) race Data acquisition system, (D) Heterodyne principle	139
Figure 6.14	Temporal signal: (A) Healthy bearing, (B) Defect 50 μ m,.....	141
Figure 6.15	Fourier partitioning of the empirical filter bank for acoustic emission signal, $\hat{\phi}(w)$ scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ empirical wavelet: (A) Healthy bearing, (B) Defect 50 μ m, (C) Defect 100 μ m.....	142
Figure 6.16	EWT decomposition of acoustic emission signals (A) Healthy, (B) Defect 50 μ m, (C) Defect 100 μ m	143
Figure 6.17	Procedure for the selection of <i>IMF</i>	146
Figure 6.18	Envelope spectrum of acoustic emission signal of the healthy bearing.	147
Figure 6.19	Envelope spectrum of acoustic emission signal of the defect D1 (A) <i>IMF</i> with the highest <i>index_selection</i> (B) All <i>IMF</i> with <i>index_selection</i> greater than 1.....	147
Figure 6.20	Envelope spectrum of acoustic emission signal of the defect D2, (A) <i>IMF</i> with the highest <i>index_selection</i> (B) All <i>IMF</i> with <i>index_selection</i> greater than 1.....	148
Figure 7.1	Simulated signals, (A) random, (B) random impulse, (c) bearing signal.....	158
Figure 7.2	Value of indicators with signal type and method.....	159
Figure 7.3	The chart of the proposed method	160

Figure 7.4	The simulated signal	162
Figure 7.5	The Combined Mode Function of the simulated signal.....	162
Figure 7.6	The Filter bank for each CMF	163
Figure 7.7	The diagram generated by our method for simulated signal (Variance of the noise is 0.2)	164
Figure 7.8	The envelope spectrum of the CMF_1 around the frequency band as indicated by our method [1000-2800 Hz]	164
Figure 7.9	The simulated signal	165
Figure 7.10	The diagram generated by our method for the simulated signal (variance of the noise is 0.5)	165
Figure 7.11	The envelope spectrum of the CMF_1 around the frequency band as indicated by our method [1000-2800 Hz]	166
Figure 7.12	The Kurtogram of the simulated signal	166
Figure 7.13	The envelope spectrum of the signal around the frequency band as indicated by the Kurtogram	167
Figure 7.14	The Time signal of the 2 D.O.F. system	168
Figure 7.15	The spectrum of the signal with 2 D.O.F. system.....	168
Figure 7.16	The diagram generated by our method for the simulated signal with two resonances	169
Figure 7.17	The Fast Kurtogram of the simulated signal with two D.O.F.....	169
Figure 7.18	The simulated time gear and bearing signal	171
Figure 7.19	The spectrum of the time gear and bearing signature	171
Figure 7.20	The diagram for the simulated signal with gear and bearing signature ..	171
Figure 7.21	The envelope spectrum of the signal around the CMF_1 bandwidth	172
Figure 7.22	Methodology for processing signal machine signals	172
Figure 7.23	(A) Test bench, (B) Defect in outer (C) race Data acquisition system, (D) Heterodyne principle	174
Figure 7.24	Acoustic emission signal.....	174
Figure 7.25	The Combined Mode Function of the bearing signal	175
Figure 7.26	The Filter bank for each.....	175

Figure 7.27	The diagram generated by our method for bearing signal	176
Figure 7.28	The envelope spectrum of CMF1 around the [8000-18000] Hz.....	176
Figure 7.29	The Kurtogram of the signal	177
Figure 7.30	The envelope spectrum around the bandwidth	177
Figure 7.31	The test rig	178
Figure 7.32	The Bearing signal	178
Figure 7.33	The Combined Mode Function of the bearing signal	179
Figure 7.34	The Filter bank for each <i>CMF</i>	179
Figure 7.35	The diagram generated by our method for bearing signal	180
Figure 7.36	The envelope spectrum of CMF1 around the [2100-4000] Hz.....	180
Figure 7.37	The Kurtogram of the signal	181
Figure 7.38	The envelope spectrum around the bandwidth as	181
Figure 8.1	L'algorithme de <i>LZC</i>	188

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ABMA	American Bearing Manufacturers Association
AE	Acoustic Emission
FFT	Fast Fourier Transform
STRMS	Short Time Root Mean Square
EMD	Empirical Mode Decomposition
IMF	Intrinsic Mode Function
EEMD	Ensemble Empirical Mode Decomposition
ACP	Analyse en Composantes Principales
TKEO	Taiger Kaiser Operator Energy
MED	Minimum Entropy Deconvolution
EWT	Empirical Wavelet Transform
CMF	Combined Mode Function
RMS	Root Mean Square
CF	Crest Factor
Fc	Frequency Center of the Band
FFT	Fast Fourier Transform
BPFO	Ball Pass Frequency of Outer ring
BPFI	Ball Pass Frequency of Inner ring
BSF	Ball Spin Frequency
FTF	Fundamental Train Frequency
ICS	Integrated correlation spectral

ALE	Adaptive Line Enhancer
DRSep	Discrete Random Separation
MCR	Multiple Cyclic Regression
SUBLEX	Subspace Blind Extraction
RRCR	Reduced-Rank Cyclic Regression
CSD	cyclic spectral density
SD	Standard Deviation
ICSN	Integrated Cyclic Spectral Normalised
HFRT	High Frequency Resonance Technique
TEO	Teager Energy Operator
AM-FM	Amplitude Modulation-Frequency Modulation
RMSE	Relative Root-Mean-Square Error
STFT	Short Time Fourier Transform
EW	Empirical Wavelet
ApEn	Approximate Entropy
CWRU	Case Western Reserve University

INTRODUCTION ET PRÉSENTATION DE LA PROBLÉMATIQUE

0.1 Introduction

Le bon fonctionnement d'un roulement au cours de son utilisation est d'une importance vitale pour assurer la qualité du produit, pour éviter d'endommager la machine et même pour des raisons de sécurité. Une défaillance prématurée des roulements peut être désastreuse dans de nombreux domaines industriels comme par exemple l'aéronautique, la fabrication, la pétrochimie et le domaine du transport (Tepfer (1996), Canada (2011), Canada (2007)). À titre d'exemple, une étude de fiabilité sur des moteurs résumant le travail de Thorsen et Dalva (1999) (Figure 0.1) met en évidence la distribution des défauts parmi les composantes défectueuses dans 483 grands moteurs asynchrones fonctionnant dans le même domaine lié à l'industrie pétrochimique; environ 52% des défauts rencontrés dans les machines asynchrones sont liés aux roulements. Il a également été constaté que la majorité des défaillances des roulements se produisent avant qu'ils n'atteignent leur durée de vie nominale; il n'y a que près d'un tiers d'entre elle qui meurent de «vieillesse» due à la fatigue de surface (Berry (1991)). Cela a attiré un intérêt considérable dans le milieu de la recherche pour enquêter sur les raisons de la défaillance des roulements, de trouver de meilleures façons de la détecter, la prévenir et d'en estimer la durée de vie résiduelle (pronostic) (El-Thalji et Jantunen (2015)).

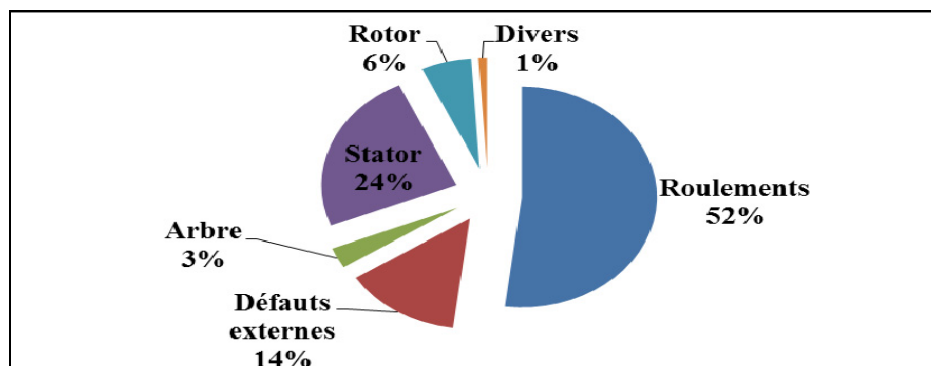


Figure 0.1 Distribution des défauts des machines électriques fonctionnant dans l'industrie pétrochimique

Dès le moment de quitter l'usine, les roulements rencontrent de nombreux risques environnementaux qui induisent à leur tour un certain nombre de modes de défaillance (contamination, montage, manutention, etc.). Il est bien connu que ces modes de défaillance ont pour conséquence la réduction de l'espérance de vie des roulements. Certains des événements tenus responsables des défaillances lors de l'utilisation sont induits par des applications incorrectes, une mauvaise maintenance, une mauvaise lubrification, une surcharge, un excès de vitesse, un défaut d'alignement, un déséquilibre et des conditions environnementales (ex. température, humidité, poussière et saleté, etc.). Tous ces facteurs conduisent à la défaillance des roulements selon divers modes (ex. usure de la surface, écaillage, piquûres, grippage, etc.), ce qui se manifeste par un accroissement de la vibration.

0.2 Problématique

La maintenance conditionnelle est une manière efficace pour planifier la maintenance préventive; les décisions liées aux opérations d'entretien sont dictées par un suivi de symptômes fortement corrélés à l'état de dégradation tel qu'observé par des capteurs (ex. vibration, température, analyse d'huile, etc.). La Figure 0-2 illustre le processus élémentaire de diagnostic pour la surveillance de l'état des roulements. Le développement de l'ampleur du défaut doit donc être surveillé afin que des opérations d'entretien puissent être prévues et ainsi maximiser la durée de vie du roulement.

La surveillance de l'état de roulements a fait l'objet de plusieurs recherches. Un bon diagnostic doit répondre principalement à plusieurs questions qui sont fondamentales :

- ✓ Que s'est-il passé ? Est-ce que le roulement est encore bon? (détection)
- ✓ Où se manifeste exactement le défaut? (diagnostic)
- ✓ Quelle en est la cause?
- ✓ Quelle est l'ampleur du défaut?
- ✓ Combien de temps pourrait-il encore durer? (pronostic)

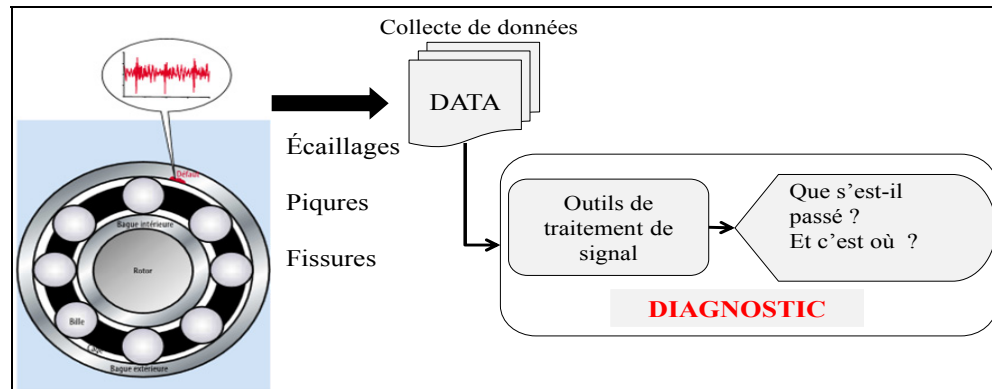


Figure 0.2 Diagnostic des défauts de roulements

Le souci majeur en maintenance prédictive est de pouvoir détecter, avec une bonne certitude, une avarie sur une machine avant que sa gravité n'atteigne un seuil provoquant son arrêt (ou d'autres problèmes majeurs liés à la sécurité). Par conséquent, la détection des défauts de roulements est devenue l'une des priorités. Celle-ci peut être désirée précoce quand la sécurité est le problème majeur comme c'est le cas en aéronautique, ou bien tardive (jusqu'à quand pourrait-il endurer le défaut?) quand la productivité est prioritaire comme c'est le cas dans les pâtes et papiers.

Dans cette étude, je m'intéresse au premier cas, soit la détection précoce. Ceci a justifié des efforts en recherche et développement pour développer, voire adapter de nouvelles méthodes de diagnostic pouvant répondre à ces problématiques. Ces méthodes doivent être robustes (capable de détecter des défaillances réelles) et précises (haute probabilité de détection d'un défaut tout en minimisant la probabilité des fausses alarmes).

Qu'est-ce qu'un défaut à un stade précoce?

C'est une question nécessaire et légitime. Selon Berry (1991), le roulement présente quatre (4) stades de dégradation.

- Période de maturité (1^{er} stade) : il n'y a aucun défaut significatif, la vie résiduelle est supérieure à 10%.

- Initiation du défaut (2^{ème} stade) : l'écaillage prend naissance et la vie résiduelle est supérieure à 5%. Une légère augmentation de la vibration peut être remarquée. Les résonances à haute fréquence sont excitées. À ce stade, il est difficile d'identifier les fréquences caractéristiques du défaut du roulement à moins d'utiliser un traitement de signal sophistiqué.
- Propagation de la dégradation (3^{ème} stade) : à ce stade, la vie résiduelle est supérieure à 1%. Les vibrations sont importantes et les fréquences caractéristiques du défaut du roulement sont nettement visibles dans le spectre vibratoire.
- Fin de vie (4^{ème} stade) : la défaillance du roulement est imminente et la vie résiduelle est inférieure à 0.2%. La vibration apparaît du type large bande (aléatoire).

Il faut noter qu'aucune indication n'est donnée sur la taille du défaut attribuée pour chaque stade de dégradation. Sassi, Badri et Thomas (2008) ont proposé des nouveaux indicateurs (nommés TALAF et THIKAT donnés respectivement par les équation (0.1) et (0.2)) qui permettent de distinguer les quatre stades de dégradation.

$$TALAF = \log \left[Kurtosis + \frac{RMS}{RMS_0} \right] \quad (0.1)$$

$$THIKAT = \log \left[(Kurtosis)^{CF} + \left(\frac{RMS}{RMS_0} \right)^{Peak} \right] \quad (0.2)$$

où

RMS : La valeur efficace au cours du fonctionnement du roulement,

RMS₀ : représente la valeur efficace du signal obtenu sur un roulement sans défaut (ou bien une valeur initiale qu'on relève au début de la surveillance vibratoire),

CF : Le facteur crête

Peak : La valeur crête

La subdivision proposée est conforme à celle proposée par Berry (1991). La première zone désignée comme stade I correspond à l'initiation du défaut et où le niveau de vibration est considéré comme acceptable selon la norme ISO 10816-3¹. Les deuxième et troisième stades désignés respectivement comme stade II et stade III, correspondent à la progression de l'usure. Enfin, le quatrième stade, désigné comme stade IV, correspond à la défaillance limite du roulement. Les auteurs ont noté que le défaut à un stade précoce de dégradation est caractérisé par une dimension du défaut inférieure à 500 μm .

Selon l'association ABMA (*American Bearing Manufacturers Association*), le critère de défaillance d'un roulement est la première preuve de fatigue. À titre d'exemple, le critère de fatigue utilisé par les laboratoires de Timken Company² est l'écaillage ou des piqûres de l'ordre de 0.0645 mm² (ce qui correspond un défaut dont le diamètre est de 250 μm) (Shigley, Budynas et Mischke (2004)). Finalement, selon le rapport interne d'inspection des roulements chez Pratt&Whitney (1991), les seuils ont été définis selon les paramètres géométriques du roulement, l'élément roulant et la nature du défaut. En analysant le Tableau 0.1 tiré du rapport d'inspection des roulements produit par Pratt&Whitney (1991), on constate que les exigences sont sensiblement celles qu'on trouve dans la gamme définie par Sassi, Badri et Thomas (2008) et les laboratoires de Timken Company. Toutefois, d'un point de vue sécuritaire, ils ont défini comme limite acceptable une valeur beaucoup plus sévère de l'ordre de 120 μm pour une détection très précoce.

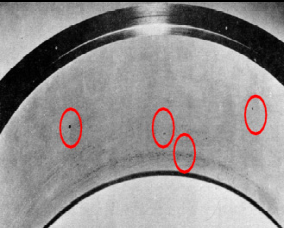
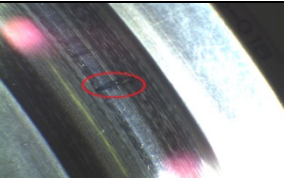
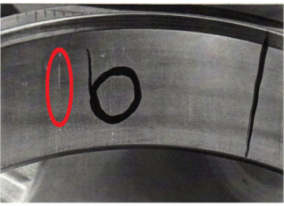
Hypothèse : Comme on peut le constater, il n'existe pas de gabarit spécifique qui définisse de manière exacte les stades de dégradation. Il est bien connu que les mesures vibratoires à l'aide d'accéléromètres dans la gamme de fréquence ≤ 20 kHz permettent de détecter les défauts de roulements dans leur **troisième stade de dégradation** (vie résiduelle supérieure à 1%) (Thomas (2002)). Toutefois, à partir du moment où un changement significatif dans la

1 La norme ISO 10816-3 évalue des vibrations des machines par mesurages sur les parties non tournantes -- Partie 3: Machines industrielles de puissance nominale supérieure à 15 kW et de vitesse nominale de fonctionnement entre 120 r/min et 15 000 r/min, lorsqu'elles sont mesurées in situ.

2 Timken Company est un des leaders dans la fabrication de roulements, d'aciers alliés, de composants et d'assemblages dérivés

vibration est observé, la durée de vie résiduelle d'exploitation est réduite. D'où l'intérêt industriel de détecter le défaut à son **deuxième stade de dégradation** (vie résiduelle supérieure à 5%) et la nécessité de développer des méthodes de détection encore plus précoces.

Table 0.1. Le manuel d'inspection de Pratt and Whitney

Type de défaut	Bille et élément roulant	Exemple	Maximum acceptable
<i>Pits</i>	≤ 12.27		0.40 mm
	$\geq 12.27\text{mm}$ and $\leq 25.40\text{ mm}$		0.50 mm
<i>Brinelling</i>	≤ 12.27		0.25 mm
	$\geq 12.27\text{mm}$ and $\leq 25.40\text{ mm}$		0.25 mm
<i>Dents</i>	≤ 12.27		0.25 mm
	$\geq 12.27\text{mm}$ and $\leq 25.40\text{ mm}$		0.25 mm
<i>Scratches</i>	≤ 12.27		1 mm
	$\geq 25.4\text{ mm}$		2 mm

Quelle est la mesure la plus appropriée pour détecter des défauts au 2^{ème} stade de dégradation?

Comme il a été présenté précédemment, la technique la plus utilisée pour la surveillance et le diagnostic des roulements reste encore les mesures vibratoires (≤ 20 kHz). Dans l'industrie, les équipements de surveillance de vibration des machines sont portatifs. La portabilité du dispositif de mesure contribue à rendre ces techniques encore attirantes pour un emploi industriel et les réponses s'expriment en mesures physiques (accélération, vitesse).

Récemment, de nouvelles technologies de mesure dans le domaine de l'émission acoustique (>20 kHz) ont été rendues disponibles et abordables sur le marché commercial. Bien que contesté par certains auteurs, il a été montré par plusieurs groupes de chercheurs que les mesures à hautes fréquences peuvent détecter les défauts (notamment des fissures) et que l'émission acoustique est meilleure que les mesures vibratoires (nous citons à titre non exhaustif les travaux d'Al-Dossary, Hamzah et Mba (2009); Al-Ghamdi et Mba (2006); Choudhury et Tandon (2000); Dadouche et al. (2008); Kim et al. (2006); Mba (2006); He, Zhang et Friswell (2010)). L'instrument de mesure utilisé dans cette thèse est le capteur UE 10 000 de la compagnie UE Systems³. Le capteur UE 10 000, opère dans une plage fréquentielle de 20 à 100 kHz. Il est doté d'un filtre balayeur d'une largeur de 5 kHz. Le principe de base est de choisir la fréquence centrale de la bande fréquentielle désirée. Les signaux acquis dans cette bande sont transformés par la suite en sons audibles par hétérodynage (Figure 0.3). Ce principe de l'hétérodynage est aussi appelé "*modulation d'amplitude*". Pour les caractéristiques métrologiques complètes du capteur, nous référons à l'ANNEXE I.

Néanmoins, il faut signaler que ces capteurs sont destinés juste à l'usage industriel. Dans le domaine de la recherche, il y a une absence de documentation et de référence sur l'utilisation de ce type de capteur pour la détection des défauts de roulement, d'où la nécessité à

³ <http://www.uesystems.com/products/software/software-manuals>

démontrer la capacité de la technique EA à détecter de façon précoce les défauts de roulement arrivés à leur 2^e stade de dégradation puisque les hautes fréquences sont excitées en premier à ce stade. À l'exception de l'article de Kim et al. (2006), aucune étude à l'heure actuelle n'a utilisé à notre connaissance cette technique pour détecter de façon précoce des défauts dans les roulements. Le champ d'applications est donc ouvert pour démontrer l'importance de cette technique en utilisant des outils de traitement de signal qui ont connus du succès dans le domaine vibratoire.

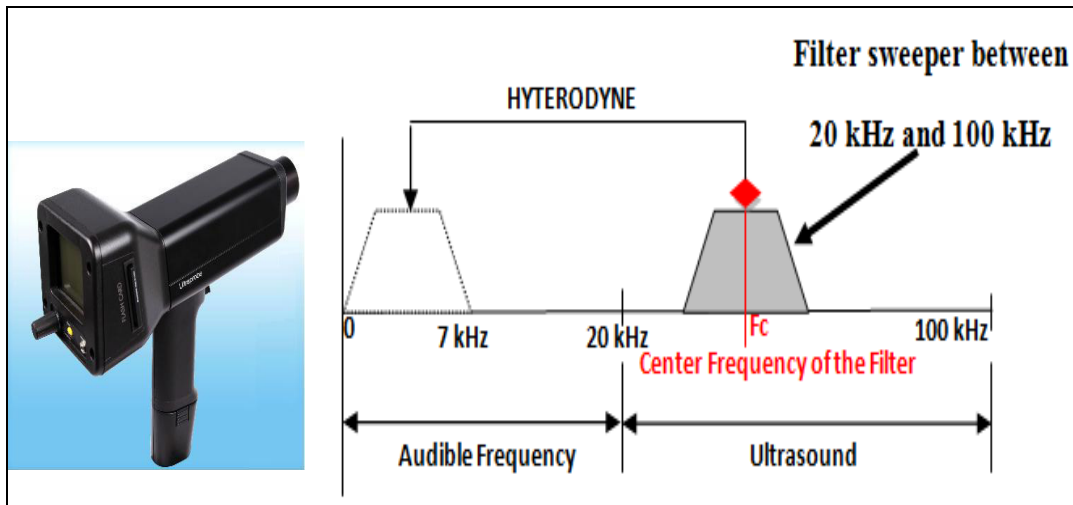


Figure 0.3 Capteur UltraProb UE 10 000

Quel outil de traitement de signal est le mieux adapté pour une détection précoce ?

Différents outils de traitement de signal ont été développés pour diagnostiquer les défauts de roulement essentiellement dans le domaine vibratoire. L'émission acoustique (EA) n'a pas connu autant de succès. Ces techniques ont été mises en place pour répondre à deux principales tâches :

- La première tâche est de statuer sur l'état du roulement et de différencier entre le bon et le défectueux. Des techniques telles que: le spectre de Fourier (FFT : Fast Fourier Transform), les indicateurs statistiques temporels (Sassi, Badri et Thomas (2008)), l'analyse d'enveloppe filtrée ou non à haute fréquence (Antoni (2007c)) sont des exemples de techniques largement utilisées pour le diagnostic de l'état des

roulements. Dans le cadre de notre thèse, ces techniques ont été explorées et leurs performances ont été évaluées pour le diagnostic des défauts de roulements en comparant les mesures vibratoires à celles par émission acoustique.

- La deuxième tâche est de séparer le signal relié au défaut du roulement des autres composantes du système provenant d'autres sources et du bruit. En effet, le bruit de fond agit dans la plupart des cas comme masque de la signature provenant du roulement. Ces phénomènes aléatoires rendent le diagnostic délicat, d'où la nécessité de développer d'autres outils de traitement du signal afin de mieux dissocier la signature du défaut de roulement des autres composantes et ainsi accomplir un bon diagnostic. Aussi, un deuxième volet abordé dans cette thèse est de développer des méthodes de traitement de signal afin de contrer ces lacunes pour une meilleure détection des défauts de roulements par émission acoustique.

Une revue de littérature est exposée au Chapitre 1 sur les techniques de traitement de signal utilisées habituellement dans le domaine d'émission acoustique pour la surveillance des roulements. Cette revue permet de situer notre travail par rapport à ce qui est déjà fait et de souligner ainsi nos principales contributions.

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTERATURE ET STRUCTURE DE LA THESE

1.1 Introduction

Le but de cette synthèse bibliographique est de présenter une vue d'ensemble des méthodes de diagnostic des roulements par émission acoustique (EA)⁴ et de situer notre travail et nos contributions par rapport aux autres recherches effectuées dans le même domaine.

Les roulements et les paliers jouent un rôle essentiel pour la bonne marche de la société moderne. Depuis l'avènement des techniques de maintenance prédictive, les travaux sur la détection de la dégradation et sur le diagnostic sont nombreux. Les premières publications scientifiques sur l'utilisation des techniques EA datent déjà d'une trentaine d'années. Elles portent généralement sur l'applicabilité de l'emploi de l'EA pour la surveillance de l'état de dégradation des roulements et sur l'identification des sources d'émissions permettant ainsi un diagnostic plus précis. Spécifiquement, dans le cas des roulements, il a été observé au cours d'expérimentations, deux types de signatures EA : ① les émissions de types impulsifs associées aux défauts sur les bagues extérieures, intérieures, et les billes; ② d'autres émissions de nature continue associées à l'état du lubrifiant (Sundt (1979)). Le recours à l'EA est en partie justifié par son potentiel pour la détection précoce du défaut par rapport à la surveillance par mesures vibratoires (≤ 20 kHz). En effet, plus le défaut est petit, plus les émissions qui se produisent se manifesteront à des fréquences élevées. Les techniques basées sur l'EA ont été initialement développées pour les essais non destructifs. Elles sont particulièrement adaptées à la détection de la corrosion, le suivi de l'oxydation à haute température et au contrôle de l'état de revêtements des surfaces (Roget (1988)). Cependant, au cours des trois dernières décennies, le champ d'applications a été étendu au suivi de l'état

⁴ ≥ 20 kHz

des machines tournantes, y compris les roulements, engrenages, pompes, etc. L'application de l'EA pour le diagnostic des roulements a commencé à susciter un intérêt croissant à partir des années 2000. La Figure 1.1 présente le nombre d'articles publiés sur l'application de l'EA pour la surveillance des roulements⁵.

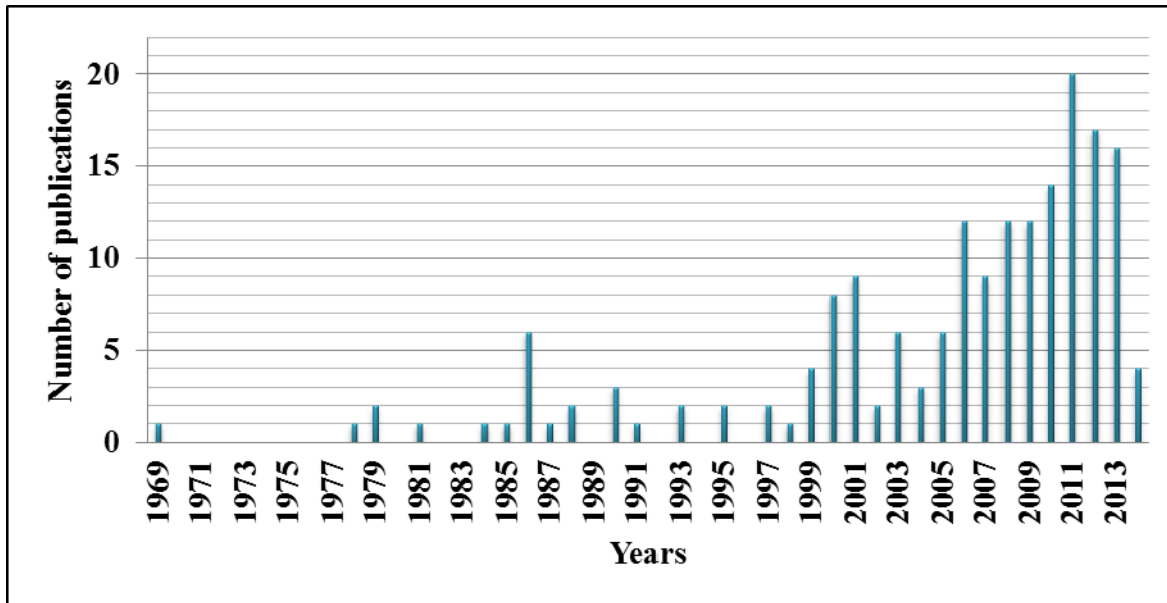


Figure 1.1 Nombre d'article publié sur l'émission acoustique appliqué aux roulements

1.2 Synthèse des travaux publiés sur l'utilisation de l'émission acoustique pour détecter les défauts de roulements

1.2.1 Analyse temporelle

Mba et Rao (2006) ont présenté une revue de littérature détaillée couvrant la période de 1969 à 2005 sur le développement de la technologie de l'EA et son application pour le diagnostic et la surveillance des machines tournantes. Plusieurs recherches publiées sur l'application de

⁵ Cette figure a été obtenue en utilisant Compendex & INSPEC avec mots clés : *Bearing* et *Acoustic Emission*. 2013.

l'EA pour le diagnostic des défauts de roulement ont été entreprises sur des plates-formes expérimentales, et beaucoup de chercheurs ont exploité les caractéristiques du signal temporel déjà utilisées dans la caractérisation de l'endommagement des matériaux. La Figure 1.2 illustre les principaux paramètres mesurés sur une salve typique d'EA.

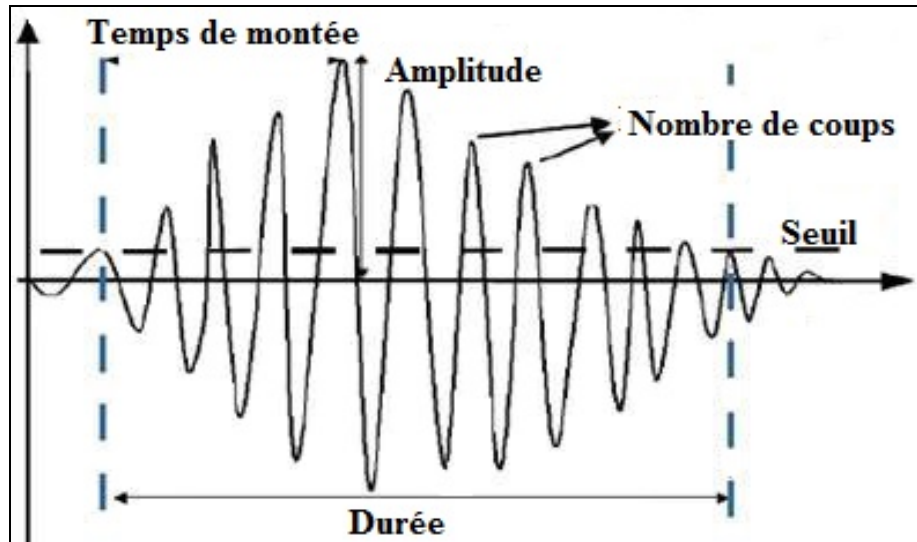


Figure 1.2 Paramètres temporels d'émission acoustique
[Roget (1988, p.99)]

Les méthodes temporelles sont basées sur le suivi de plusieurs descripteurs statistiques du signal. Une multitude d'indicateurs existent, plus ou moins performants pour l'observation de certaines défaillances. Les indicateurs les plus utilisés sont décrits par les équations ci-dessous :

En calculant par rapport à la moyenne (selon l'écart type)

$$RMS_{STD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (1.1)$$

ou bien selon la définition usuelle qui ne compare pas à la moyenne :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (1.2)$$

La définition usuelle est :

$$Peak = \sup_{1 \leq i \leq N} |x_i| \quad (1.3)$$

La valeur Peak to Peak (PP) est définie par:

$$PP = Peak_{\max} - Peak_{\min} \quad (1.4)$$

En vibration, on utilise souvent une autre définition de la valeur Peak, comme la moyenne de la valeur PP :

$$Peak_{rel} = \frac{PP}{2} \quad (1.5)$$

$$Crest\ Factor = \frac{Peak_{rel}}{RMS_{STD}} \quad (1.6)$$

$$K_factor = Peak_{rel} \times RMS_{STD} \quad (1.7)$$

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS_{STD}^4} \quad (1.8)$$

$$Skewness = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (1.9)$$

Ces indicateurs évaluent l'état de fonctionnement global des équipements, mais ne localisent pas le défaut. Ce sont des méthodes utiles à la surveillance pour la détection mais pas pour le diagnostic. De nombreux indicateurs (ou métriques) existent dans la littérature (Jardine, Lin et Banjevic (2006)) et certains sont le résultat de la combinaison de plusieurs d'entre eux (Sassi, Badri et Thomas (2008)). L'aspect le plus abordé pour la caractérisation du défaut est de trouver, en considérant les paramètres de fonctionnement que le roulement subit (vitesse, charge), une corrélation significative et répétitive entre les indicateurs temporels et les paramètres géométriques du défaut. Comme pour les vibrations, les indicateurs calculés sur les signatures d'EA présentent de fortes corrélations avec les paramètres géométriques des défauts.

Le comptage du nombre de coups reste l'indicateur le plus employé pour caractériser l'endommagement du roulement (Tandon et Nakra (1990), Choudhury et Tandon (2000)). Plusieurs chercheurs ont mis en évidence l'existence d'une forte corrélation entre la taille du défaut et la sévérité de cet indicateur. Aussi, ils ont noté qu'il dépend de la vitesse de rotation du roulement; par contre la charge n'a pas d'influence. Le comptage des coups est sensible pour des défauts ayant une largeur supérieure à 1 mm. Il est important de signaler au lecteur que le comptage des coups est fortement lié au niveau de déclenchement imposé pour le comptage, et que la méthode de détermination de ce seuil est à la discrétion de l'investigateur. Mba (2003) recommande un seuil de 30% de l'amplitude maximale pour des systèmes fonctionnant à faible vitesse.

Des études comparatives entre l'EA et les vibrations ont été réalisées (Roget (1988), Holroyd (1993), Tandon et Choudhury (1999); Choudhury et Tandon (2000), Yoshioka et Fujiwara (1982), Yoshioka et Fujiwara (1984), Yoshioka et Takeda (1995)). Dans la plupart de ces études, les mesures ont été effectuées sur des roulements avec des défauts simulés. Les mesures vibratoires incluent les niveaux crête et efficace de la vibration (énergie), le Kurtosis, le facteur de crête et les paramètres de mesure par émissions acoustiques comme montrés à la Figure 1-2. Comme mentionné précédemment, les études se penchent précisément sur l'identification d'une corrélation significative entre les paramètres

géométriques du défaut et les indicateurs temporels utilisés. Les études les plus complètes ont été publiées par Al-Ghamdi et Mba (2006) et Al-Ghamdi et al. (2004). Ces deux études comparatives indiquent que l'EA permet une détection précoce du défaut. Cette affirmation est fortement contestée par d'autres auteurs et nous pouvons signaler l'étude de Shiroishi et al. (1997) qui arrive à une conclusion opposée. Ils suggèrent que l'emploi des mesures vibratoires est meilleur que l'EA, et que cette dernière n'est pas recommandée pour la détection des défauts de roulement situé sur la bague interne. En effet, l'EA est sensible à plusieurs paramètres et un changement d'un seul indicateur EA dans la surveillance des roulements n'indique pas inéluctablement une défaillance du roulement, car l'indicateur peut mettre en évidence les changements de l'état de la machine lors des essais. Ce phénomène explique l'utilité d'exploiter les représentations fréquentielles pour comprendre au mieux la nature du phénomène associé à ce changement d'état.

Lorsque l'élément roulant du roulement heurte un défaut à un stade précoce (très petit défaut) avec un régime de rotation extrêmement faible, l'énergie générée par la collision est très faible. Dans ce cas, le défaut est difficile à détecter en utilisant les indicateurs statistiques (Tan, Kim et Kosse (2008)). Les roulements fonctionnant à des vitesses lentes ont marqué un intérêt par beaucoup de chercheurs. Selon notre revue, la toute première étude recensée est celle qui a été menée par Roget (1988) sur des roulements de grue. Il a démontré dans ce cas précis que l'analyse vibratoire est d'une utilité limitée pour des mécanismes qui fonctionnent à basses vitesses; par contre, l'émission acoustique a montré son potentiel pour ressortir des informations intéressantes et utiles sur l'état des roulements et ainsi permettre un diagnostic précis et fiable de son état. Miettinen et Andersson (1999) ont décrit l'utilisation de l'EA dans le suivi des défauts des roulements qui tournent à des vitesses extrêmement lentes (0,5 tr/min à 5 tr/min). Les mesures ont été réalisées sur des roulements à rouleaux endommagés naturellement sur leur bague extérieure durant un cycle d'utilisation normale dans l'industrie. L'étude a démontré que le comptage des alternances de l'EA est une méthode très sensible pour détecter la faille dans un palier qui tourne avec une vitesse de rotation extrêmement lente. Jamaludin et Mba (2001) ont rapporté les résultats d'une étude sur l'applicabilité de l'EA pour la détection, toujours à un stade précoce, des défaillances sur les roulements

tournant à une vitesse de rotation autour de 1.12 tr/min. Un banc d'essais a été utilisé pour tester des défauts provoqués par électroérosion sur les bagues des roulements (défauts qui ressemblaient à des piqûres). Le rapport conclut, qu'effectivement, certains paramètres de l'EA tels que l'amplitude et l'énergie ont fourni des informations précieuses sur l'état des paliers. Il existe d'autres recherches (ex. Holroyd (1993); Sato (1990); Murphy (1992); Smith (1982); Tavakoli (1991)) qui ont été menées dans ce contexte pour appuyer la pertinence de l'utilisation des EA et leur utilité pour la détection des défauts précoces de roulements et/ou ceux fonctionnant à des faibles vitesses de rotation .

Durant cette dernière décennie, l'activité de recherche sur cette problématique a été intensifiée en profitant des avancées technologiques des capteurs d'EA et des possibilités accrues pour le traitement numérique et les systèmes de stockage. Plusieurs chercheurs ont réalisé des analyses comparatives entre les mesures vibratoires et les mesures par EA. Ces études ont permis de démontrer l'efficacité de l'EA et sa plus grande sensibilité par rapport aux mesures vibratoires traditionnelles. À titre d'exemples, et d'une manière non exhaustive, nous citons les travaux réalisés par Al-Ghamd et Mba (2006), Al-Dossary, Hamzah et Mba (2009), He, Zhang et Friswell (2009b), Kim et al. (2006), Elforjani et Mba (2010), Chimentin et al. (2010b), Feng et al. (2012a) et Anbo et al. (2013).

D'autres chercheurs ont développé de nouveaux outils pour le traitement de signal tel que le *Short Time Root Mean Square* (STRMS) (He, Zhang et Friswell (2009a)). Leurs résultats montrent que la méthode proposée est très efficace dans l'estimation des fréquences du signal EA. Le document examine la sensibilité de divers paramètres EA (ex. comptage, l'amplitude, l'énergie et le Kurtosis) aux conditions de fonctionnement de la machine. Dans la même idée, Al-Balushi et al. (2010) ont présenté un nouveau descripteur qui est un indice basé sur l'énergie. Dans leur cas, les deux signatures (réelle et simulée) ont été utilisées pour étudier l'efficacité et l'applicabilité de la technique à des rapports signal sur bruit aussi bas que 0,25.

1.2.2 Analyse d'enveloppe

Le spectre de Fourier (ex : FFT) est considéré comme un outil de comparaison (plutôt que d'un outil de diagnostic) pour déterminer les changements qui se produisent sur le spectre, et de décider dans quelle bande le changement s'est produit. Malheureusement, son application dans le domaine de l'EA n'a pas rencontré un grand succès dans la surveillance des machines. Ceci est principalement dû au trop large contenu fréquentiel associé aux sources d'EA dans les machines tournantes. Par exemple, nous pouvons citer, l'impulsion transitoire associée à la rupture du contact, des fuites, etc.

Une adaptation qui est particulièrement appréciée et est largement utilisée, concerne la détection d'enveloppe. En effet, les défauts de roulement excitent les hautes fréquences des structures et, ainsi un phénomène de modulation se produit entre la fréquence de défaut (basse fréquence) et la résonance de la structure (haute fréquence). Une démodulation du signal permet de caractériser la nature du défaut. En effet, chaque type de défaut a sa propre signature et est caractérisé par une fréquence fondamentale, qui peut être calculée à partir des dimensions du roulement et de la fréquence de rotation de l'arbre. Les expressions de ces fréquences caractéristiques sont données par les équations ci-dessous :

- *FTF* : Défaut de cage;
- *BPFO* : Défaut sur la bague extérieure;
- *BPFI* : Défaut sur la bague interne;
- *BSF* : Défaut de l'élément roulant.

Si la bague intérieure du roulement tourne, le *FTF* est donné par l'équation (1.10). Si c'est la bague extérieure qui tourne le *FTF* est donné par l'équation (1.11).

$$FTF = \frac{\omega_i}{2} \left(1 - \frac{Bd(\cos \theta)}{Pd} \right) \text{ bague extérieure bloquée} \quad (1.10)$$

$$FTF = \frac{\omega_o}{2} \left(1 + \frac{Bd(\cos \theta)}{Pd} \right) \text{ bague intérieure bloquée} \quad (1.11)$$

Si les deux bagues tournent, on obtient la somme des deux équations:

$$FTF = \frac{\omega_o}{2} \left(1 + \frac{Bd(\cos \theta)}{Pd} \right) + \frac{\omega_i}{2} \left(1 - \frac{Bd(\cos \theta)}{Pd} \right) \quad (1.12)$$

La fréquence de passage sur la piste extérieure est définie par la vitesse relative de la piste par rapport à la vitesse du train :

$$BPFO = N_b |\omega_o - FTF| \quad (1.13)$$

Si la piste externe est fixe, on trouve :

$$BPFO = \frac{Nb}{2} \left(1 - \frac{Bd}{Pd} \cos \theta \right) \times \omega \quad (1.14)$$

La fréquence de passage sur la piste interne est définie par la vitesse relative de la piste par rapport à la vitesse du train :

$$BPFO = N_b |\omega_i - FTF| \quad (1.15)$$

Si la piste interne est fixe, on trouve :

$$BPFI = \frac{Nb}{2} \left(1 + \frac{Bd}{Pd} \cos \theta \right) \times \omega \quad (1.16)$$

La vitesse de rotation des billes sur elles-mêmes s'exprime comme :

$$BSF = (\omega_i - FTF) \left(\frac{P_d - B_d \cos \theta}{B_d} \right) \quad (1.17)$$

Si une des piste est fixe, cela se ramène à :

$$BSF = \frac{Pd}{2Bd} \left[1 - \left(\frac{Bd}{Pd} \cos \theta \right)^2 \right] \times \omega \quad (1.18)$$

où Bd : Diamètre de la bille;
 Pd : Diamètre de la bague intérieure;
 θ : Angle de contact;
 ω : Vitesse de rotation de l'arbre;
 Nb : Nombre d'éléments roulants.

1.2.2.1 La transformée de Hilbert

L'enveloppe du signal est calculée en utilisant la transformée de Hilbert (Potamianos et Maragos (1994)). La transformée de Hilbert permet de calculer l'enveloppe d'un signal $x(t)$ qui est définie par la formule suivante :

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau = \bar{x}(t) \quad (1.19)$$

$\bar{x}(t)$ est la partie imaginaire du signal analytique $z(t)$ qui est défini comme suit :

$$z(t) = x(t) + j\bar{x}(t) \quad (1.20)$$

L'enveloppe du signal $a(t)$ est représentée par le module du signal analytique $a(t) = |z(t)|$.

La phase et la fréquence instantanée du signal sont données par les équations ci-dessous :

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{\bar{x}(t)}{x(t)} \right) \quad (1.21)$$

$$w(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (1.22)$$

1.2.2.2 Teager Kaiser Energy Operator (*TKEO*)

L'opérateur d'énergie *TKEO* (Teager Kaiser Energy Operator) est un opérateur non linéaire considéré comme un estimateur de l'énergie. Le *TKEO* permet de suivre l'énergie de modulation et d'identifier l'amplitude et la fréquence instantanée du signal. Cet opérateur a été développé par Kaiser (1990). Le *TKEO* d'un signal $x(t)$ est défini comme:

$$\psi(x(t)) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (1.23)$$

où $\dot{x}(t)$ et $\ddot{x}(t)$ correspondent respectivement à la dérivée première et seconde de $x(t)$.

Dans le cas d'un signal discrétisé, l'opérateur d'énergie peut être défini comme suit :

$$\psi(x(n)) = [x(n)]^2 - x(n+1)x(n-1) \quad (1.24)$$

L'opérateur d'énergie peut extraire la modulation d'amplitude (AM) et la modulation de fréquence (FM) du signal. Le *TKEO* a une grande résolution temporelle puisque l'opérateur n'a besoin que de trois échantillons pour être estimé. Cette excellente résolution temporelle permet de capter les fluctuations de l'énergie. En outre, cet opérateur est très facile à mettre en œuvre. Les composantes AF-FM du signal sont donnée par les équations suivantes :

$$f(t) \approx \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{\psi(\dot{x}(n))}{\psi(x(n))}} \quad (1.25)$$

$$|a(t)| \approx \frac{\psi(x(n))}{\sqrt{\psi(\dot{x}(n))}} \quad (1.26)$$

où $f(t)$ et $|a(t)|$ représentent respectivement la fréquence et l'amplitude instantanée du signal

1.2.2.3 Application de l'analyse d'enveloppe pour l'émission acoustique

La Figure 1.3 montre les étapes de la démodulation d'amplitude. Une meilleure détection nécessite un filtrage passe-bande suivi de la transformée de Hilbert ou du *TKEO*. Il existe des outils dédiés pour la sélection de la bande fréquentielle⁶. Néanmoins, à partir du spectre de Fourier, on peut également localiser la bande où le changement s'effectue.

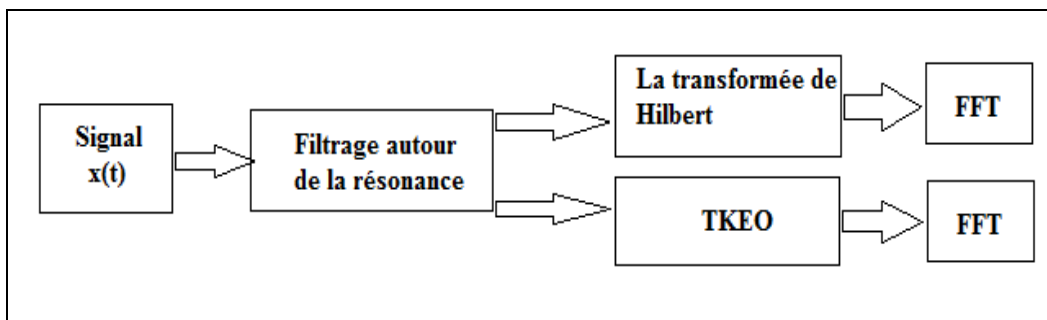


Figure 1.3 Analyse de l'enveloppe

Plusieurs chercheurs ont appliqué l'analyse d'enveloppe pour les signatures EA générées par les roulements. À notre connaissance, il n'existe pas d'étude exploitant le *TKEO* pour les signaux d'émission acoustique acquis sur des roulements défectueux. L'enveloppe du signal a été calculée en se basant sur la transformée de Hilbert qui est également la plus utilisée dans l'analyse des vibrations (Shiroishi et al. (1997). Hawman et Galinaitis (1988) ont noté que l'exploitation de la démodulation d'amplitude des signatures d'EA permet une détection précoce du défaut par rapport aux vibrations. La modulation de l'EA a été observée par d'autres chercheurs (Sato et Yoneyama (1987), Holroyd (1993)). Finalement, Kakishima et

⁶ Ce point est détaillé dans la section 1.3.1

al. (2000) ont suggéré que le niveau de détection de l'EA basé sur le spectre d'enveloppe est semblable à celui de la vibration.

1.3 Synthèse des travaux publiés sur le traitement de signal

1.3.1 Le Kurtosis spectral (KS) et le Kurtogram

À un stade de dégradation précoce du roulement, le défaut excite d'abord les fréquences de résonance qui se manifestent dans le domaine des hautes fréquences. Le principe de base est d'effectuer un filtrage passe-bande autour de la fréquence de résonance suivi d'une étape de démodulation d'amplitude. L'analyse spectrale du signal obtenu peut révéler la gravité des défauts (amplitude et le nombre d'harmoniques) (Thomas (2002)). Cependant, le défi majeur dans l'application de la démodulation d'amplitude est le choix approprié de la fréquence centrale et la largeur de bande du filtre passe-bande. Beaucoup de recherches se sont concentrées sur le développement de procédures efficaces et fiables pour l'estimation de la fréquence centrale et la bande passante optimale correcte du filtre passe-bande. Le Kurtosis spectral a été proposé par Antoni et Randall (2006) afin de prévoir la bande fréquentielle optimale pour réaliser une analyse d'enveloppe. L'idée consiste à calculer le Kurtosis du signal analysé à chaque fréquence afin de détecter et d'indiquer dans quelles bandes fréquentielles le changement s'effectue. L'estimation du KS est définie par l'équation (1.27).

$$KS(f) = \frac{|H(n, f)|^4}{\left\langle |H(n, f)|^2 \right\rangle^2} - 2 \quad (1.27)$$

où $H(n, f)$ est l'enveloppe complexe de $x(n)$ à la fréquence f .

Antoni (2007c) indique que KS affiche des valeurs qui dépendent sensiblement du choix de la résolution fréquentielle. Choisir une largeur des bandes infiniment étroite implique un KS nul, ce qui est le cas d'un signal qui présente des modulations lentes de certaines de ses

composantes harmoniques. Le signal devra alors être analysé avec une résolution fréquentielle (Δf) très fine. Le Kurtogram est une dimension supplémentaire du KS, soit la représentation du KS dans le plan (f , Δf). Le Kurtogram est basé sur une structure en bancs de filtres arborescents (Figure 1.4). Le Kurtogram est obtenu par le calcul du Kurtosis sur toutes les séquences de coefficients $c_k^i(n)$, $i = 0, \dots, 2^k - 1$, $k = 0, \dots, K-1$.

$$K_k^i = \frac{|c_k^i(n)|^4}{\left\langle |c_k^i(n)|^2 \right\rangle^2} - x \quad (1.28)$$

où x est égal à 2 si on considère le signal harmonique ou 3 si on considère le signal gaussien.

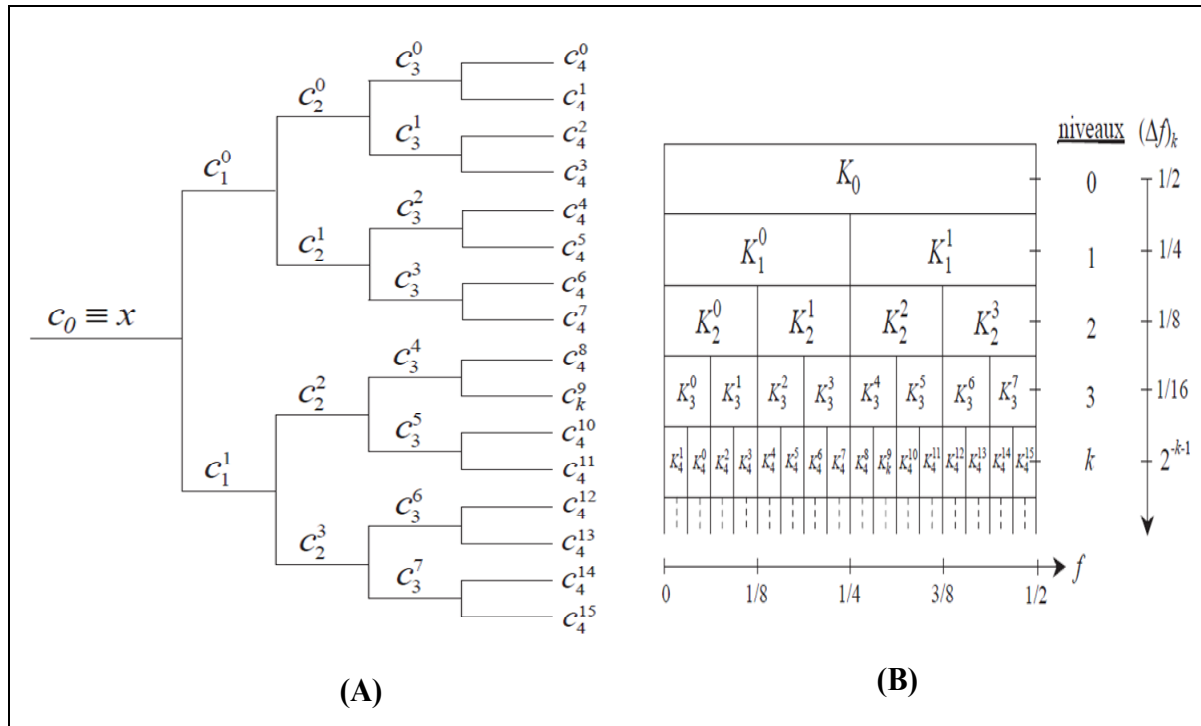


Figure 1.4 (A) banc de filtres arborescents, (B) Pavage (fréquence / résolution fréquentielle) du Kurtogram [Antoni (2007)]

Pour illustrer l'utilité du Kurtogram, un signal de roulement simulé décrit par les équations (1.29), (1.30) et (1.31) est utilisé. Le défaut simulé a une fréquence de $F_m=100\text{Hz}$. L'algorithme développé par Antoni (2007) a été utilisé.

$$x(t) = e^{-\alpha t'} (\sin(2\pi 1800t)) + n(t) \quad (1.29)$$

$$t' = \text{mode} \left(t, \frac{1}{(F_m = 100\text{Hz})} \right) \quad (1.30)$$

$$n(t) \sim N(0, 0.2) \quad (1.31)$$

La Figure 1.5 montre le signal simulé et les chocs dus au défaut sont nettement visibles. Le Kurtogram a été appliqué (Figure 1.6) et il a révélé que la bande $1875 \pm 750 \text{ Hz}$ est la bande optimale pour filtrer le signal. L'analyse d'enveloppe du signal filtré est montrée dans la Figure 1.7. Les pics associés au défaut de 100 Hz sont nettement indentifiables ainsi que ses harmoniques.

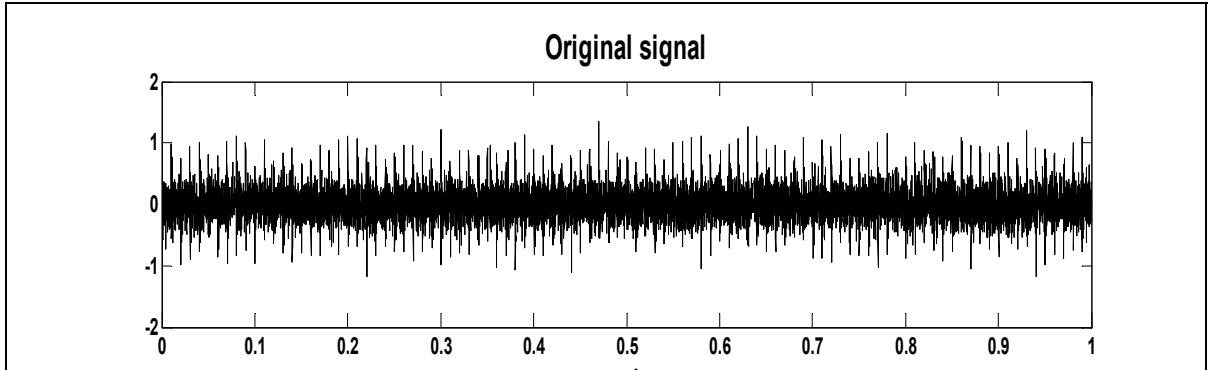


Figure 1.5 le signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.2)$

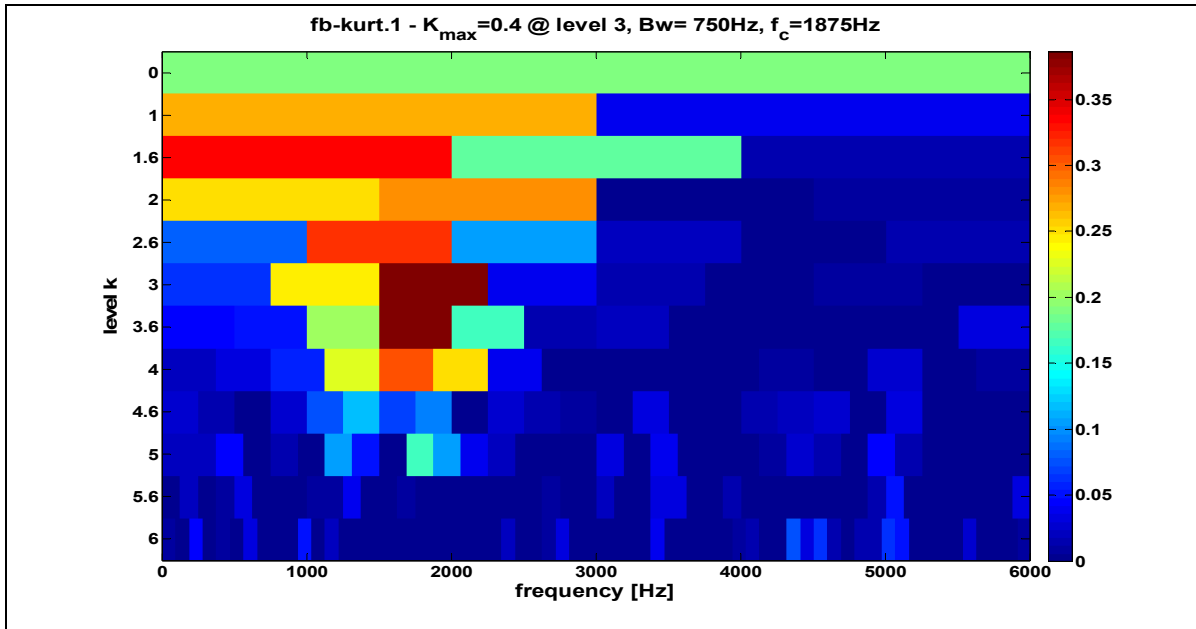


Figure 1.6 Le Kurtogram du signal simulé avec $n(t) \sim N(0,0.2)$

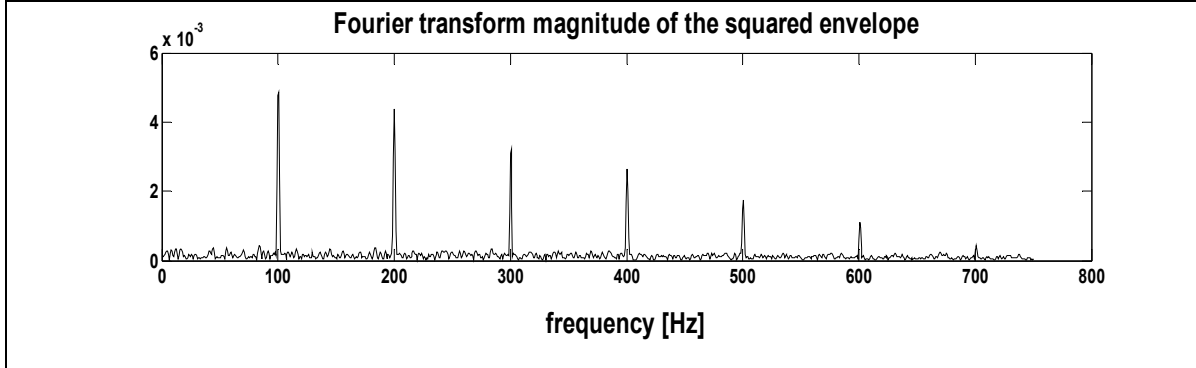


Figure 1.7 Le spectre d'enveloppe du signal filtré

Cependant, cette technique a sa propre limitation, en particulier lorsque le signal est submergé dans un bruit fort avec des pics aléatoires où le Kurtosis indique alors des valeurs extrêmement élevées. Afin d'illustrer ce cas, le même signal utilisé précédemment avec un bruit dont sa variance est de 0.6 a été utilisé. Comme la Figure 1.8 le montre, les chocs sont complètement noyés dans le bruit. Son Kurtogram montré dans la Figure 1.9 indique que la bande 890 ± 93.75 Hz est la bande optimale pour filtrer le signal. Le spectre d'enveloppe du signal filtré ne révèle pas alors le pic associé au défaut de 100 Hz (Figure 1.10). Cela est dû

principalement à la largeur de la bande qui est inférieure aux fréquences de modulation (BPFO) ($93.75 < 100$)

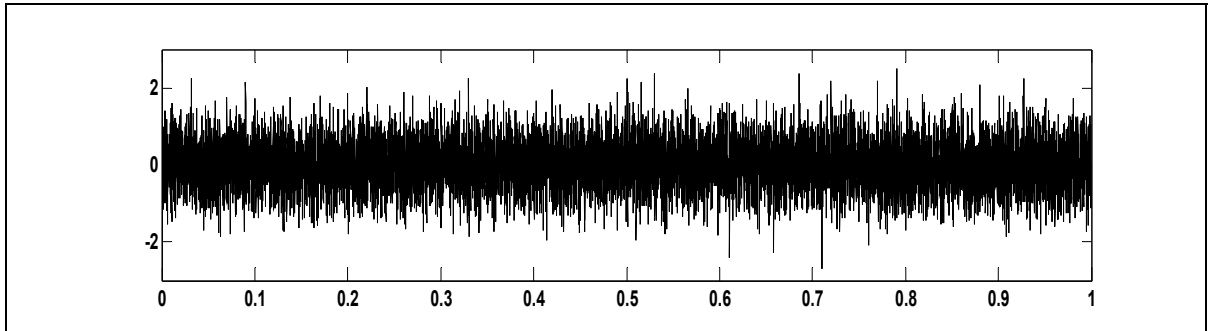


Figure 1.8 Le signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.6)$

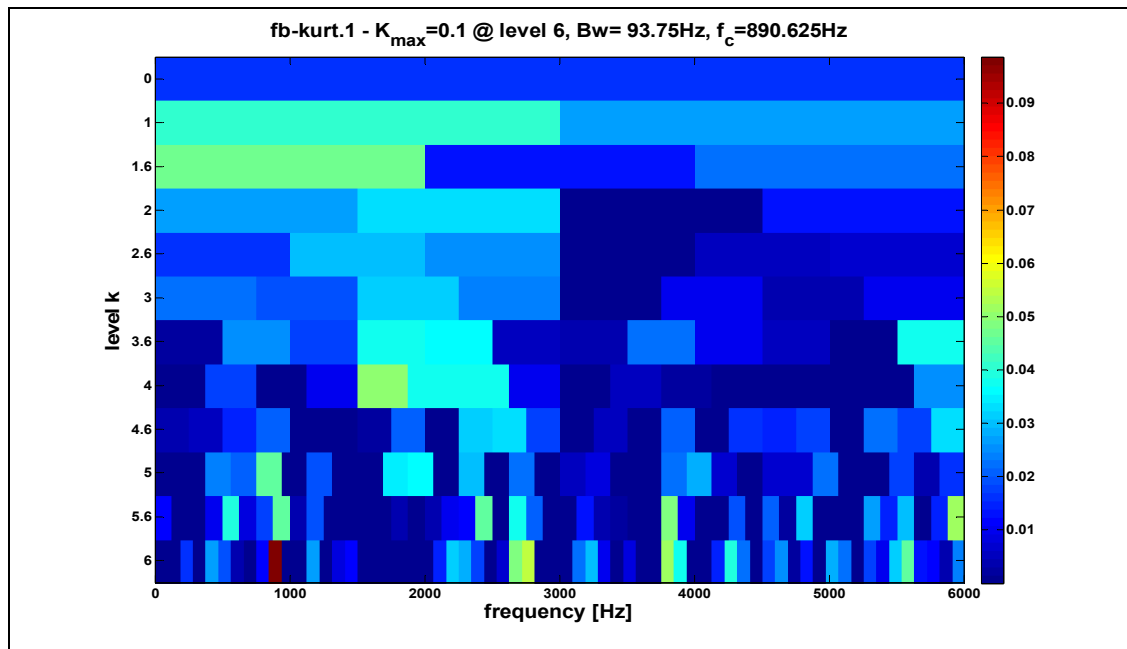


Figure 1.9 Le Kurtogram du signal simulé avec $n(t) \sim N(0, 0.6)$

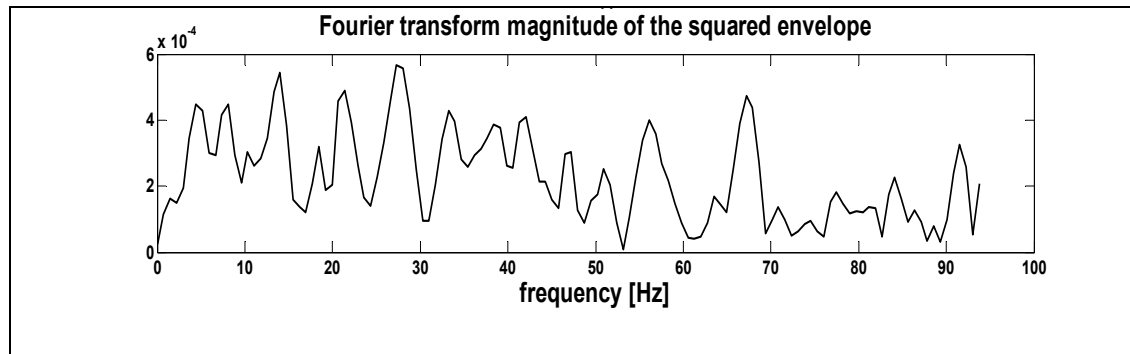


Figure 1.10 Le spectre d'enveloppe du signal filtré

D'autres méthodes ont été développées pour pallier les problèmes rencontrés dans l'utilisation du Kurtogram. Ces méthodes sont des améliorations qui sont basées sur le concept du Kurtogram. Barszcz et JabŁoński (2011) ont proposé le Protrugram . Qiu et al. (2006) and Qiu et al. (2003) ont utilisé *Minimal Shannon Entropy* pour sélectionner la bande optimale . Nikolaou et Antoniadis (2002a) and Lin et Zuo (2003) ont utilisé les ondelettes.

Finalement, Sawalhi, Randall et Endo (2007) ont proposé de faire un post-traitement du signal avant d'appliquer le Kurtogram. La méthode MED (*Minimum Entropy Deconvolution*) a été utilisée afin de débruiter le signal et de faire ressortir les impulsions noyées dans le bruit.

1.3.1.1 La méthode MED (Minimum Entropy Deconvolution)

La méthode MED (Minimum Entropy Deconvolution) est une technique développée en 1978 par Wiggins (1978). Cette technique a été reprise par Endo H. (2007) pour le diagnostic des engrenages. Tomasz B. (2012) ont utilisé la technique MED pour le diagnostic des roulements.

Le but de la MED est de rechercher les coefficients optimaux d'un filtre qui permet d'obtenir un signal de sortie avec une valeur maximale du Kurtosis. L'objectif de l'algorithme MED est de nettoyer un signal x_k en éliminant les effets de transmission entre la source de

vibration et l'emplacement de l'accéléromètre h_k . Dans l'équation (1.32), g_k représente le signal chocs et n_k est le bruit.

$$x_k = (g_k + n_k) * h_k \quad (1.32)$$

L'objectif de la deconvolution est de trouver les coefficients du filtre inverse f_k qui permet d'extraire g_k

$$g_k = f_k * x_k \quad (1.33)$$

Les étapes de cette implémentation sont détaillées dans le travail de Endo H. (2007).

Pour illustrer l'utilité de MED, le même signal tel que montré dans la Figure 1.8 a été utilisé. La Figure 1.11 montre le signal obtenu après application de MED. Les chocs sont beaucoup plus visibles. Le Kurtogram du signal obtenu est montré dans la Figure 1.12 (A); il indique que la bande optimale est [0- 6000] Hz. Cela revient à calculer l'enveloppe du signal sans passer par un filtre. Le spectre d'enveloppe montré dans la Figure 1.12 (B) révèle parfaitement la fréquence du défaut et ses harmoniques associées, ce qui est nettement meilleur à ce qui avait été obtenu sans l'utilisation de MED (voir Figure 1.10).

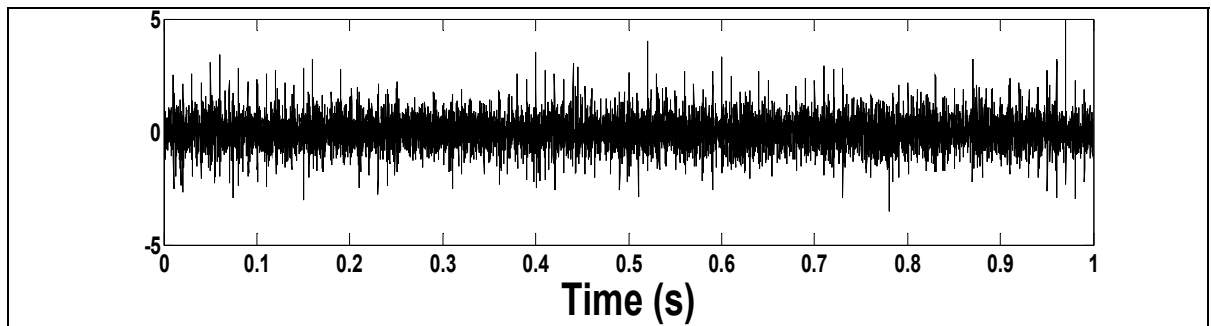


Figure 1.11 Le signal obtenu après MED

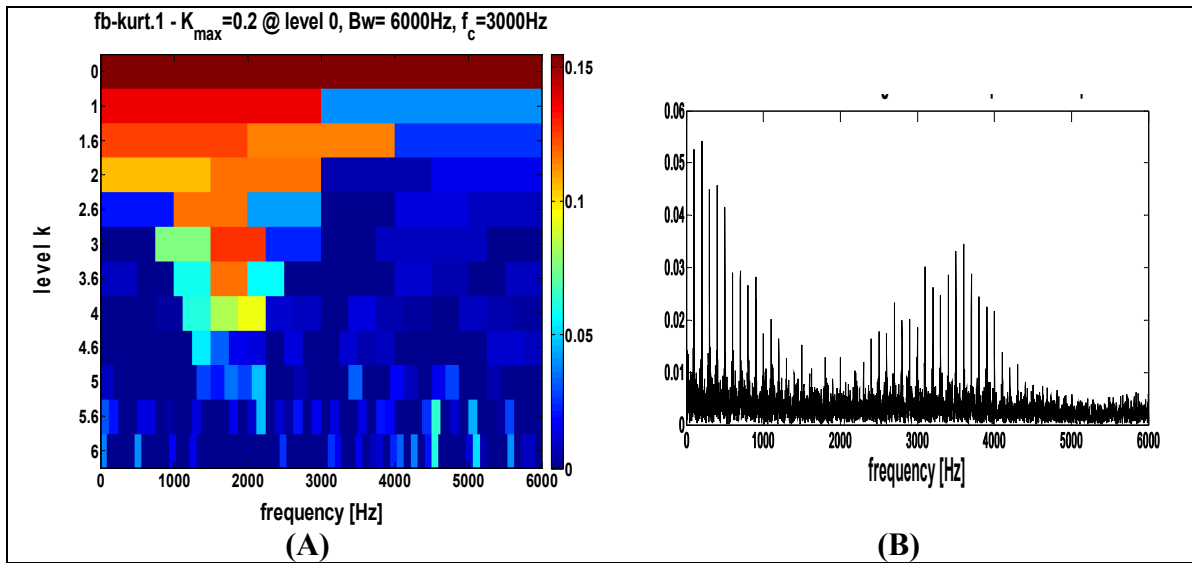


Figure 1.12 (A) le Kurtogram du signal, (B) Le spectre d'enveloppe

1.3.1.2 Application de SK et du Kurtogram pour l'émission acoustique

A notre connaissance, il existe peu d'articles qui ont appliqué le Kurtogram dans le cas de l'émission acoustique générée par un défaut de roulement. Eftekharnjad et al. (2011) ont démontré que le Kurtogram est très utile pour débruiter le signal et cela facilitera le diagnostic. Par contre Ruiz-Cárcel et al. (2014) ont noté que ce n'est pas toujours facile. Ils ont noté que cette méthode est bien utile pour des défauts à un stade de dégradation précoce. Par contre si le défaut est à un stade avancé, la méthode est inefficace dans certain cas (Sassi *et al.*, 2008), car le Kurtosis baisse de valeur avec l'ampleur du défaut après être passé par un maximum. D'autre part, l'EA comprend des signatures non seulement reliées au défaut de roulement mais aussi à d'autres phénomènes, comme la friction, la contamination de la lubrification, des phénomènes électriques, etc. Ces phénomènes induisent des chocs aléatoires qui s'additionnent à la signature du défaut de roulement. Du coup, l'utilisation du Kurtogram ou autres méthodes qui dérivent de cette dernière reste d'une efficacité relativement limitée.

1.3.2 Les ondelettes

1.3.2.1 La transformé en ondelette continue (TOC)

Les méthodes temps-échelles sont basées sur la transformé en ondelettes (Mallat (2000)). Elle consiste à décomposer le signal en une série d'ondelettes dilatées ou non et localisées temporellement. Cette analyse est multi-résolution. Nous obtenons une bonne résolution fréquentielle en basses fréquences, et temporelle en hautes fréquences. Les éléments de base de la transformé en ondelettes sont des fonctions (ondelette mère) localisées en temps et en fréquence. L'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ mère est caractérisée par un coefficient de dilatation b et un coefficient d'échelle a .

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.34)$$

La transformé en ondelette continu TOC d'un signal $x(t)$ est donnée par l'équation (1.35) :

$$TOC(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.35)$$

1.3.2.2 La transformé en ondelette discrète (TOD)

L'une des caractéristiques fondamentales de la transformé en ondelettes continue est sa redondance. Des coefficients d'ondelettes voisines contiennent des informations communes. Il est toutefois possible de réduire cette redondance en remplaçant la famille continue d'ondelettes par des variables de temps et d'échelle discrètes ((Mallat (2000)). Il est préférable de réduire au maximum cette redondance en fixant $a = 2^j$ et $b = k2^j$, cette transformé est appelée transformé dyadique. La famille d'ondelettes correspondantes devient :

$$\psi_{a,b}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (1.36)$$

1.3.2.3 Les paquets d'ondelettes

L'analyse multi-résolution en ondelettes est largement utilisée, permettant de décomposer un signal, en sous bandes fréquentielles, sans perte ou redondance d'informations (Mallat (2000), Nikolaou et Antoniadis (2002b); (, Liu (2005)). Cette technique génère à chaque niveau un coefficient d'approximation contenant l'information (basses fréquences), et un coefficient de détail contenant l'information (hautes fréquences) du signal d'origine. L'opération peut être répétée sur plusieurs niveaux et conduit à la création de l'arborescence montrée dans la Figure 1.13. La lettre «a» désigne les coefficients des approximations et «d» ceux des détails.

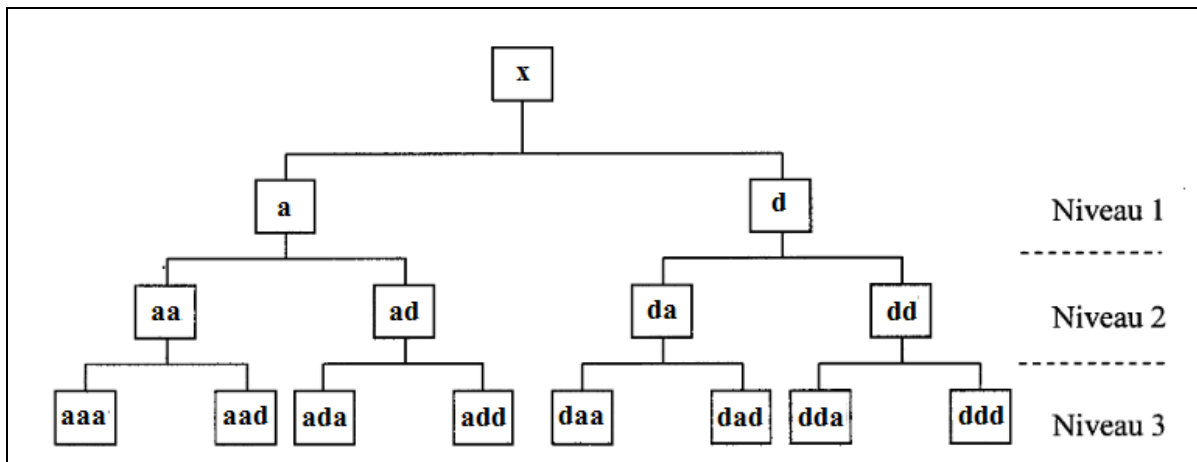


Figure 1.13 Arbre de décomposition en paquets d'ondelette

1.3.2.4 Empirical Wavelet Transform (EWT)

La EWT (Empirical Wavelet Transform) a été proposée par Gilles (2013). Il a présenté une nouvelle approche pour construire des ondelettes adaptatives. L'idée principale est d'extraire les différents modes d'un signal en concevant une banque de filtres à ondelettes adaptatives.

Cette construction nous conduit à une nouvelle transformé en ondelettes, appelée la transformée en ondelettes empiriques.

Les ondelettes empiriques sont définies comme un banc de filtres : le filtre passe bas est défini par $\varnothing_n(w)$ et des filtres passe bande sont définis par $\hat{\varphi}_n(w)$ donnés respectivement par les équations (1.37) et (1.38)

$$\varnothing_n(w) = \begin{cases} 1 & \text{if } |w| \leq (1-\gamma)w_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma w_n} (|w| - (1-\gamma)w_n) \right) \right] & \text{if } (1-\gamma)w_n \leq |w| \leq (1+\gamma)w_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1.37)$$

$$\hat{\varphi}_n(w) = \begin{cases} 1 & \text{if } (1+\gamma)w_n \leq |w| \leq (1-\gamma)w_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma w_{n+1}} (|w| - (1-\gamma)w_{n+1}) \right) \right] & \text{if } (1-\gamma)w_{n+1} \leq |w| \leq (1+\gamma)w_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma w_n} (|w| - (1-\gamma)w_n) \right) \right] & \text{if } (1-\gamma)w_n \leq |w| \leq (1+\gamma)w_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1.38)$$

où β est une fonction dans $C^k([0,1])$; elle est définie comme :

$$\beta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ \text{and } \beta(x) + \beta(1-x) = 1 \forall x \in [0,1] \\ 1 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (1.39)$$

et γ est choisie par l'équation (1.40) :

$$\gamma < \min_n \left(\frac{w_{n+1} - w_n}{w_{n+1} + w_n} \right) \quad (1.40)$$

Les w_n représentent les supports du filtre. Gilles (2013) a proposé un algorithme pour la segmentation du spectre en se basant sur les maxima locaux du spectre. En supposant que le nombre de modes recherchés N est connu, nous aurons besoin de $N-1$ supports de filtres (Le 0 et le $F_e/2$ ne sont pas inclus). Les M maxima locaux trouvés dans le spectre sont d'abord ordonnés de façon décroissante. Deux cas peuvent se présenter :

- $M \geq N$: l'algorithme a trouvé assez de maxima pour définir le nombre désiré de segments, alors on garde uniquement les $N-1$ premiers maxima.
- $M < N$: Le signal possède moins de modes que prévu. Alors, dans ce cas, il faut redéfinir la nouvelle valeur de N ($N=M$).

Avec les maxima trouvés ($N-1$ maxima), plus le 0 et le $F_e/2$, les limites de chaque filtre sont définies comme étant le centre entre deux maxima successifs

Les coefficients de détail sont donnés par l'équation :

$$W_x(n, t) = \langle x(t), \varphi_n \rangle = \hat{x}(w) \cdot \overline{\hat{\varphi}_n(w)} \quad (1.41)$$

Les coefficients approximation sont donnés par l'équation :

$$W_x(0, t) = \langle x(t), \varphi_1 \rangle = \hat{x}(w) \cdot \overline{\hat{\varphi}_1(w)} \quad (1.42)$$

La reconstruction du signal est donnée par l'équation :

$$x(t) = \hat{W}_x(0, w) \hat{\varphi}_1(w) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_x(n, w) \hat{\varphi}_n(w) \quad (1.43)$$

1.3.2.5 Application des ondelettes pour l'émission acoustique

Notons que les ondelettes sont déployées soit pour réaliser un débruitage du signal, soit pour réaliser un diagnostic des machines tournantes (plus précisément en analyse vibratoire).

Dans le cas des mesures vibratoires, Peng et Chu (2004) ont présenté une revue de littérature détaillée sur l'utilisation des ondelettes dans la surveillance des machines tournantes. L'utilisation des ondelettes a soulevé l'intérêt de beaucoup de chercheurs à l'appliquer pour les signatures d'EA. Elforjani et Mba (2010) ont démontré l'applicabilité de l'EA pour la détection et la localisation de l'initiation des fissures sur des roulements. Chiementin et al. (2010b) ont examiné l'effet de débruitage de trois méthodes différentes (SANC, *Soustraction Spectrale* et les ondelettes). Il existe d'autres recherches (ex. Hua Qing et al. (2011b), Yongyong, Xinming et Friswell (2010), He, Zhang et Friswell (2010), Liao, Li et Liu (2009), Hao, Feng et Chu (2009), Zhang et al. (2007), Jingzi et Ran (2013) et Xin, Xuejun et Guangbin (2013)) qui ont été menées dans ce contexte pour appuyer la pertinence de cette technique pour l'EA et son utilité pour la détection des défauts de roulements.

La méthode EWT n'a jamais été appliquée pour le diagnostic des machines tournantes, spécifiquement les roulements. La difficulté dans l'utilisation de EWT réside dans le fait d'avoir une connaissance à priori du nombre de modes N à estimer car le banc de filtre en dépend. D'autre part, la segmentation proposé par Gilles (2013) pour définir les support du banc de filtres n'est pas une solution générale pour tout type de signatures. Une première application de cette méthode a été adaptée et introduite dans le Chapitre 6

1.3.3 Cyclostationnarité

La plupart des outils classiques de traitement du signal reposent sur l'hypothèse de stationnarité des phénomènes étudiés. Cependant, cette hypothèse n'est souvent admise que pour des raisons de simplification et n'est généralement pas valide en pratique, où les processus physiques rencontrés sont plutôt de nature non stationnaire (Antoni (2009), Capdessus, Sidahmed et Lacoume (2000)). Les propriétés des signaux issus de ces processus évoluent en fonction du temps et lorsque ces propriétés évoluent cycliquement au cours du temps, on parle de cyclostationnarité. La notion de cyclostationnarité a initialement été introduite très tôt dans les années 50. Elle a connu un essor important à partir des années 80 notamment grâce à son application dans le domaine des télécommunications. Son application

plus tardive dans le domaine de la mécanique a permis d'obtenir de nouveaux outils pour le diagnostic des machines tournantes, l'identification de systèmes mécaniques et la séparation de sources vibratoires (Antoni (2009)).

L'exploitation des propriétés de cyclostationnarité des signaux issus de machines tournantes est en particulier très répandue dans le cadre de la surveillance de réducteurs (Capdessus, Sidahmed et Lacoume (2000)) et des roulements (Randall et Antoni (2011)). Il a été démontré par beaucoup de groupes de chercheurs que les signaux issus de roulement défectueux sont cyclostationnaires d'ordre 2 (Antoni et al. (2004), Antoni (2009), Antoni (2007a), Randall et Antoni (2011)). Un signal cyclostationnaire au second ordre (CS2), est celui dont les moments d'ordre deux sont périodiques. En particulier, la fonction d'autocorrélation $R_{xx}(t, \tau)$ d'un tel signal est une fonction périodique de période T:

$$R_{xx}(t, \tau) = E\{x(t) x^*(t - \tau)\} = R_{xx}(t + T, \tau + T) \quad (1.44)$$

où x^* est le conjugué transposé de x

Une méthode efficace pour tester la cyclostationnarité d'un signal $x(t)$ (partie résiduelle après extraction de la partie déterministe du signal) consiste à calculer la transformée de Fourier bidimensionnelle de sa fonction d'autocorrélation $R_{xx}(t, \tau)$:

$$S_x(f, \alpha) df d\alpha = DFT_{t \rightarrow \alpha, \tau \rightarrow f} \{R_{xx}(t, \tau)\} \quad (1.45)$$

où f et α sont, respectivement, les fréquences spectrale et cyclique.

L'étude de l'aspect cyclostationnaire des signatures d'EA générées par un roulement défectueux a été faite pour la première fois par Kilundu et al. (2011). L'hypothèse de base est que les signaux EA issus d'un roulement endommagé renferment des périodicités associées à la fréquence du défaut. Une étude comparative entre la corrélation spectrale et

l'analyse d'enveloppe montre l'efficacité de la cyclostationnarité à déceler les signatures de défaut (Kilundu et al. (2011))

Une série de tests sur différents types de défauts a été réalisée dans le but de faire une comparaison entre les indicateurs statistiques utilisés traditionnellement (*RMS*, *Kurtosis*, *Facteur crête*) et l'indicateur *ICS* (*Integrated Spectral Corrélation* : équation (1.46)) qui caractérise l'évolution de l'énergie cyclique du signal.

$$ICS = \sum_{\alpha=\alpha1}^{\alpha2} \sum_{0}^{f_s/2} S_x^{\alpha} \quad (1.46)$$

Il a été noté que l'indicateur *ICS* offre une meilleure corrélation avec la taille du défaut. Par contre pour les défauts de bague intérieure, l'ensemble de tous les indicateurs n'observe pas une corrélation avec la taille du défaut.

1.3.4 La méthode EMD (*Empirical Mode Decomposition*) et Ensemble EMD (EEMD)

1.3.4.1 EMD (*Empirical Mode Decomposition*)

Dans cette dernière décennie, la méthode EMD (*Empirical Mode Decomposition*) est devenue un outil très intéressant pour le diagnostic des machines tournantes, car cette méthode est auto-adaptative au signal considéré (Lei et al. (2013)). L'EMD consiste à décomposer le signal en multiples IMF (*Intrinsic Mode Functions*).

$$x(t) = \sum_{i=1}^N C_i(t) + r(t) \quad (1.47)$$

où $C_i(t)$ indique la $i^{ème}$ IMF et $r(t)$ représente la partie résiduelle du signal $x(t)$.

Une *IMF* doit respecter les conditions suivantes:

- (1) Le nombre d'extrema et le nombre de passages par zéro doivent être égaux ou différés au plus par 1;
- (2) La valeur de la moyenne mobile de l'enveloppe définie par les maxima locaux et minima locaux est nulle.

La méthode EMD est bien connue et largement utilisée. Cependant, elle souffre d'un inconvénient majeur qui est le mixage des modes. Il se traduit par le fait qu'une IMF peut être présente dans une ou plusieurs IMF. Des exemples illustrant cette problématique sont donnés au Chapitre 6. Pour pallier le problème de mixage des modes, la méthode EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*) a été proposée.

1.3.4.2 EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition)

Pour surmonter le problème de séparation de modes, une méthode nommée EEMD est proposée par Wu et Huang (2009). La technique EEMD définit les vrais composantes comme la moyenne d'un ensemble d'essais. La technique EEMD proposée est définie comme suit:

- (1) Ajouter un bruit blanc au signal $x(t)$.
- (2) Décomposer le signal $x(t)$ en plusieurs *IMFs*.
- (3) Répéter l'étape 1 et 2 plusieurs fois, avec différent bruit blanc à chaque itération.
- (4) Le résultat final est défini comme la moyenne des IMF :

$$y_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M C_{n,m} \quad (1.48)$$

Les paramètres critiques qui affectent directement la performance de la méthode EEMD sont: l'amplitude du bruit blanc à rajouter et le nombre d'itérations requises. (Lei, He et Zi, 2009); Lei et Zuo (2009) et Lei, He *et al.* (2009) ont noté qu'il n'y avait pas d'équations spécifiques rapportées dans la littérature pour guider le choix des paramètres EEMD, notamment l'amplitude du bruit.

Wu and Huang (2009) ont donné une relation générale entre le nombre d'itérations N_E , l'amplitude du bruit blanc rajouté $\langle a \rangle$ et l'écart type de l'erreur $\langle e \rangle$ qui est défini par l'équation suivante:

$$\ln(e) + \frac{a}{2} \ln(N_E) = 0 \quad (1.49)$$

Ils ont suggéré que l'amplitude du bruit blanc ajouté est d'environ 0,2 de l'écart type du signal d'origine et la valeur de N_E est de quelques centaines. Toutefois, cela n'est pas toujours applicable pour des signaux dans différentes applications.

1.3.4.3 Application de l'EMD et EEMD pour l'émission acoustique

De nombreuses publications ont utilisé avec succès cette technique pour le diagnostic des défauts sur les roulements principalement par mesures vibratoires. Lei et al. (2013) ont présenté une revue de littérature détaillée sur l'application de l'EMD pour le diagnostic des machines tournantes en utilisant les mesures de vibration. Généralement, le principe de base dans l'utilisation de l'EMD est d'identifier l'IMF dans laquelle le défaut apparaît. La plupart du temps, la sélection de l'IMF se fait de façon visuelle; la réussite de l'analyse repose donc sur l'expérience du diagnosticien d'où une carence dans la reproductibilité de la technique. On trouve également d'autres études, qui demeurent néanmoins peu nombreuses, qui se sont focalisées sur la sélection automatique de l'IMF. Une fois que l'IMF est sélectionnée, le spectre de Hilbert est appliqué afin d'identifier les fréquences caractéristiques du défaut. De même, des chercheurs se sont intéressés à l'application de l'EMD sur les signatures d'EA issues de roulements défectueux. Toutefois, le nombre de publications reste faible comparativement à ce qui est fait pour les mesures vibratoires. Hong Fang, Peng et Hua Qing (2011) ont utilisé l'EMD pour décomposer un signal issu d'un roulement dont le défaut est situé sur la bague intérieure. Les quatre premières IMF ont été sélectionnées et additionnées afin de reconstruire le signal avec moins de bruit ce qui a permis d'accomplir un diagnostic en utilisant la densité spectrale de puissance pour identifier les fréquences

associées au défaut. Li, Zheng et Tang (2006) ont également utilisé l'EMD; ils ont sélectionné une seule IMF (le choix de l'IMF s'est fait de manière visuelle). Ensuite, ils ont appliqué le spectre de Hilbert pour déceler les fréquences caractéristiques du défaut. Zvokelj, Zupan et Prebil (2010) ont combiné la technique EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*) et l'analyse en composantes principales (ACP) pour le diagnostic des défauts de roulement en utilisant simultanément les mesures vibratoires et ceux d'EA.

1.4 Sévérité des défauts étudiés

Ce qui ressort de notre revue bibliographique, est que la technologie d'EA offre un avantage significatif par rapport aux autres méthodes de mesure car elle permet une détection précoce du défaut. La plupart des recherches menées dans les trois dernières décennies se sont intéressées sur l'applicabilité de la technique EA pour la détection des défauts de roulement. Il s'est avéré que l'émission acoustique peut être meilleure que les vibrations, pour une détection précoce.

Si on s'intéresse aux paramètres géométriques des défauts de roulement étudiés dans cette dernière décennie (Table 1.1), on constate aisément que ces défauts, pour la plupart, sont à un stade plutôt avancé de dégradation. Utiliser l'EA dans ce cas n'est que de peu d'utilité, vu que les vibrations permettent aussi leur détection d'une manière fiable à ce stade de dégradation.

1.5 Objectifs et originalités de la recherche

Cette thèse s'inscrit dans le domaine du diagnostic des roulements en se basant sur des mesures issues de l'émission acoustique. L'objectif principal de cette thèse de recherche est d'identifier la capacité de l'émission acoustique à détecter un défaut de roulement à un stade précoce de dégradation.

L'originalité de notre étude est de démontrer la capacité de l'EA à détecter un défaut de façon précoce là où les mesures vibratoires échouent. Concrètement, nous visons la détection d'un défaut ayant une largeur $< 100 \mu\text{m}$ typique du 2^e stade de dégradation d'un roulement (vie résiduelle supérieure à 5%).

Table 1.1 Bandes fréquentielles et paramètres géométriques des défauts de roulement abordés dans la littérature

Auteurs	Bande fréquentielle	Paramètres géométriques des défauts		
		Largeur (mm)	Longueur (mm)	Diamètre (mm)
He, Zhang et Friswell (2009b)	100-300 kHz			3,0
Al-Dossary, Hamzah et Mba (2009)	100-1000 kHz	0,90	2,50	0,50
Choudhury et Tandon (2000)	125-2000 kHz	0,25		
Al-Ghamdi et Mba (2006)	100-1000 kHz	0,85	0,85	
Kim et al. (2006)	5-100 kHz	1,0		
Al-Balushi et al. (2010)		0,85		
Dadouche et al. (2008)	$>15 \text{ kHz}$	0,20		
Kilundu et al. (2011)	100-1000 kHz	2,50	0,90	
Chimentin et al. (2010b)	100-1000 kHz	0,90	2,50	0,50
Hao, Feng et Chu (2009)	$<1000 \text{ kHz}$			3,0
Hua Qing et al. (2011a)	$<1000 \text{ kHz}$ $<100 \text{ kHz}$	0.30		
He et Zhang (2012b)	20Hz–300 kHz			3,0
Anbo et al. (2013)				7,0
(Ruiz-Carcel et al., 2014)	100-1000kHz	0,90	2,50	0,50

Afin de s'assurer de détecter les défauts de façon précoce, on s'est donné comme objectif de détecter des défauts aussi petits que $40 \mu\text{m}$, ce qui est une première mondiale puisque, à notre connaissance, aucune étude n'a abordé des défauts aussi petits, comme le montre la

Table 1.1. Ce défaut a été introduit artificiellement sur la bague extérieure d'un roulement à billes.

Comme le capteur EA fonctionne dans plusieurs plages fréquentielles, une étude a été menée afin de sélectionner la plage fréquentielle optimale où le défaut se manifeste de la manière la plus distinctive. Un objectif secondaire est de présenter une étude comparative entre l'émission acoustique et les mesures vibratoires en utilisant des techniques conventionnelles et bien établies pour le traitement de signal.

Nous avons aussi proposé plusieurs approches qui proposent des techniques de traitement de signal efficaces pour une meilleure détection de défaut. Les techniques avancées de traitement de signal, telles que la cyclostationnarité, sont exploitées pour démontrer leur capacité à détecter le défaut de façon précoce. À notre connaissance, il existe uniquement un seul article publié par Kilundu et al. (2011) qui a abordé cette thématique, mais en considérant des paramètres géométriques du défaut beaucoup plus importants.

Trois méthodes hybrides originales et basées sur l'EMD pour le diagnostic des défauts de roulement ont été développées. Ces méthodes ont été validées à travers des signaux de simulations et des données expérimentales issues de mesures d'EA et de vibration.

Cette étude devrait avoir d'importants impacts industriels et économiques. Nous prétendons et nous prouvons que l'émission acoustique permet la détection de détériorations de machines à stade précoce. Il est donc possible de planifier des intervalles de maintenance et d'optimiser la durée de vie des composants critiques. Par conséquent, nous considérons que l'intégration de la technique dans la maintenance conditionnelle des équipements industriels contribuera à réduire les coûts de maintenances des industriels.

Ce projet a été lancé à l'origine par la compagnie Pratt&Whitney Canada qui souhaite améliorer ses processus d'inspection, plus spécifiquement, l'état des roulements du rotor des turbines des moteurs d'avion. Actuellement, le processus d'inspection des roulements chez

Pratt & Whitney Canada est basé sur des mesures auditives, en plus des mesures vibratoires. La mesure repose sur l'expérience des opérateurs. Le problème fondamental est que l'opérateur n'a pas de critères quantitatifs pour accepter (ou rejeter) un niveau de bruit. Cette méthode est donc subjective et manque de fiabilité, d'où le besoin de la remplacer par des mesures objectives plus fiables. L'entreprise Pratt & Whitney souhaiterait utiliser l'émission acoustique pour suivre l'état des roulements des turbines tout au long du processus d'inspection. À cet égard, cela leur permet un contrôle non destructif de leurs équipements, d'améliorer leur production et de réduire les coûts de maintenance. Toutefois, il est important de signaler qu'aucune étude n'a encore démontré la fiabilité de la méthode, sa justesse et sa capacité à distinguer un niveau acceptable d'un niveau potentiellement défaillant dans le cas des roulements d'une turbine tournant à très haute vitesse (40 000 RPM). La validation des performances de la méthode est une étape primordiale. Le but fondamental du projet est d'améliorer le processus d'inspection, de remplacer l'inspection subjective (mesures auditives) par une inspection objective (mesures quantitatives).

1.6 Structure de la thèse

Cette thèse est présentée par articles. Les travaux présentés dans cette thèse (voir Figure 1.14) reposent sur six (6) chapitres, une synthèse et une conclusion qui exposent nos principaux apports et finalement une liste exhaustive de nos recommandations pour des travaux futurs. Les contributions de cette thèse sont obtenues à travers la rédaction de cinq (5) articles de revues, la participation à sept (7) conférences. La Table 1.2 récapitule les références des conférences.

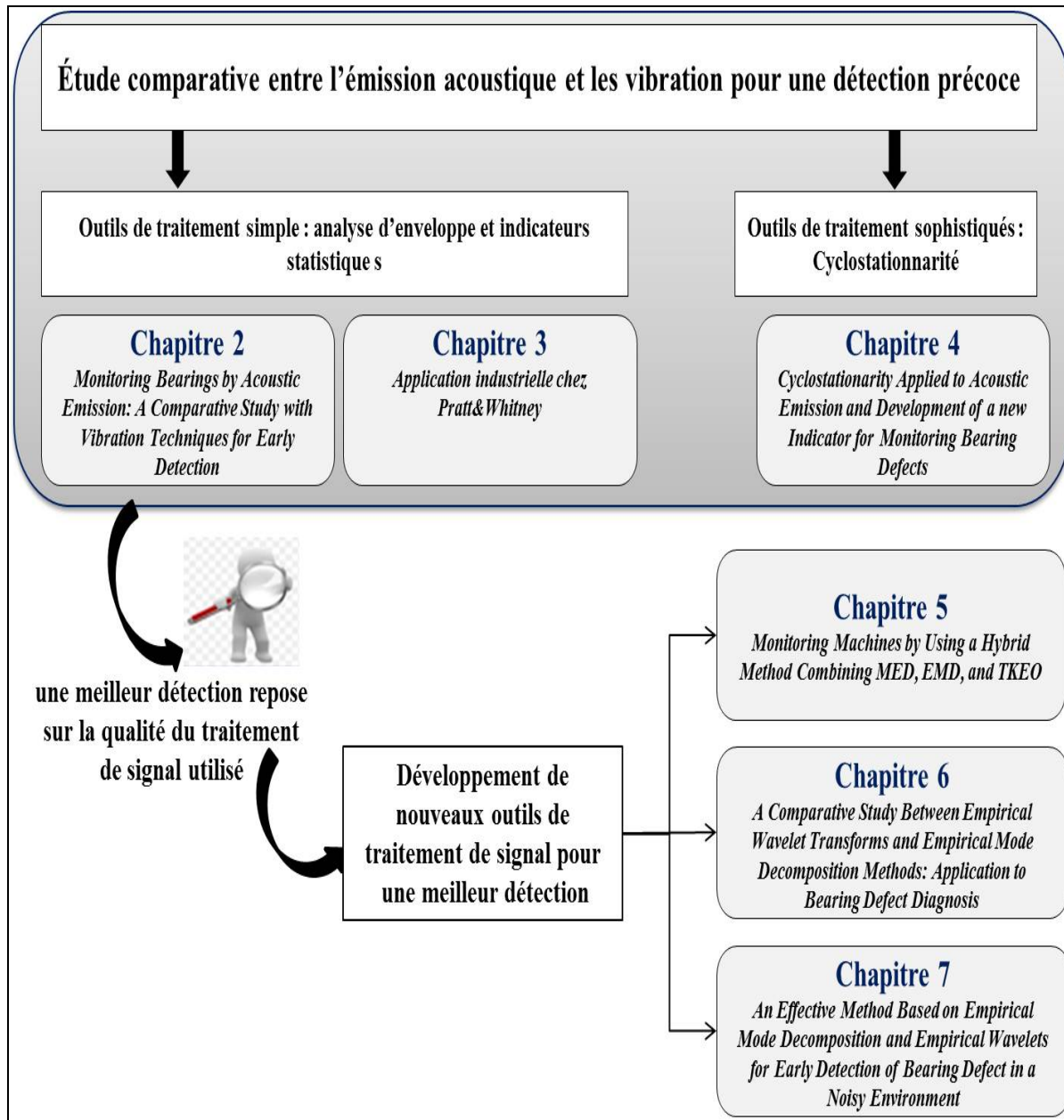


Figure 1.14 Structure de la thèse

1.6.1 Analyse comparative entre l'EA et les mesures de vibrations

En utilisant une approche expérimentale, des études comparatives entre l'émission acoustique et les vibrations sont présentées aux Chapitres 2, Chapitres 3 et Chapitres 4. Ces études se penchent sur la détection d'un défaut de l'ordre de 40 microns.

Table 1.2 Références bibliographiques des conférences, période : 2011-2014

Blois, France AVE Novembre 2014	Kedadouche, M., Thomas, M., Tahan, A., Guilbault, R. (2014), «Monitoring gears by vibration measurements: Lempel-Ziv complexity and Approximate Entropy as diagnostic tools». MATEC Web of Conferences 20, 07001 (2015), DOI: 10.1051/matecconf/20152007001
Lyon, France CMMNO 2014	Kedadouche, M., Thomas, M., Tahan, A. (2014) « An effective method based on empirical mode decomposition and empirical wavelet for extracting bearing defect». 4 th International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations (CMMNO), December 15-16, Lyon, France.
Montreal, Canada ACVM-CIRI 2014	Kedadouche, M., Thomas, M., Tahan, A. (2014) «Monitoring gears by using a method combining energy separation, Empirical Mode Decomposition and Minimum Entropy Deconvolution». ACVM-CIRI
Chartres, France Surveillance 7 2013	Kedadouche, M., Kidar, T., Thomas, M., Tahan, A. (2013) « A comparative study between acoustic emission and vibration for early detection of gear crack». Surveillance 7, Chartres, France, pp.100-110.
Reims , France CIRI 2013	Kedadouche, M., Thomas, M., Tahan, A. (2013) « cyclostationarity of acoustic emissions (AE) for monitoring bearing defects». 3 ^{eme} conférence sur les risques industriels (CIRI), Reims.
Ferrara , Italie CMMNO 2013	Kedadouche, M., Thomas, M., Tahan, A. (2013) « Empirical Mode Decomposition of Acoustic Emission for Early Detection of Bearing Defects ». 3 rd International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations (CMMNO), Ferrara (It.), 10p.
Niagara Falls CANADA ACVM 2012	Kedadouche, M., Thomas, M., Tahan, A. (2012) « Monitoring bearings by acoustic emission: A comparative study with vibration techniques for early detection». 30 th seminar on machinery vibration CMVA, Niagara Falls (ON).

- Le premier article (Chapitre 2) intitulé «**Monitoring Bearings by Acoustic Emission: A Comparative Study with Vibration Techniques for Early Detection**» a été soumis dans *Mechanics & Industry* en Janvier 2013. L'objectif principal de cet article est consacré à la détection précoce de défauts de roulement. Une étude comparative entre l'émission acoustique et les mesures vibratoires pour la surveillance des roulements

en utilisant des outils de traitement de signal simples, faciles à exploiter et qui généralement sont les plus utilisés dans l'industrie a été exposée.

- Le Chapitre 3 se penche sur une étude faite chez Pratt & Whitney. L'objectif de cette étude est d'évaluer l'efficacité des techniques par émissions acoustiques pour détecter les défauts de roulements de façon précoce en utilisant une approche expérimentale. Deux roulements du Turbopropulseur PW120 ont été utilisés, l'un jugé comme en état normal et l'autre qui présente une défectuosité minime de l'ordre de 100 μm sur la bague extérieure. Les signaux d'émission acoustique sont acquis à deux régimes de vitesse de rotation sous des bandes fréquentielles différentes. Les outils utilisés pour le traitement de signal sont les descripteurs statistiques classiques et l'analyse d'enveloppe du signal. L'étude a révélé que l'émission acoustique est bien plus efficace que les mesures vibratoires
- Le deuxième article (Chapitre 4) intitulé «*Cyclostationarity Applied to Acoustic Emission and Development of a new Indicator for Monitoring Bearing Defects*» a été publié dans la revue *Mechanics & Industry* en Septembre 2014. Cette étude porte sur un autre outil de traitement de signal beaucoup plus sophistiqué qui est largement abordé dans cette décennie pour la surveillance des machines tournantes par des mesures de vibration, soit la cyclostationnarité. L'étude met l'accent sur la caractérisation de l'aspect cyclostationnaire des signaux d'émission acoustique.

1.6.2 Développement de nouveaux outils de traitement de signal pour une meilleur détection

Dans la deuxième partie de notre thèse, on s'intéresse au développement de nouvelles méthodes qui permettront de poser un diagnostic précoce du défaut. Trois méthodes originales de traitement de signal sont présentées dans les Chapitre 5, Chapitre 6 et Chapitre 7. Ces trois méthodes hybrides sont basées sur l'EMD pour le diagnostic des défauts de roulement. Ces méthodes ont été validées à travers des signaux de simulation et des données expérimentales issues de mesures d'émission acoustique et de vibration.

- Le troisième article (Chapitre 5) intitulé «**Monitoring Machines by Using a Hybrid Method Combining MED, EMD, and TKEO**» a été publié dans la revue *Advances in Acoustics Emission and Vibrations* en Mars 2014. Cette étude présente une nouvelle méthode hybride qui combine la technique MED (*Minimum Entropy Deconvolution*), l'EMD et le TKEO (*Taiger Kaiser Operator Energy*) pour une meilleure détection de défaut de roulement.
- D'autre part, cette technique hybride a été validée sur des signaux d'engrenages et a fait l'objet d'un autre article intitulé «**Monitoring Gears by Using a Method Combining Energy Separation, Empirical Mode Decomposition and Minimum Entropy Deconvolution**» publié dans le 32th *Machinery Vibration CMVA Annual Seminar- 4th ICEIRE International Congress on Engineering of Industrial Risk*. Cet Article a reçu le 2^e prix étudiant et a été également sélectionné pour être publié dans la revue *Mechanics & Industry*, Mars 2015. Cet article est présenté dans l'ANNEXE II.
- Le quatrième article (Chapitre 6) intitulé «**A Comparative Study Between Empirical Wavelet Transforms and Empirical Mode Decomposition Methods: Application to Bearing Defect Diagnosis**» a été soumis dans la revue *Mechanical Systems and Signal Processing (MSSP)* en Mars 2014. Cet article présente une méthode originale basée sur la technique EWT (*Empirical Wavelet Transform*). Une étude comparative entre EWT, EMD et EEMD y est exposée et une méthodologie pour le diagnostic des défauts de roulement est proposée.
- Le cinquième article (Chapitre 7) intitulé «**An Effective Method Based on Empirical Mode Decomposition and Empirical Wavelets for Early Detection of Bearing Defect in a Noisy Environment** » a été publié dans le 4th *International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations (CMMNO)*. Cet Article a reçu le 2^e prix étudiant et a été également sélectionné pour être publié dans la revue *Mechanics & Industry* en janvier 2015. Cette étude est consacrée au développement d'un nouvel outil de traitement de signal basé sur la combinaison de la méthode EMD et de la méthode EWT (*Empirical Wavelet Transform*). L'idée de

base est semblable au Kurtogram. L'outil développé nous donne une information sur la bande fréquentielle dans laquelle le défaut se manifeste.

1.6.3 Indicateurs non linéaires comme outils de diagnostic

Dans le chapitre 8, d'autres outils de diagnostic sont présentés. Ces outils ont été initialement utilisés dans le domaine du biomédical, et dans cette dernière décennie, leur application a touché le domaine de la mécanique. Ruqiang et Gao (2004) et Yan et Gao (2007) les ont appliqués sur des signaux vibratoires issus de roulements défectueux. He et Zhang (2012a) les ont appliqués sur des signaux d'émission acoustique issus de roulements défectueux. Dans ce chapitre 8, nous avons introduit l'aspect théorique relié à ces indicateurs, et leurs applications reliées au domaine mécanique. Une première application de ces indicateurs pour le diagnostic des engrenages a été introduite dans le Chapitre 8 et est présentée intégralement dans l'ANNEXE III. Notre contribution à ce stade se manifeste par une étude comparative entre *ApEn*, *SampEn* et *LZC* pour évaluer leur efficacité par rapport aux indicateurs classiques. L'étude a démontré que le *LZC* est nettement meilleur pour une détection précoce. On a eu le même résultat dans l'étude faite sur les mêmes signaux et présenté dans l'ANNEXE II.

Cette étude a fait l'objet d'un article de conférence intitulé «*Nonlinear Parameters for Monitoring Gear: Comparison Between Lempel-Ziv, Approximate Entropy and Sample Entropy Complexity*» qui a été accepté pour publication dans la revue *Shock and Vibration* en Avril 2015.

À la fin de la thèse, nous présentons une conclusion qui récapitule les principales contributions apportées dans le cadre de notre étude doctorale ainsi que nos principales recommandations pour des recherches futures.

CHAPITRE 2

MONITORING BEARINGS BY ACOUSTIC EMISSION: A COMPARATIVE STUDY WITH VIBRATION TECHNIQUES FOR EARLY DETECTION

2.1 Présentation

Ce chapitre décrit une étude comparative entre l'émission acoustique et les mesures vibratoires pour la surveillance des roulements en utilisant des outils de traitement de signal simples, faciles à exploiter et qui sont généralement les plus utilisés dans l'industrie. Il se penche sur la détection précoce du défaut de roulement. L'objectif de cette étude est d'évaluer l'efficacité des techniques par émission acoustique pour détecter les défauts de roulements de façon précoce par comparaison avec des signaux issus de mesures de vibration, en utilisant une approche expérimentale.

On utilise à cet effet, un capteur industriel (UE10 000), qui est un capteur d'émission acoustique (EA) doté d'un circuit électrique qui convertit le signal de très hautes fréquences en un signal audible par la technique d'hétérodynage. Un défaut induit artificiellement sous la forme d'une rayure (créée par électro-érosion) de l'ordre de 40 μm sur la bague extérieure du roulement a été utilisée pour cette étude comparative (profondeur de 200 μm). Les outils exploités pour le traitement de signal sont des outils simples basés sur les descripteurs statistiques classiques et l'analyse d'enveloppe du signal. Le choix de la bande fréquentielle a été fait manuellement après plusieurs observations du spectre. Le meilleur choix s'est fait sur la base d'avoir la meilleure présentation du spectre où les fréquences du défaut sont bien identifiées en termes d'amplitude et du nombre d'harmoniques associés.

Cette étude a fait l'objet d'un article qui a été soumis pour publication dans la revue *Mechanics & Industry* (Janvier 2013) et est présenté intégralement dans la section suivante.

2.2 Article 1

MONITORING BEARINGS BY ACOUSTIC EMISSION: A COMPARATIVE STUDY WITH VIBRATION TECHNIQUES FOR EARLY DETECTION

M. Kedadouche, M. Thomas et A. Tahan

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure.

1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA.

E-mail: mourad.kedadouche@hotmail.fr, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been submitted in the journal of “Mechanics & Industry, January 2013”

2.2.1 Abstract

Bearing wear is a major cause of defect in rotating machinery. The most widely used technique for monitoring and diagnosing bearings is vibration analysis (≤ 20 kHz). Nevertheless, this technique does not allow for early defect detection, except by using advanced signal processing techniques around the natural frequencies, and more often allows for detection when the bearing is in advanced stage of degradation and the bearing frequencies can be easily identified. Generally, when a significant change in the vibration is observed, the residual life of exploitation becomes relatively short. This motivated the industry to investigate the potential of a new detection method based on acoustic emission measurements for earlier detection. This paper presents the preliminary results of an experimental comparative study using vibration and acoustic emission measurements for monitoring the degradation in bearings. The potential of the acoustic emission technique is demonstrated using envelop in frequency signal processing and using statistical parameters and temporal analysis. The results show that the acoustic emission technique is more effective in early detection of bearing defects than the vibratory monitoring.

Keywords: Bearings defect / acoustic emission / defect descriptor / envelope analysis.

2.2.2 Introduction

Many research studies have been published on the detection and diagnosis of bearing defects. Tandon et Choudhury (1999) presented a detailed review of vibration and acoustic methods, noise measurements, the method of shock waves and acoustic emission technique. Choudhury et Tandon (2000) updated critical works incorporating latest and advanced techniques. He, Zhang et Friswell (2009a) presented a detailed review of the application of acoustic emission for monitoring bearings. Most researches on machinery fault diagnosis can be classified in time, frequency or time-frequency domain. The RMS value of signals, the Crest Factor (CF), the Skewness and Kurtosis are the most used statistical descriptors since they are scalar (Jardine, Lin et Banjevic (2006) and Sassi, Badri et Thomas (2008)). In the frequency domain, the envelope analysis, also known as amplitude demodulation has been widely used and proved to be very effective in detecting bearing characteristic frequencies (Thomas (2002)).

The ultrasonic detectors are sensors of acoustic emission (AE) with an electrical circuit that converts the signal into an audible signal EA (<8 kHz) by a technique called heterodyning. There are few publications on the application of ultrasonic techniques for monitoring bearing condition (Dadouche et al. (2008), Kilundu et al. (2011) and Shiroishi et al. (1997)). Kim et al. (2006) focused on the diagnosis of bearings operating at low speeds. This study showed that the technique can be more sensitive, and therefore better than vibration monitoring. The Kurtosis and Crest Factor of the ultrasonic signals showed better results for low speeds. In the frequency domain, the envelope analysis proved to be a very interesting tool to detect the frequency excited by the defect. All these studies were investigating bearing fault greater than $100\text{ }\mu\text{m}$.

The aim of this study is to investigate the effectiveness of acoustic emission techniques to detect bearing defects at a very early stage and compare the results with signals from vibration measurements, using an experimental approach. An artificially defect in the form of a scratch with a $40\text{ }\mu\text{m}$ size, is induced on the outer ring of the bearing used for this

comparative study. It is the smallest bearing fault size that has been investigated in literature. The ultrasonic signals from a normal bearing and those of the damaged bearing are compared with vibration signals at speeds of rotation ranging from 300 rpm to 900 rpm at different frequency bands. The tools used for signal processing are the classical statistical descriptors and envelope analysis.

2.2.3 Experimental methodology

The test bench used in this study is shown in (Figure 2.1(A)). The shaft is supported by two bearings and connected to a motor with a flanged coupling bolted rubber. Two systems were investigated, one with a healthy bearing and the other with an artificially damaged bearing. The defect is the order of $40\text{ }\mu\text{m}$ as shown in (Figure 2.1(B)).

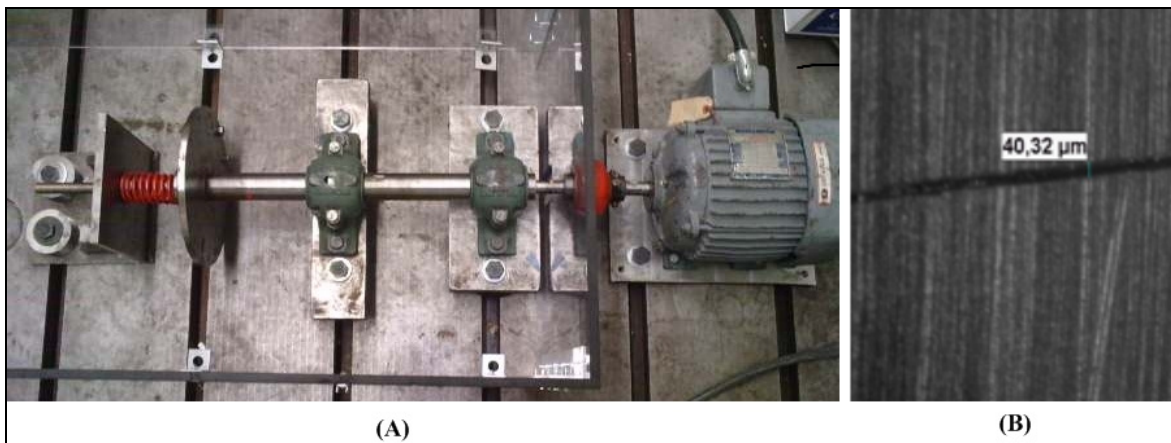


Figure 2.1 (A) Experimental Test bench, (B) The artificial defect of outer ring

The equipment of vibration data collection and ultrasound are shown in Figure 2.2 (A). They consist of an accelerometer with a sensitivity of 100 mV/g and an ultrasound detector (UE Systems UltraProb 10000). Both sensors are connected to an analog digital converter (THOR Analyzer PRO: DT9837-13310) with a sampling frequency of 48 kHz . The latter is connected to a collector-analyzer BETAVIB.

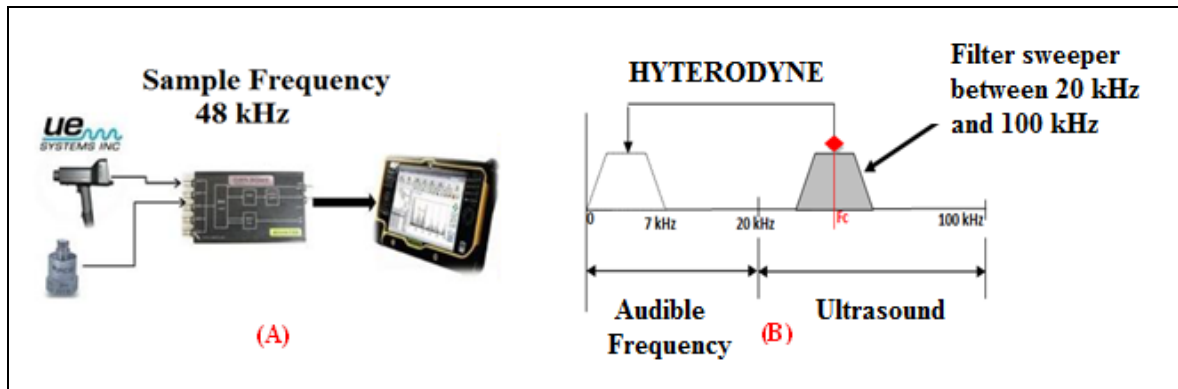


Figure 2.2 Data acquisition system

The ultrasonic sensor used in this study operates in a lower ultrasonic spectrum from 20 kHz to 100 kHz. A heterodyne circuit converts the high frequency acoustic emission signal as detected by the transducer around a central frequency F_c into an audible signal (0-7 kHz) (Figure 2.2 (B)). The heterodyned signal can then be recorded through conventional data acquisition system at 48 kHz.

The mechanical system was excited by an unbalance mass. The vibration data and acoustic emission were simultaneously recorded. Acoustic emission signals from the two bearings (healthy and defective) are recorded at six different central frequencies ($F_c = 20$ kHz, 24 kHz, 28 kHz, 30 kHz, 36 kHz and 40 kHz).

2.2.4 Results analysis

In time domain, the statistical descriptors: *Peak*, *RMS*, *Crest Factor (CF)*, *K-Factor*, *Kurtosis* and *Skewness* may be used to compare their efficiencies for monitoring the condition of the bearings (Table 2.1).

In frequency domain, a defect can also be quantified by measuring the amplitude of vibration velocity of signal detected at frequencies of defect bearing (FTF, BPFO, BPFI or BSF) or their harmonics (Thomas (2002), Thomas M. (1995)).

Table 2.1 Usual time descriptors

$Peak = \sup_{1 \leq i \leq N} x_i $	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$	$CF = \frac{Peak}{RMS}$
$K_factor = Peak \times RMS$	$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4}$	$Skewness = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}}$

The progress of degradation of a fault bearing not only causes an increase in the amplitude of the vibration frequencies of bearings, but also generates vibration harmonics of these frequencies as well as of the modulation frequencies. Consequently, the key of diagnostic by spectral analysis relies on the number of harmonic frequencies of fault present and their modulation frequencies (Thomas M. (1995), Taylor (1980)). Vibration measurement allows for diagnosing a bearing problem at its third stage of degradation of a bearing (Berry (1991)). Furthermore, it is preferable to read the vibration amplitude on a logarithmic scale (Gluzman (2000)) to visually amplify the vibration amplitudes and facilitate an early diagnosis, but continue to read the frequency on a linear scale to visualize the harmonics.

A machine with a defective bearing can generate at least five characteristic frequencies:

- The rotational speed of the rotating part ω .
- The fundamental frequency train FTF.
- If the inner race rotate, the fundamental frequency of the train is expressed as:

$$FTF = \frac{\omega}{2} \left(1 - \frac{Bd(\cos \theta)}{Pd} \right) \quad (2.1)$$

If the outer race rotates, the fundamental frequency of the train is expressed as follows:

$$FTF = \frac{\omega}{2} \left(1 + \frac{Bd(\cos \theta)}{Pd} \right) \quad (2.2)$$

where Bd is the diameter of the balls; Pd is the diametral pitch; θ is the contact angle

- The frequency of passage of the balls on outer race $BPFO$. This frequency is apparent from the second stage of degradation, because the outer race is closer to the sensor. The frequency of passage of the balls on the outer race is expressed as follows:

$$BPFO = \frac{Nb}{2} \left(1 - \frac{Bd}{Pd} \cos \theta \right) \times \omega \quad (2.3)$$

where Nb is the number of balls.

- The frequency of passage of the balls on the inner race BPI . This frequency becomes more significant when the fault is advanced. The frequency of passage of the balls on the inner race is expressed as:

$$BPI = \frac{Nb}{2} \left(1 + \frac{Bd}{Pd} \cos \theta \right) \times \omega \quad (2.4)$$

- Two times the frequency of rotation of the balls ($2 \times BSF$). Indeed, this frequency will often appear at the second harmonic because the ball is excited twice per turn when it turns on itself, the impact occurring on the outer ring and inner. The frequency rotation of the ball is:

$$BSF = \frac{Pd}{2Bd} \left[1 - \left(\frac{Bd}{Pd} \cos \theta \right)^2 \right] \times \omega \quad (2.5)$$

The bearings used in the test are bearings double row ball (SKF, 1210 EKTN9) whose frequency characteristics are listed in (Table 2.2)

Table 2.2 Bearing frequencies 1210 EKTN 9

Rotation frequency	<i>2BSF</i>	<i>BPFO</i>	<i>BPFI</i>
Order 1	Order 6.55	Order 7.24	Order 9.76

2.2.4.1 Analysis of vibration signals

The Figure 2.3 (A) and Figure 2.4 (A) shows the acceleration waveforms for a good bearing and a defective one (40 μm), acquired at a speed of 300 rpm. We can note that there is no significant difference in the characteristics of signals between the healthy bearing and the defective one, except that the noise level has slightly increased for the defective bearing.

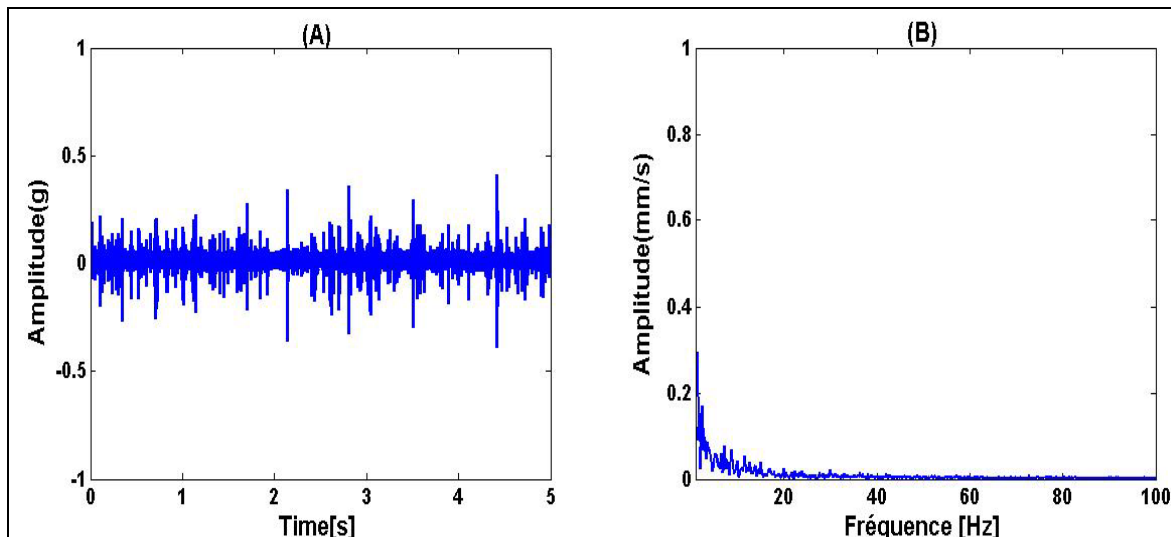


Figure 2.3 Vibration measurement for a healthy bearing at 300 rpm

As shown Figure 2.3 (A), the healthy bearing generates a quasi-random shock signal. This in fact reveals a slight defect, which can be of geometric origin as the rings or ball roundness. The frequency representation gives more information on the contents of the two signatures. For this analysis, we opted for the use of spectrum envelope around the resonances instead of the normal spectrum taken in the 0-4000 Hz band, to better reveal the manifestation of the fault frequencies of the bearings.

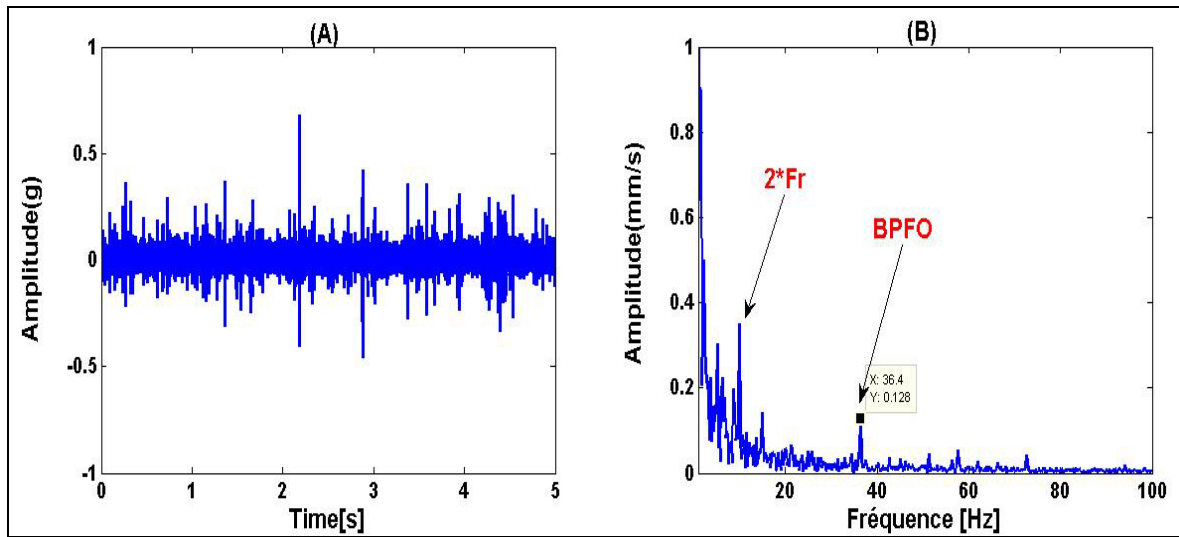


Figure 2.4 Vibration measurement for a defective bearing at 300 rpm

The Figure 2.3 (B) and Figure 2.4 (B) show the envelope spectrum for both healthy and defective bearings respectively. For the healthy bearing, it does not detect BPFO, but rather a flat spectrum indicating a white noise random vibration. For the defective bearing, we detect perfectly the BPFO frequency, which indicate a fault on the outer ring. The amplitude at BPFO is 0.11 mm/s (Figure 2.4 (B)), which may be considered as good according to the severity criteria measured at bearing frequencies (Thomas (2002)) as shown in Table 2.3

The speed of the shaft has been increased to 600 rpm and 900 rpm. Figure 2.5 represents the vibration spectrum of the healthy bearing (A) and the defective one (B), acquired at 600 rpm. At 600 rpm, we may distinguish the BPFO frequency but with a very small amplitude. Figure 2.6 represents the vibration spectrum of the healthy bearing (A) and the defective one (B), acquired at 900 rpm. At this speed, it was not possible to detect the bearing defect.

Table 2.3 Severity criteria at bearing frequencies (Thomas (2002))

Velocity (mm/s)	Severity
$V < 0.8$	good
$0.8 < V < 1.6$	satisfactory
$1.6 < V < 2.4$	unsatisfactory
$2.4 < V$	unacceptable

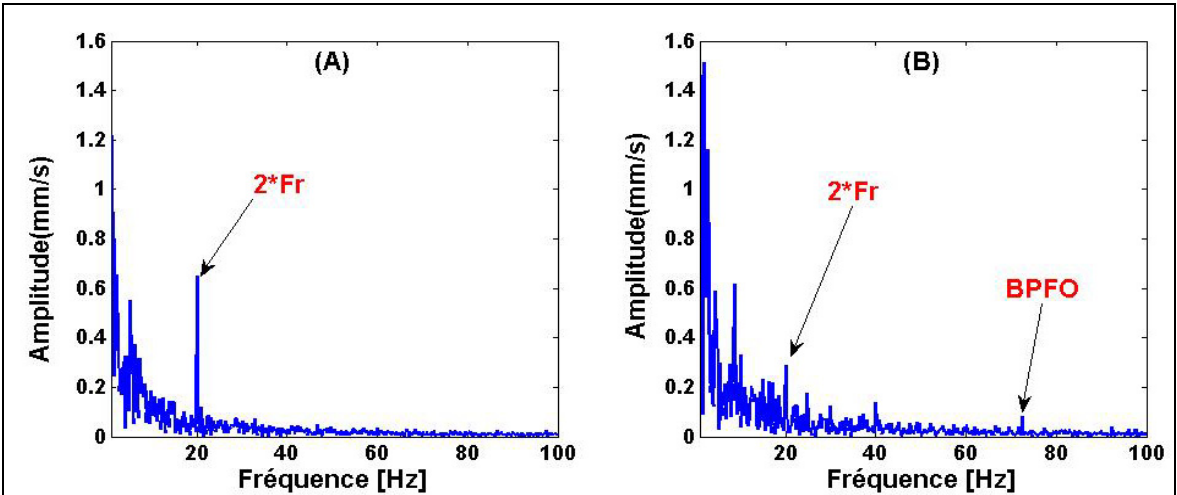


Figure 2.5 Vibration measurement at 600 rpm, envelope spectrum

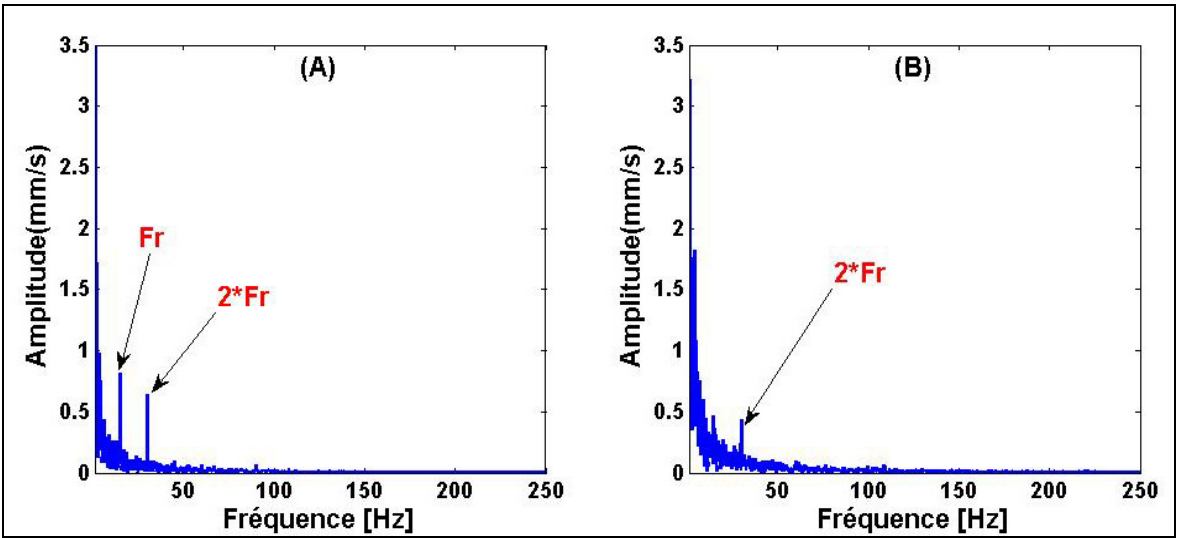


Figure 2.6 Vibration measurement at 600 rpm, envelope spectrum

2.2.4.2 Analysis of ultrasonic signals

The Figure 2.7 (A) and Figure 2.8 (A) shows the ultrasonic signal acquired with a frequency band center $F_c = 30$ kHz and an operating speed of $V = 300$ rpm. We can notice that the defective bearing produces more shocks than the healthy bearing.

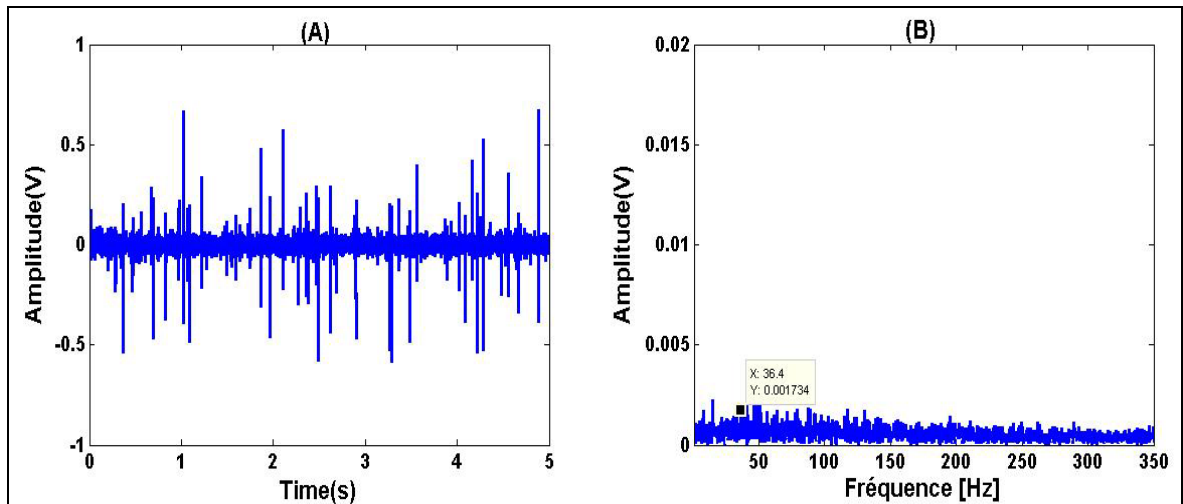


Figure 2.7 Ultrasonic measurement for a healthy bearing at 300 rpm

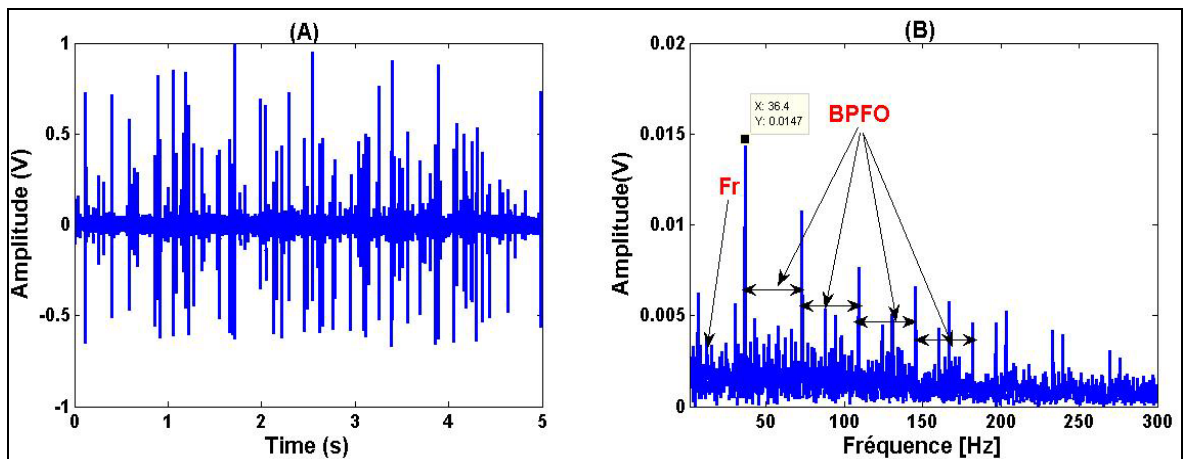


Figure 2.8 Ultrasonic measurement for a defective bearing at 300 rpm

The frequency analysis (Figure 2.7 (B) and Figure 2.8 (B)) shows the envelope spectrum for both healthy and defective bearings respectively.

The healthy bearing shows a flat spectrum while the defective bearing shows very clearly the frequency BPFO and its harmonics, what is significant of a fault on the outer race. Figure 2.8 (B) reveals that the identification of defects is clearer and well-defined by acoustic emission than by vibration measurements (Figure 2.4 (B)). Figure 2.9 and Figure 2.10 represent the ultrasonic spectrum of the healthy bearing (A) and the defective one (B) when running at 600 rpm and 900 rpm respectively. At both speeds, the ultrasound measurement was able to detect the BPFO frequency and its harmonics.

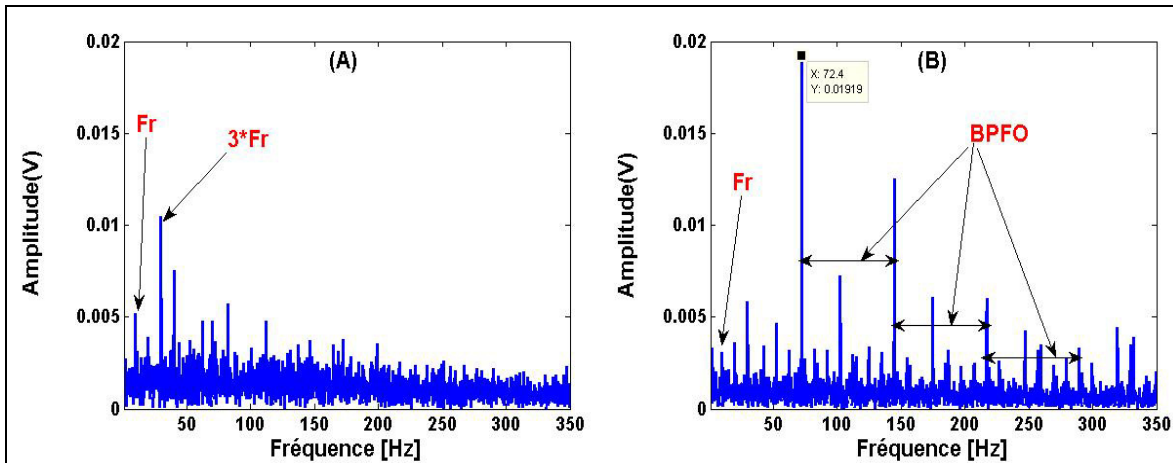


Figure 2.9 Ultrasonic measurement at 600 rpm, envelope spectrum: (A) Healthy bearing, (B) defective bearing.

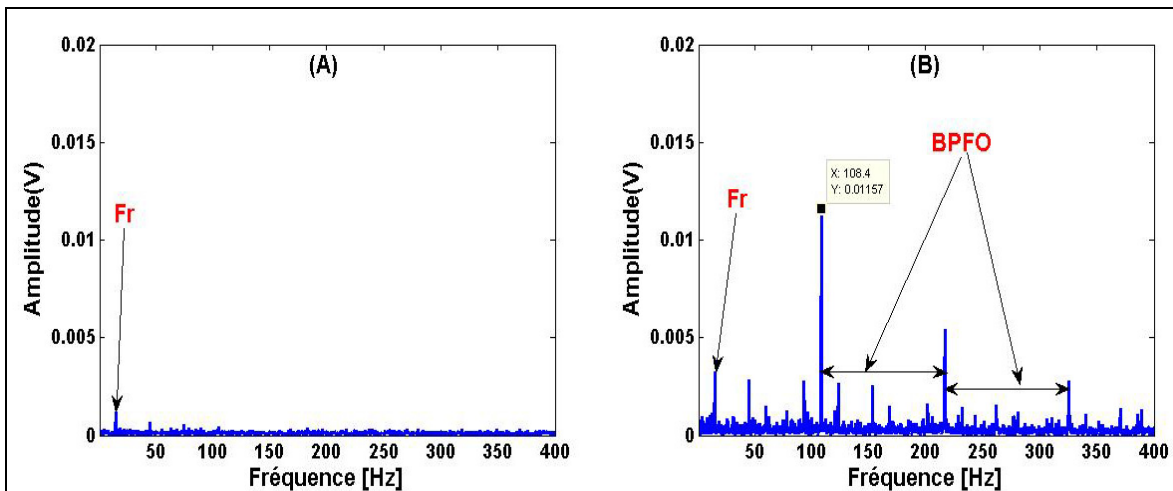


Figure 2.10 Ultrasonic measurement at 900 rpm, envelope spectrum: (A) Healthy bearing, (B) defective bearing

In conclusion, it is clear that acoustic emission measurement is more efficient than vibration measurement when increasing the speed.

2.2.4.3 Comparison of RMS level between vibration and ultrasound measurements

Figure 2.11 shows a comparison between the RMS level for the healthy and defective bearings as recorded from the ultrasonic and vibration measurement for the three operating speeds (300, 600 and 900 rpm).

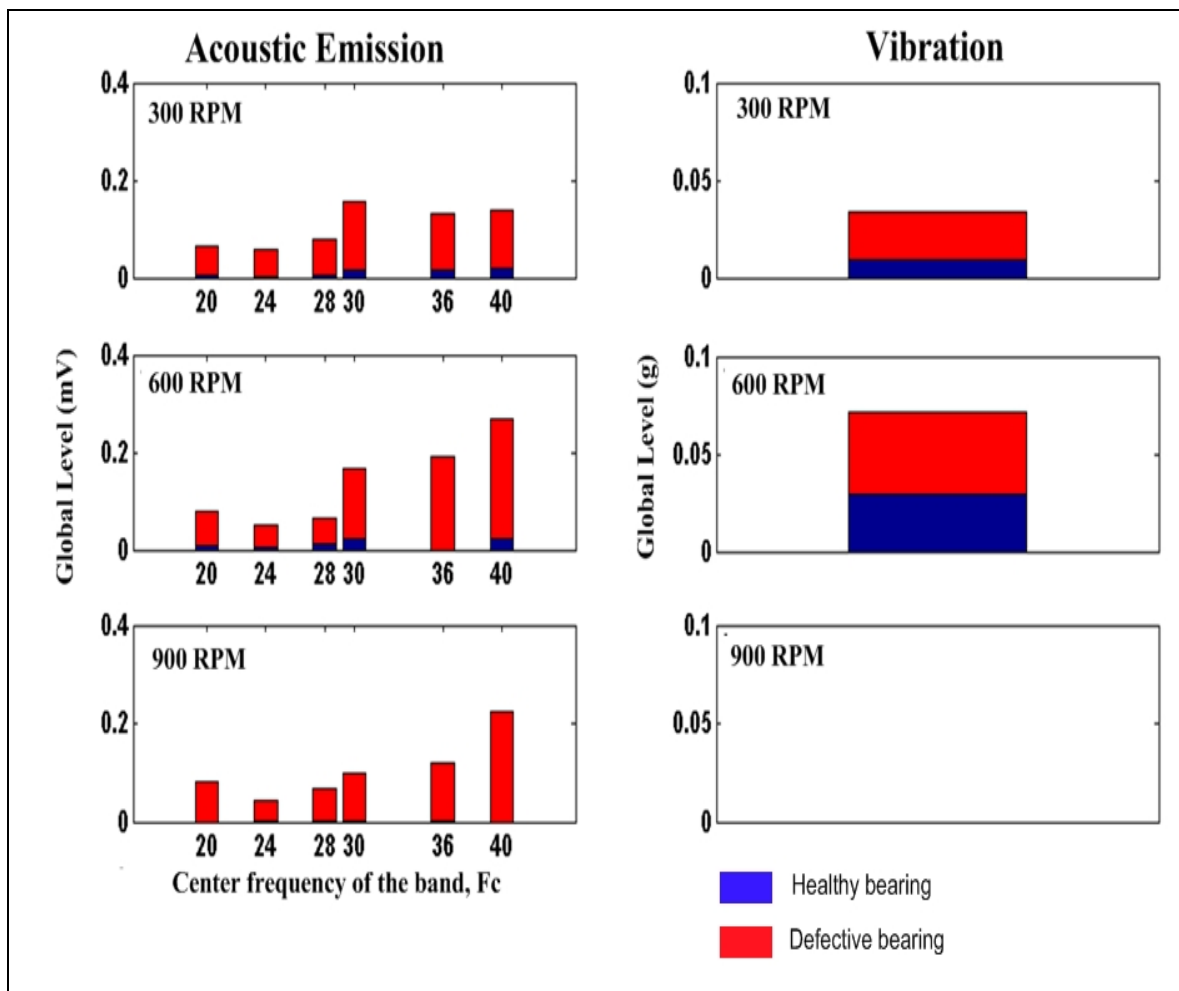


Figure 2.11 Comparison of RMS level between the ultrasound and vibration measurements

For the ultrasound measurements, the results are shown as a function of the center frequency F_c . It is found that the variation of RMS level between the healthy bearing and the defective bearing is large, whatever the speed of operation. A center frequency greater than 30 kHz seem more sensitive, regardless of the speed of operation. The variation of RMS level recorded from vibration measurements, although significant at low speeds, is not as important as from acoustic emission. The RMS levels show that ultrasound exhibits an amplitude variation greater than 3 times the vibration. Furthermore, the vibration measurement did not detect the bearing default when increasing the speed at 900 rpm. This is probably due to the fact that failure is too small (40 μm).

2.2.4.4 Time descriptors

The time statistical descriptors were used to test their effectiveness to detect a very small defect from the ultrasonic measurement. Figure 2.12 shows a comparison of statistical parameters calculated from ultrasound signals between a healthy bearing (blue) and a defective bearing (red) for different center frequencies (F_c) of the sensor UE 10 000. These statistical parameters are calculated for a speed of the operation 300 rpm. We note that the RMS, Peak and K-factor are more efficient to distinguish the defective bearing from the healthy one for all frequencies F_c . Furthermore, a setting of the center frequency at 30 kHz give the best results for these indicators. Consequently, we recommend to use the *K-factor* as the descriptor of defects.

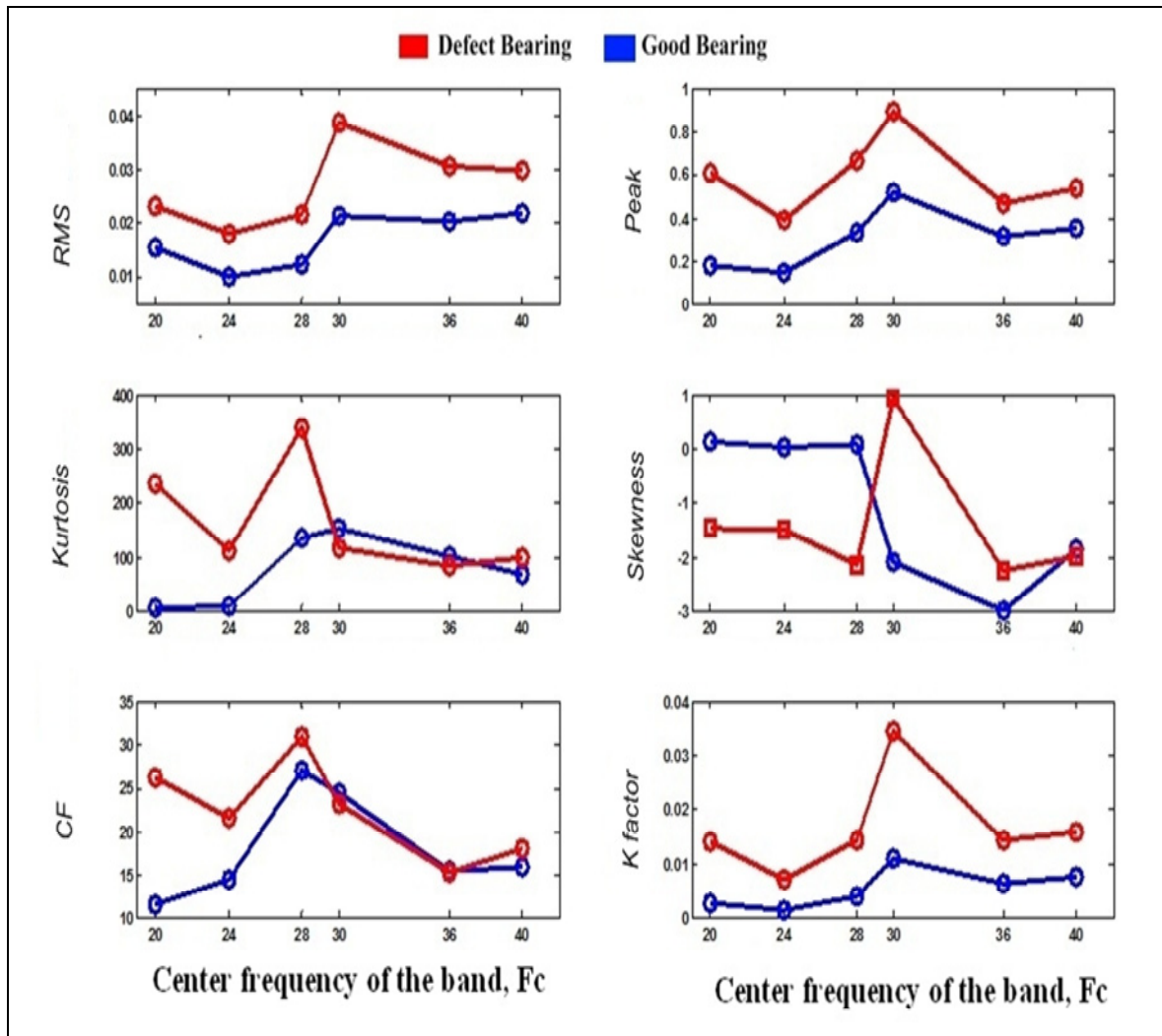


Figure 2.12 Comparison between statistical parameters of ultrasound for a defective bearing (40 microns) in red and a healthy bearing (blue)

2.2.5 Conclusion

A number of experiments were conducted to investigate the efficiency of the acoustic emission technique to monitor the condition of the bearings, especially when operating at high speeds. More specifically, the study focused on the potential of the acoustic emission to detect a very small defect (40 μm). Two bearings (defective and healthy) were used on the same bench. The vibration signals obtained from an accelerometer were also recorded and analyzed for comparative purposes. Statistical parameters were calculated and compared.

This study revealed that the ultrasonic technology is better than vibration measurements for early detection of bearing defects when operating at high speeds. *RMS*, *Peak*, and *K-factor* of the ultrasonic signals showed better results for all frequency bands. A setting of 30 kHz center frequency of the ultrasonic detector gave the best results and this confirms the results of Kim et al. (2006). In the frequency domain, the envelope analysis proved to be a useful tool to detect the fault frequencies. The *RMS* levels calculated from the vibration and ultrasound measurements show that ultrasound exhibits an amplitude variation greater than 3 times the vibration. We can conclude that the ultrasonic technique is more sensitive than vibration technique to detect the defect at an early stage, especially when rotating at high speeds. This highlights the ability of ultrasound to detect very early failures.

2.2.6 Acknowledgments

The financial support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada and Pratt & Whitney Canada are gratefully acknowledged. The technical supports of R. Ginet and S. Koch from Pratt & Whitney Canada were greatly appreciated.

CHAPITRE 3

APPLICATION INDUSTRIELLE

3.1 Introduction

La compagnie Pratt&Whitney (P&W) Canada souhaite améliorer ses processus d'inspection, plus spécifiquement en ce qui concerne l'état des roulements du rotor des turbines. Pour améliorer la précocité et la fiabilité de la détection, P&W Canada souhaiterait développer des outils intelligents basés sur une nouvelle technologie de mesure à haute fréquence dans le domaine (20 kHz -100 kHz). En plus de mesures vibratoires sur le banc d'essais, le processus d'inspection des roulements chez Pratt&Whitney Canada est basé actuellement sur des mesures auditives qui exploitent un stéthoscope pour écouter le bruit du moteur quand il tourne à basse vitesse. Il repose donc sur l'expérience des opérateurs. Le problème fondamental est que l'opérateur n'a pas de critères quantitatifs pour accepter (ou rejeter) un niveau de bruit, ni connaître la nature de la signature. Cette méthode est donc subjective et manque de fiabilité, d'où le besoin de le remplacer par des mesures objectives plus fiables. L'entreprise Pratt&Whitney Canada souhaiterait utiliser l'émission acoustique (EA) pour suivre l'état des roulements des turbines tout au long du processus d'inspection. La portabilité du dispositif de mesure EA contribue à rendre cette technique attrayante pour un emploi industriel. À cet égard, cela leur permet un contrôle non destructif de leurs équipements, d'améliorer leur production et de réduire les coûts de maintenance. Mais il est important de signaler qu'aucune étude n'a encore démontré la fiabilité de la méthode EA, sa justesse et sa capacité à distinguer un niveau acceptable d'un niveau potentiellement défaillant dans le cas des roulements d'une turbine qui tourne à très haute vitesse (40 000 RPM). Le but fondamental est d'améliorer le processus d'inspection, de remplacer l'inspection subjective (mesures auditives) par une inspection objective (mesures quantitatives).

3.2 Objectif

L'objectif de cette étude est d'évaluer l'efficacité des techniques par émission acoustique et sa sensibilité pour détecter les défauts de roulements de façon précoce. Deux roulements du turbopropulseur PW120 ont été utilisés, l'un jugé comme en état normal et l'autre qui présente une défectuosité minimale de l'ordre de 100 μm sur la bague extérieure. Les signaux EA issus d'un roulement normal et ceux d'un roulement défectueux sont comparés. Les outils utilisés pour le traitement de signal sont les descripteurs statistiques classiques et l'analyse d'enveloppe du signal.

3.3 Contexte de l'étude

Notre étude se concentre sur le diagnostic des roulements qui se trouvent particulièrement sur l'arbre du moteur. La Figure 3.1 montre la disposition des roulements concernés sur l'arbre de moteur. Dans notre étude, on s'intéresse au roulement N°6 (R6).

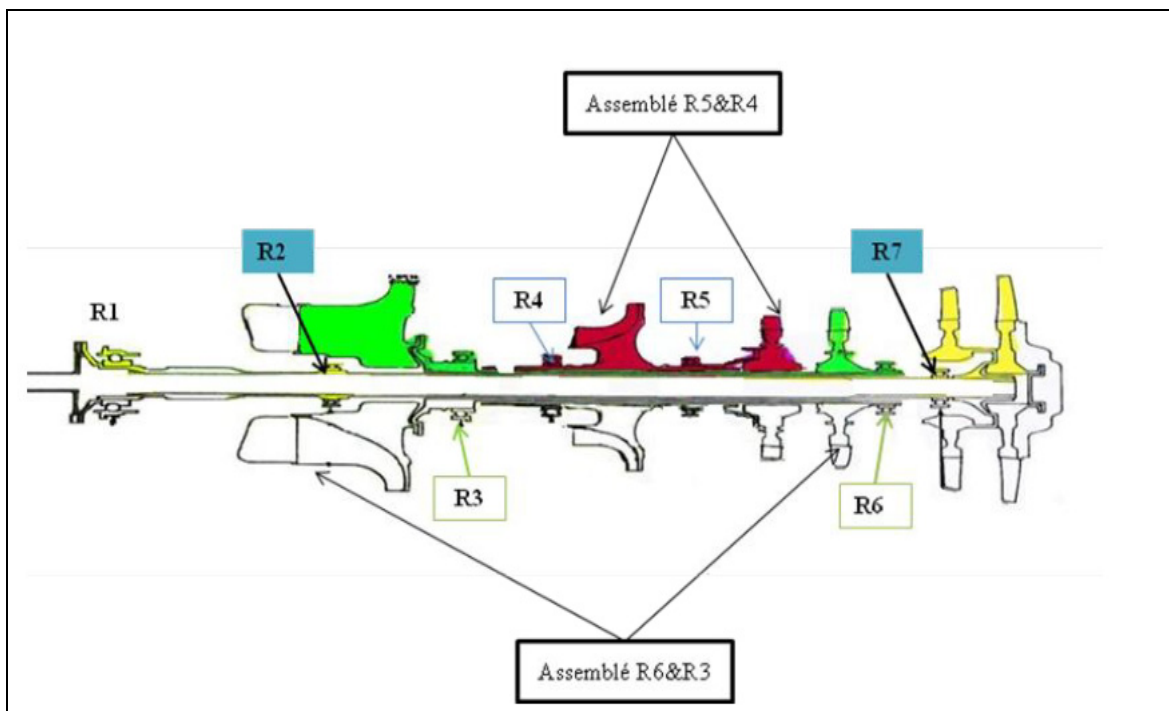


Figure 3.1 Rotor du moteur PW120

La base bibliographique de cette partie est basée sur la thèse de Guskov (2007). Les moteurs d'avion sont sujets à de nombreuses sources d'excitation à la fois de nature aérodynamiques et mécaniques. Cette complexité donne lieu à un enrichissement du spectre vibratoire. Les sources vibratoires importantes auxquelles on peut être confronté sont:

- Le balourd et le désalignement: le balourd des rotors est la source principale des vibrations des moteurs d'avions en fonctionnement. Les sources de balourd peuvent être multiples. Les erreurs géométriques liées à l'usinage et au montage sont une première cause. D'autres types de balourd sont observés, en particulier, le balourd thermique, dû à un refroidissement asymétrique du rotor, et le balourd aérodynamique, émanant de certaines interactions avec le fluide dont l'effet est assimilable à un balourd
- Les défauts de roulements. Les rotors des moteurs d'avion sont portés par des roulements. Les excitations sont dues aux défauts de forme et de surface (ondulation des pistes, défauts de billes ou rouleaux). Sachant que les roulements supportent les rotors, ils ne sont pas en contact directe avec la structure du moteur, et du coup, les vibrations captées par les accéléromètres sont beaucoup plus sensibles aux forces aérodynamiques qui excitent la structure. Par contre, les vibrations de roulements, sont moins facilement perçues, à cause de leurs faibles amplitudes par rapport aux autres sources d'excitation existantes.
- Les forces aérodynamiques. L'interaction avec le flux dans les turbomachines est très complexe. Les perturbations du champ de pression apportent une excitation au niveau de l'aubage, créent un effort axial et un couple de torsion statique. Les effets aérodynamiques peuvent aussi être une source d'instabilité de vibration latérale d'ensemble de la roue, induite par les forces au niveau des têtes d'aubes.

3.4 Protocole expérimental

Le banc d'essais utilisé dans cette étude est montré à la Figure 3.2. Le moteur est un PW120. Les roulements utilisés dans ce test sont des roulements à rouleaux cylindriques. L'un des roulements est considéré comme un roulement bon (Figure 3.3). Le deuxième roulement

présente une défectuosité sur sa bague extérieure telle qu'il est montré sur la Figure 3.3 Le défaut est de l'ordre de $100\text{ }\mu\text{m}$. Vu que les roulements à tester sont montés sur l'arbre du moteur, on n'a pas directement accès au roulement. Surveiller le roulement nécessite d'avoir une continuité de la matière entre le roulement et le point de mesure. Le choix s'est porté sur le point de mesure montré sur la Figure 3.4.



Figure 3.2 Le moteur PW120

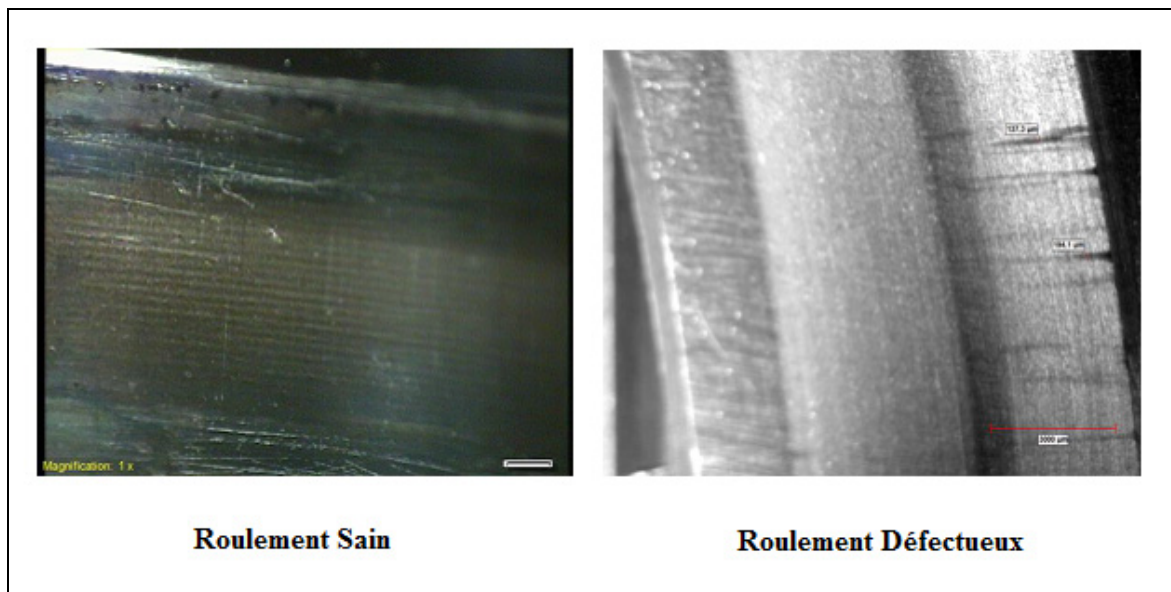


Figure 3.3 Roulements de Test

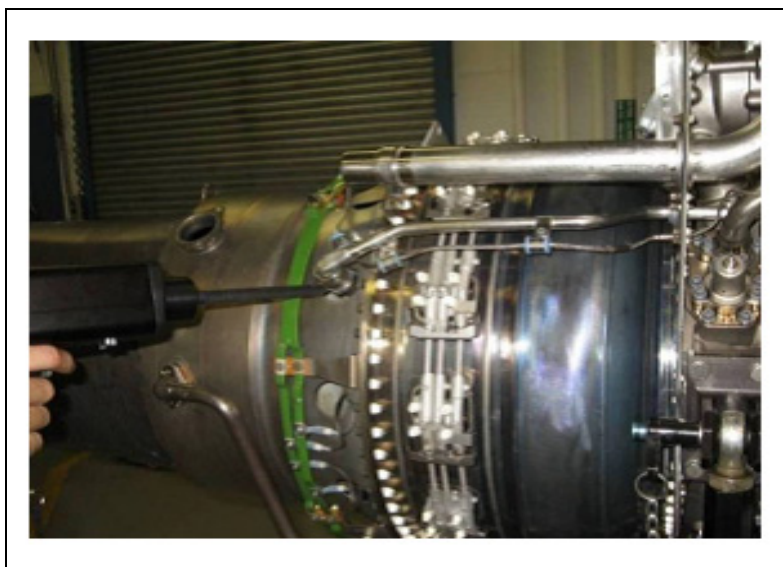


Figure 3.4 Points de mesures

Les équipements de prise des données sont les mêmes utilisés et exposés que dans les chapitres précédents. Ils se composent d'un capteur d'émission acoustique UE 10 000. Ce dernier est branché à un convertisseur analogique numérique (THOR PRO Analyzer : DT9837-13310), doté d'une fréquence d'échantillonnage de 48 kHz. Ce dernier est relié à un collecteur-analyseur BETAVIB.

La durée d'acquisition des données est de 5 secondes. Les signaux EA issus des deux roulements (sain et défectueux) sont enregistrés sous des bandes fréquentielles différentes. Le principe de base est de choisir une fréquence centrale (F_c) du filtre passe-bande du capteur. On a opté pour $F_c = 20$ kHz, 24 kHz, 30 kHz et 40 kHz.

Les roulements utilisés dans ce test sont des roulements à rouleaux (FAG, 552 479) dont les fréquences caractéristiques sont inscrites dans la Table 3.1

Table 3.1 Fréquences caractéristiques du roulement

Fréquence de rotation	2 BSF	BPFO	BPFI
Ordre 1	Ordre 5.315	Ordre 9.97	Ordre 12.02

3.5 Régime haute vitesse

Dans ce cas le moteur tourne à un moyen régime. La vitesse de rotation du rotor supporté par le roulement No6 est de 13 243 rpm avec une variation ± 5 rpm.

Après l'analyse de tous les signaux acquis sous les différentes bandes fréquentielles, on a constaté que le défaut se manifeste de façon claire dans les bandes dont la fréquence centrale est de 30 kHz et 24 kHz. Les Figure 3.5 et Figure 3.6 montrent le signal EA acquis à une fréquence centrale de la bande $F_c = 30$ kHz. On peut remarquer que les roulements défectueux et sain émettent des chocs. À partir du signal temporel, on ne peut donc pas tirer de conclusion, d'où la nécessité d'employer l'analyse fréquentielle des deux signatures. L'analyse fréquentielle montre respectivement le spectre d'enveloppe pour les deux roulements sain et défectueux. Le roulement sain montre un spectre pratiquement plat au voisinage de la fréquence du défaut et la fréquence BPFO est noyée dans le bruit, alors que le roulement défectueux montre la fréquence BPFO de façon assez claire, ce qui est symptomatique d'un défaut sur la piste extérieure.

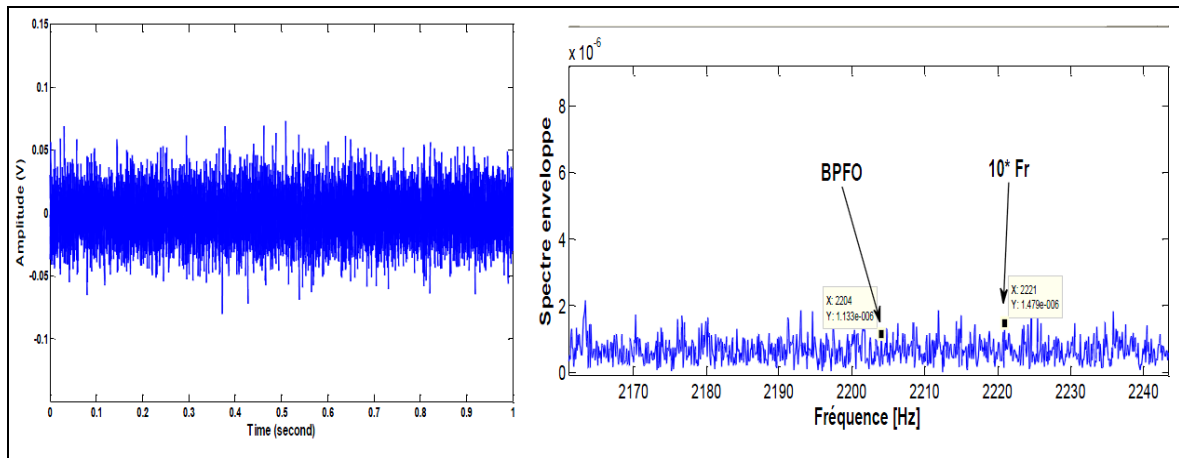


Figure 3.5 Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement sain

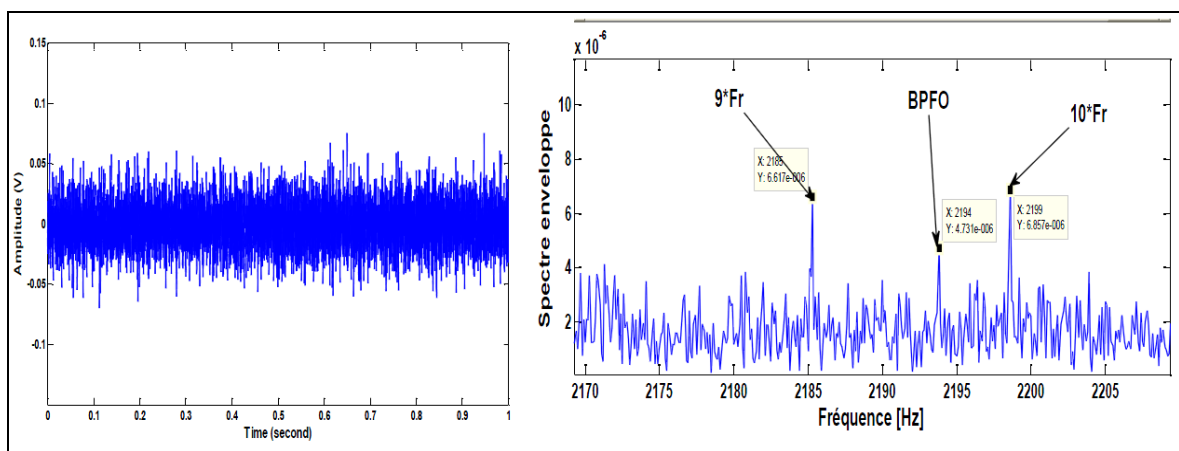


Figure 3.6 Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement défectueux

La Figure 3.7 montre une comparaison du pic fondamental de BPFO entre le roulement sain et le roulement défectueux pour les deux bandes fréquentielles $F_c = 24$ kHz et 30 kHz. On constate dans les deux cas que la différence est significative, et que sur la bande de $F_c = 30$ kHz, l'évolution est plus importante. Du coup, pour la surveillance du roulement N°6, il est considéré préférable d'utiliser les deux bandes pour avoir un meilleur diagnostic.

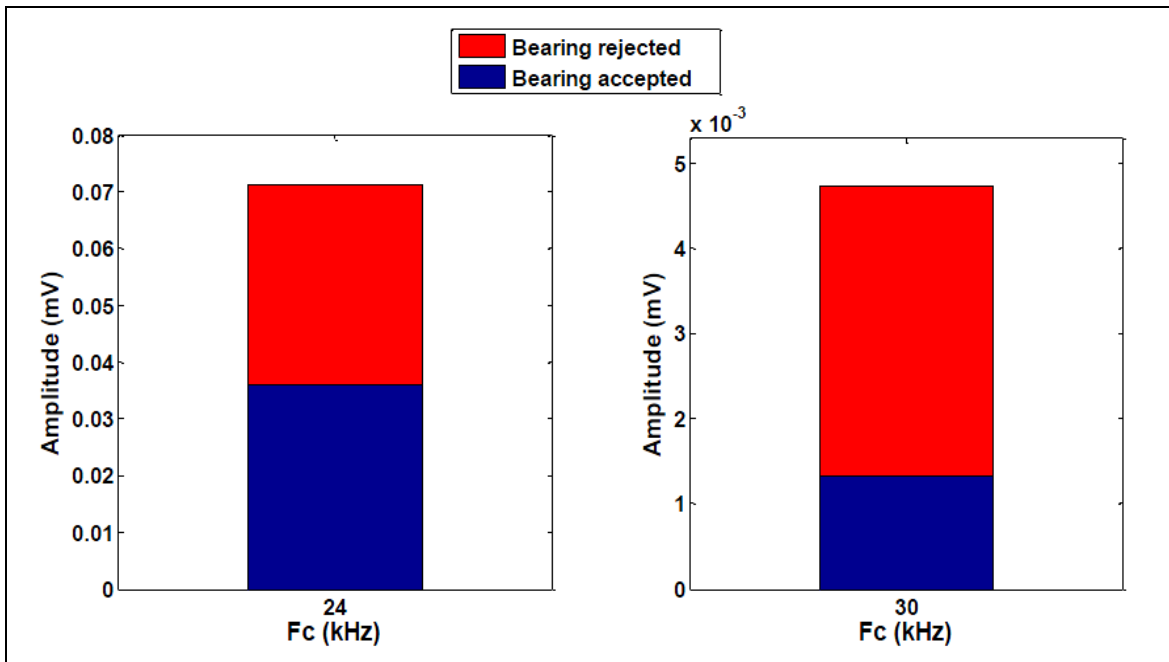


Figure 3.7 Comparaison du niveau du pic fondamental entre le roulement sain et défectueux

3.6 Essais à basse vitesse.

Dans ce cas, le moteur ne tourne pas à très haute vitesse, le rotor supporté par le roulement No6 tourne aux alentours de 1500 rpm. Les Figure 3.8 et Figure 3.9 montrent simultanément les formes d'ondes typiques des signaux par EA pour un roulement sain et pour un roulement défectueux (100 μm). Nous pouvons remarquer qu'il n'y a pas une différence significative dans les caractéristiques des signaux entre le roulement sain et le roulement défectueux. On constate que le roulement défectueux émet plus de chocs. Par contre, le roulement sain émet un signal de type bruit (pas de chocs). Les Figure 3.8 et Figure 3.9 montrent respectivement le spectre d'enveloppe pour les deux roulements : sain et défectueux. Pour le roulement sain, on ne détecte pas la fréquence *BPFO*, mais plutôt un spectre relativement plat. On distingue une énergie qui se manifeste aux alentours de 30 Hz. Ceci reflète la vitesse de rotation du compartiment NH (arbre supportant le roulement 4 et 5 (voir Figure3.1) et le NL (arbre supportant le roulement 3 et 6) du moteur.

Par contre, pour le roulement défectueux, le spectre de la mesure vibratoire révèle la présence d'un pic associé à la fréquence de défaut BPFO ainsi que ses harmoniques.

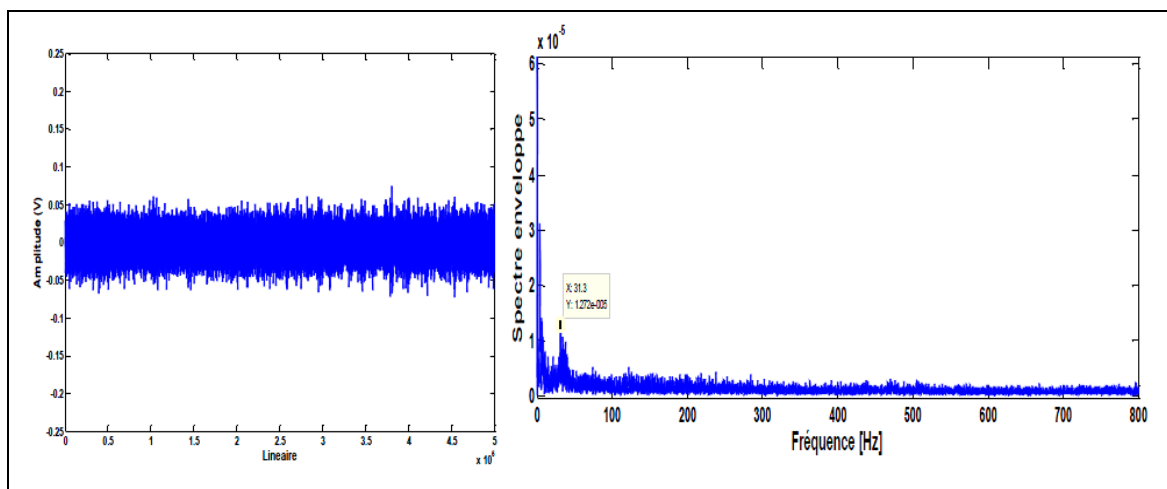


Figure 3.8 Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement sain

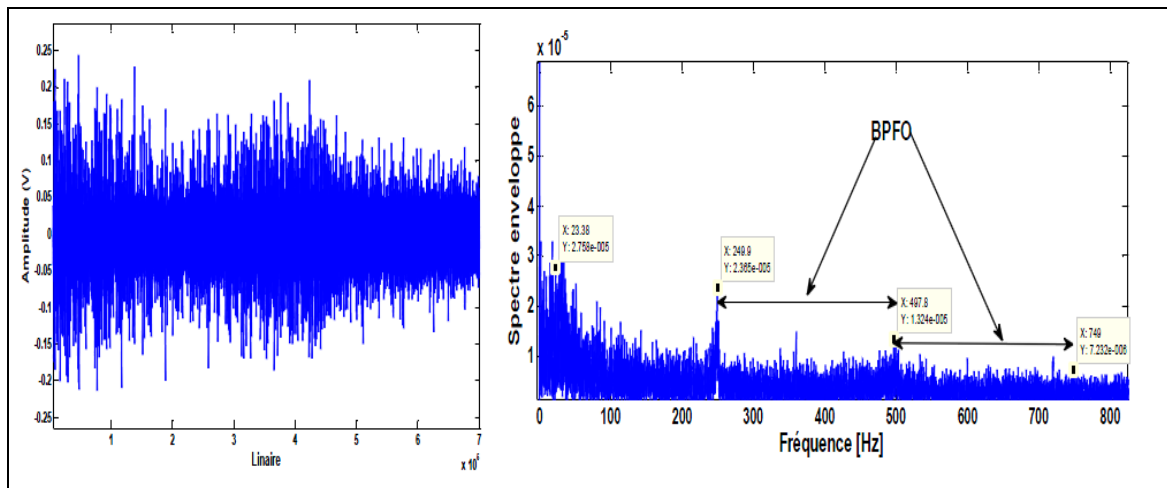


Figure 3.9 Le signal EA et le spectre d'enveloppe du roulement défectueux

3.7 Comparaison entre les descripteurs statistiques

La Figure 3.10 montre une comparaison des différents descripteurs statistiques des signaux entre un roulement sain (bleu) et un roulement défectueux (rouge), pour différentes fréquences centrales (F_c) du capteur UE 10 000. On constate que tous les indicateurs ont

observé une augmentation lorsque le roulement est défectueux. Pour la plupart des indicateurs, cette augmentation est suffisante pour distinguer d'une manière efficace un défaut. Comme première constatation, on peut conclure que la bande de $F_c = 30$ kHz semble être la meilleure bande pour surveiller le roulement dans le cadre de notre étude.

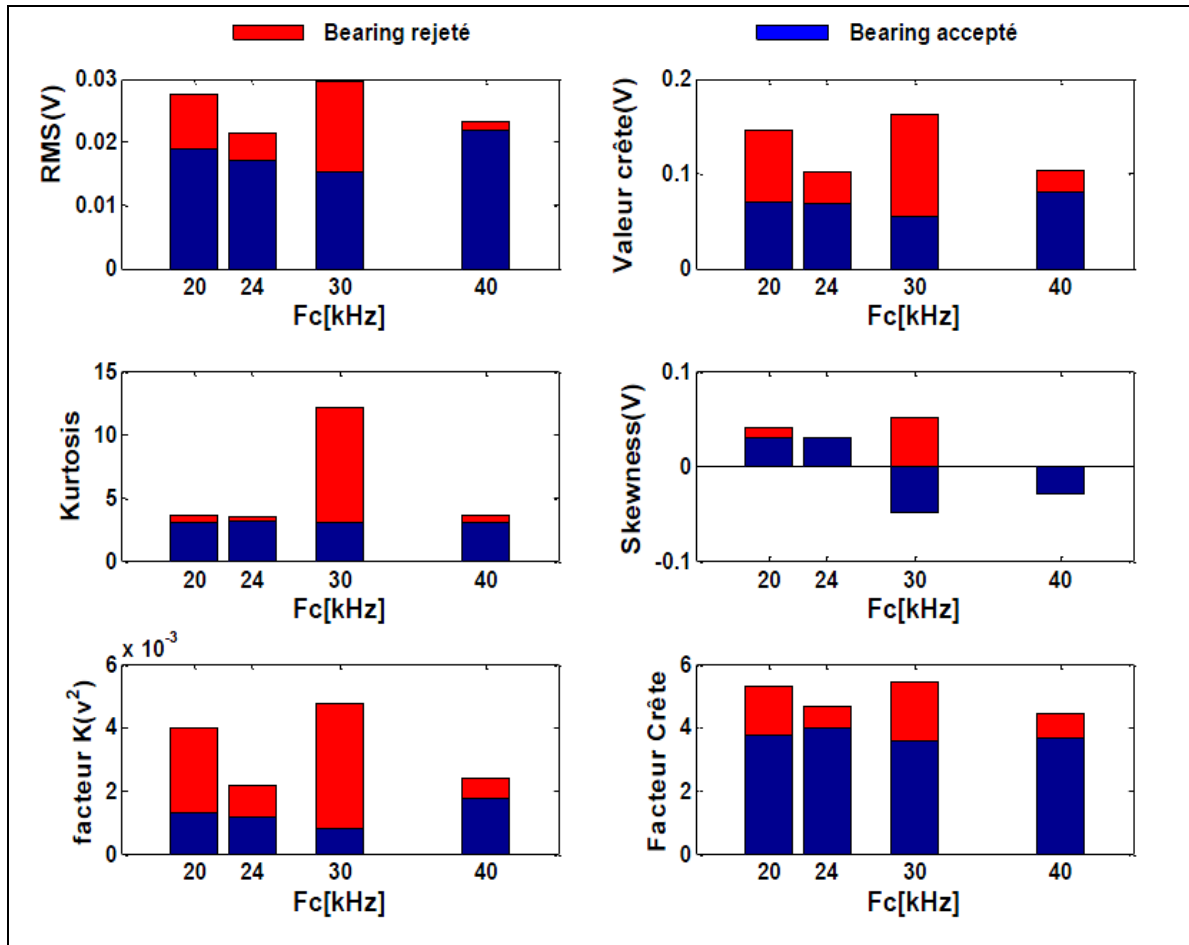


Figure 3.10 Comparaison entre les descripteurs statistiques des EA pour un roulement sain et un roulement défectueux (100 μ m)

3.8 Conclusion

Le but de cette étude est de vérifier le potentiel et la capacité de la sonde UE 10 000 à détecter les défauts de roulement des moteurs d'avions à un stade précoce. Deux roulements ont été testés. Le premier est considéré comme normal (sain) et le deuxième est défectueux et

qui présente des rayures de l'ordre de 120 μm sur la piste de sa bague extérieure. L'expérimentation est faite sous deux conditions différentes, la première à haute vitesse et l'autre à basse vitesse. Dans les deux cas, on détecte à l'aide de la sonde UE 10 000 la fréquence du défaut (*BPFO*) sous la bande $F_c=30$ kHz. Dans le domaine fréquentiel, l'analyse d'enveloppe s'est avérée un outil intéressant pour déceler les fréquences du défaut. A partir de cette étude faite sur le moteur PW120, on peut conclure que la technique EA présente une méthode intéressante pour le suivi de l'état des roulements. Cela rejoint les conclusions faites par Kim *et al.* (2006) et Kedadouche, Thomas et Tahan (2012). De ce fait, on peut conclure que la méthode EA est une technique avec un potentiel élevé pour détecter de façon précoce des défauts de roulement sur une machine opérant dans un milieu très bruyé.

CHAPITRE 4

CYCLOSTATIONARITY APPLIED TO ACOUSTIC EMISSION AND DEVELOPMENT OF NEW INDICATOR FOR MONITORING BEARING DEFECTS

4.1 Présentation

Nous avons présenté dans cet article une étude qui applique un autre outil de traitement de signal beaucoup plus sophistiqué et qui est largement abordé dans cette décennie pour la surveillance des machines tournantes par des mesures de vibration, soit la cyclostationnarité. L'étude porte sur la caractérisation de l'aspect cyclostationnaire des signaux d'émission acoustique. À notre connaissance, c'est seulement le deuxième article existant dans la littérature qui a abordé ce sujet après celui de Kilundu *et al.* (2011).

Les données utilisées sont les mêmes signaux exploités que dans le premier article. Il a été démontré par beaucoup de groupes de chercheurs que les roulements sont cyclostationnaires d'ordre 2 (variance périodique). Dans un premier temps, un prétraitement des signaux bruts est fait pour extraire le second ordre du signal. Ensuite, la densité cyclique spectrale, qui est un outil mettant en évidence la cyclostationnarité, est utilisée afin de caractériser l'aspect cyclostationnaire de l'EA. Une étude comparative entre l'émission acoustique et les mesures vibratoires y est également exposée. Deux nouveaux indicateurs basés sur la cyclostationnarité sont proposés et comparés pour une détection précoce du défaut. Ces indicateurs sont basés sur le *ICS (Integrated Spectral Correlation)*. Cette étude a fait l'objet d'un article qui a été publié dans la revue *Mechanics & Industry* (septembre 2014) et est présenté intégralement dans la section suivante.

4.2 Article 2

CYCLOSTATIONARITY APPLIED TO ACOUSTIC EMISSION AND DEVELOPMENT OF NEW INDICATOR FOR MONITORING BEARING DEFECTS

M. Kedadouche, M. Thomas et A. Tahan

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure.

1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA.

E-mail: mourad.kedadouche@hotmail.fr, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been published in the journal of “Mechanics & Industry”, September 2014,

<http://dx.doi.org/10.1051/meca/2014061>

4.2.1 Abstract

The exploitation of cyclostationarity properties of vibratory signals is now more widely used for monitoring rotating machinery and especially for diagnosing bearing defects. The acoustic Emission (AE) technology has also emerged as a reliable tool for preventive maintenance of rotating machines. In this study, we propose an experimental study that characterizes the cyclostationary aspect of Acoustic Emission (AE) signals recorded from a defective bearing (40µm on the outer race) to see its efficiency to detect a defect at its very early stage of degradation. An industrial sensor (UE10 000) is used. An electrical circuit converts the high frequency signal into an audible signal by heterodyning. The cyclic spectral density, which is a tool dedicated that to put into evidence the presence of cyclostationarity, is used for characterizing the cyclostationary. Two new indicators based on this cyclostationary technique are proposed and compared for early detection of defective bearings.

Keywords: Acoustic Emission, Cyclostationarity, Indicator of Cyclostationarity, Rolling bearings.

4.2.2 Introduction

Most researches on machinery fault diagnosis can be classified in time, frequency or time-frequency domain. In time domain, the RMS value of vibratory signals, Crest Factor (CF), Skewness and Kurtosis are the most used statistical descriptors since they are scalar (Jardine, Lin et Banjevic (2006), Sassi, Badri et Thomas (2008)). Techniques advanced signal processing have been widely used in vibration. In the frequency domain, the envelope analysis, also known as amplitude demodulation, has been widely used and proved to be very effective in detecting bearing characteristic frequencies.

On the other hand, many research studies have been published on the detection and diagnosis of bearing defects by acoustic emission. Tandon et Choudhury (1999) presented a detailed review of vibration and acoustic methods, noise measurements, shock waves and acoustic emission technique. They updated critical works (Choudhury et Tandon (2000)) incorporating latest and advanced techniques. He, Zhang et Friswell (2009a) presented a detailed review of the application of acoustic emission for monitoring bearings. There are few publications on the application of ultrasonic techniques for monitoring bearing condition (Dadouche et al. (2008), Shiroishi et al. (1997)). Kim et al. (2006) focused on the diagnosis of bearings (defect about 100 μm) operating at low speeds. Kedadouche, Thomas et Tahan (2012) presented a comparative study between acoustic emission and vibration. This study was focused on the diagnostic of bearing which present a defect at an early stage (40 μm). Chimentin et al. (2010a) used time domain indicators: RMS, Kurtosis, and proposes to improve the signal-to-noise ratio by applying denoising techniques (wavelet, spectral subtraction, SANC) on experimental acquired AE data. Deshun (2009) used wavelet analysis and Zvokelj, Zupan et Prebil (2010) were interested in the application of Empirical Mode Decomposition (EMD) applied to AE signals. Recently, Kilundu et al. (2011) applied the cyclostationary on acoustic emission and showed the effectiveness of the spectral correlation and the ICS (Integrated correlation spectral) indicator for monitoring bearing defect but with relatively big defect sizes.

The aim of this study is to investigate the effectiveness of acoustic emission techniques to detect bearing defects at a very early stage and compare the results with signals from vibration measurements, using an experimental approach. An artificially defect in the form of a scratch with a 40 microns size, induced on the outer ring of the bearing was used for this comparative study. It is the smallest bearing fault size that has ever been investigated in literature. The ultrasonic sensor (UE 10000) is used with an electrical circuit that converts the high frequency signal into an audible signal EA by heterodyning. The ultrasonic signals from a normal bearing and those of the damaged bearing are compared with vibration signals at speeds of rotation ranging from 300 rpm to 900 rpm. This paper first highlights the cyclostationary character of AE associated with a defective bearing, and secondly, shows the effectiveness of the density spectral cyclic for diagnosis. Finally, new indicators for monitoring bearings based on cyclostationarity characteristics are presented.

4.2.3 Cyclostationarity

A signal is cyclostationary at an order 'n', if its statistical properties, at an order 'n' are periodic. Antoni (2009) presented a review of cyclostationary process and gives many examples. It is well known that the defects on the rolling bearing produce a series of shocks. These shocks are not perfectly periodic because of slips. Antony suggested that these slips are non-stationary process and may be approximated as quasi-cyclostationary over only a limited period of time (Antoni et al. (2004)). Kilundu et al. (2011) note that the acoustic emission is similar to vibrations and he suggests the same cyclostationarity properties for AE signal arising from a defective bearing. An efficient method for testing cyclostationarity of a signal $X(t)$ (residual part after extracting the deterministic part of the signal) is to compute the two-dimensional Fourier transform of its autocorrelation function $R_{xx}(t, \tau)$ i.e.

$$S_x(f, \alpha) df d\alpha = DFT_{t \rightarrow \alpha, \tau \rightarrow f} \{R_{xx}(t, \tau)\} \quad (4.1)$$

Where f and α are, respectively, the spectral and cyclic frequencies

The Cyclic Power Spectral Density of the signal is estimated by using Welch's averaged periodogram method. The parameters and the method are set based on the recommendations of Antoni [Antoni (2007b), Antoni (2007a)]. For this investigation the parameters employed for obtaining the averaged cyclic periodogram estimate were as follows:

- Hanning window with 2/3 overlap;
- Window length: 256;
- Cyclic frequency resolution: 0.2 Hz.

4.2.3.1 Methodologies for processing cyclostationary signals

Antoni et al. (2004) presented a review of some signal processing tools dedicated to cyclostationary signals (Figure 4.1) when the signals are issued from rotating machines. Figure 4.1 presents an organization chart for different steps.

The technique consists in resampling the signal in the angle domain (Step 1) and extracting the angle periodic component using the synchronous average (Step 2). After that, the residual (2nd order) may be computed by extracting the periodic part (deterministic) from the original signal (Step 3). If we cannot resample the signal in the angle domain, other tools may be used which are dedicated to extract the deterministic part for any signal like Comb-filter, ALE, SANC and DRSep...etc

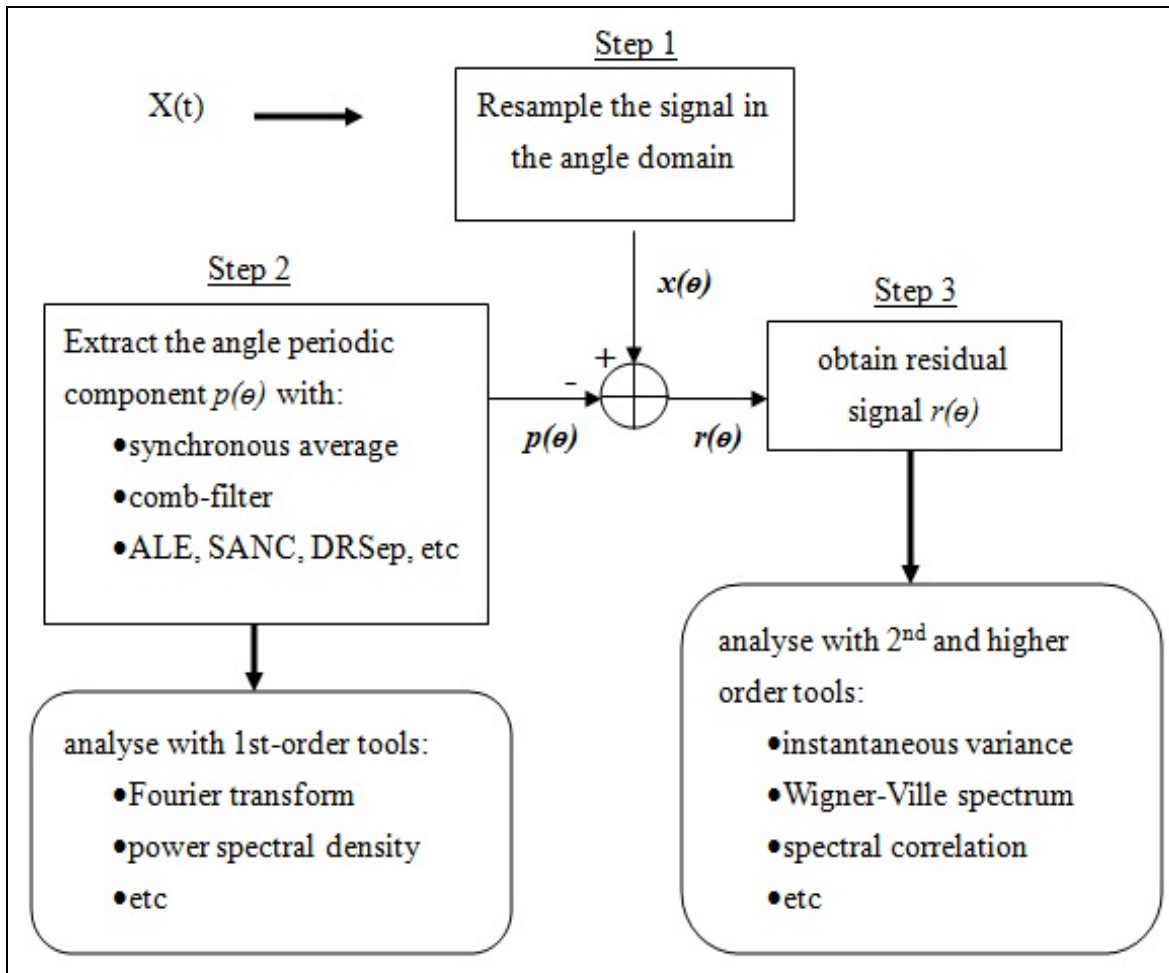


Figure 4.1 Methodology for processing cyclostationary machine signals (Antoni, Bonnardot et al. (2004))

In the last decades, several blind algorithms were dedicated to the separation of mixtures of unobserved signals. Recently applied to mechanical systems and in particular to rotating machines that usually generate vibration signals exhibiting cyclostationarity, Bonnardot, Randall et Guillet (2005) developed a multiple cyclic regression (MCR) technique for extracting the 2nd order of a signal. Boustany et Antoni (2005) proposed a new method called SUBLEX which achieve to the same objectives under the same assumptions as (Bonnardot, Randall et Guillet (2005)), but using a different approach. After that, Boustany et Antoni (2008) proposed a new effective method called RRCR (Reduced-Rank Cyclic Regression) that benefits from the respective advantages of the original MCR and SUBLEX methods but suppresses their drawbacks. All these techniques may be used to study the cyclostationary of

rotating machine (Figure 4.2). In this paper, the last method (RRCR) is used for extracting the second order of the signal from the acoustic emission and from the vibration signal in order to compute their cyclic spectral density (*CSD*).

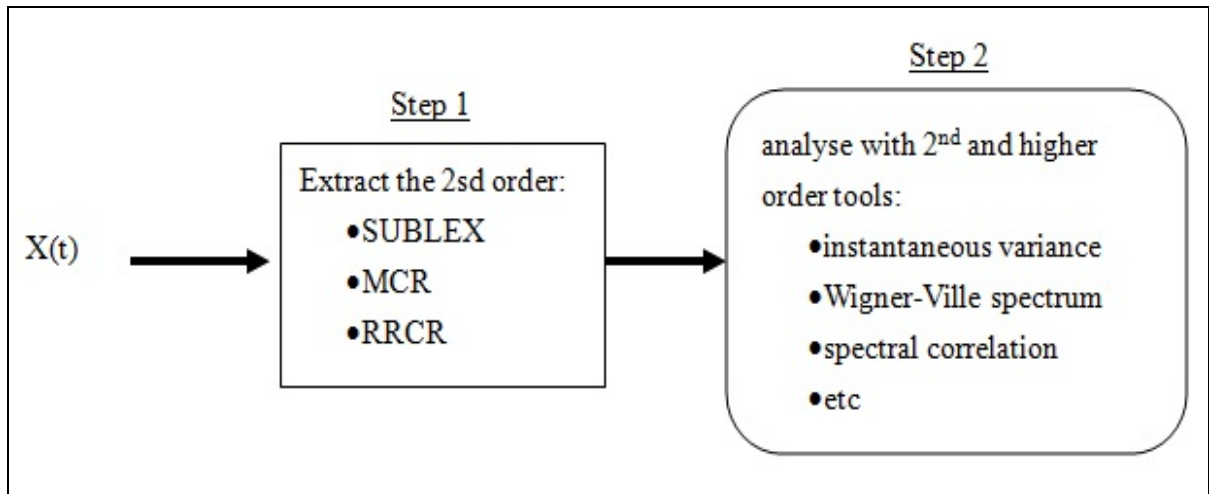


Figure 4.2 Methodology for processing cyclostationary machine signals by extracting the second order

4.2.4 Experimental study

The test bench used in this study is shown in Figure 4.3 (A). A shaft is supported by two bearings and connected to a motor with a flanged coupling bolted rubber. Two systems were investigated, one with a healthy bearing (SKF, 1210 EKTN9) and the other with an artificially damaged bearing on the outer race (defect order: BPFO = 7.24). The default size is 40 microns as shown in Figure 4.3 (B).

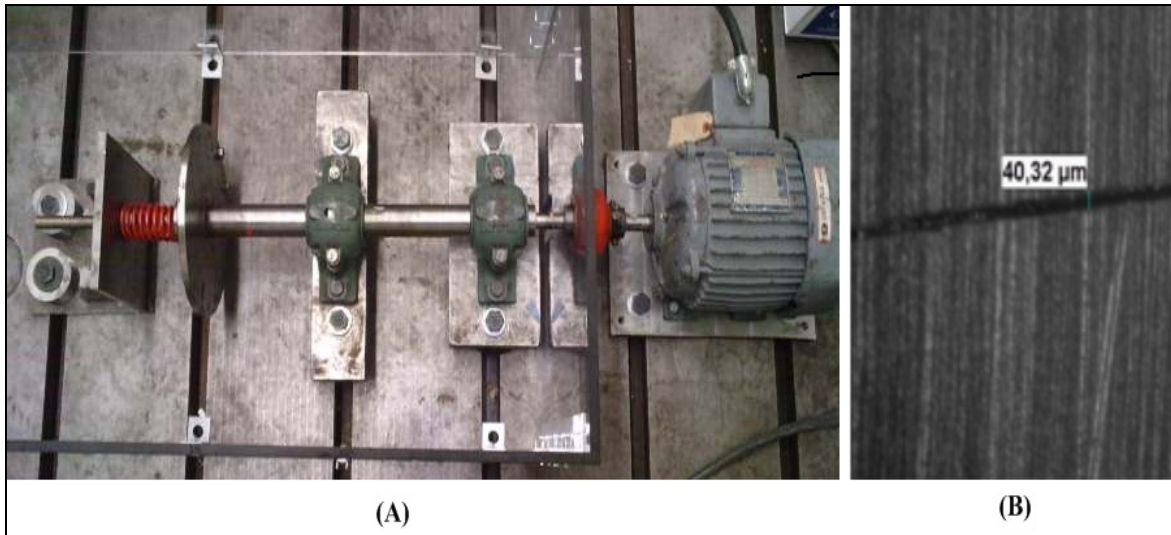


Figure 4.3 (A) Experimental Test bench, (B) The defect on outer ring

The equipment for vibration data collection and ultrasound are shown in Figure 4.4 (A). They consist in an accelerometer with a sensitivity of 100 mV/g and an ultrasound detector (UE Systems UltraProb 10000). Both sensors are connected to an analogue digital converter (THOR Analyzer PRO: DT9837-13310) with a sampling frequency of 48 kHz. The latter is connected to a collector-analyzer BETAVIB. The ultrasonic sensor used in this study operates in the lower ultrasonic spectrum from 20 kHz to 100 kHz. A heterodyne circuit converts the high frequency acoustic emission signal as detected by the transducer around a central frequency F_c into an audible signal (0-7 kHz) (Figure 4.4 (B)). The heterodyned signal may then be recorded through conventional data acquisition system at 48 kHz. The mechanical system is excited by an unbalance mass rotating. The acoustic emission signals from the two bearings (healthy and faulty) are recorded at the central frequency of 30 kHz which was found as the more sensitive to the defect when rotating at various speeds (300, 600 and 900 rpm).

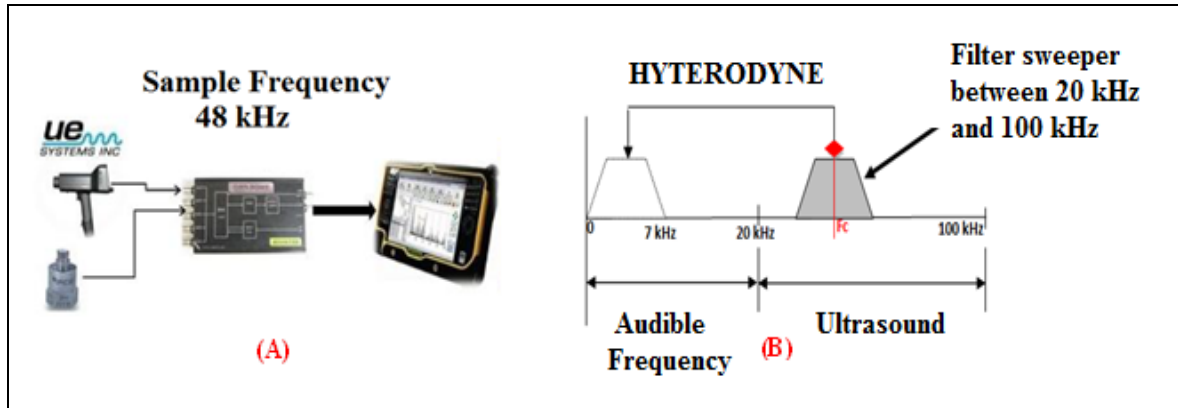


Figure 4.4 (A) Data acquisition system, (B) Heterodyne principle

4.2.4.1 Results analysis and applications

4.2.4.1.1 Vibration signal

Figure 4.5 (A) Figure 4.5 (B) show, respectively, the vibration signal of the damaged bearing when operating at 300 rpm and its second order obtained by RCRR. Figure 4.5 (C) shows the spectrum of the original signal (Blue line) and its 2nd order (Red line) for the defective bearing while Figure 4.5 (D) exhibits the spectrum for the healthy bearing. A zoom around [0 - 300 Hz] reveals that the frequency related to the rotation of the shaft (deterministic part) exists only in the original signal, while we can observed the bearing frequency (BPFO) in the 2nd order spectrum in both cases (healthy and faulty), but with a very small amplitude. All other deterministic peaks were filtered in the 2nd order spectrum. Figure 4.6 compares the Cyclic Spectral Density (CSD) between the healthy and defective bearing. Figure 4.6 (B) clearly exhibits BPFO and its harmonics around the resonance of bearing which are located between [500 - 1500 Hz] and [4000 - 5000 Hz], with a level of energy definitely larger than for the healthy bearing (Figure 4.6 (A)).

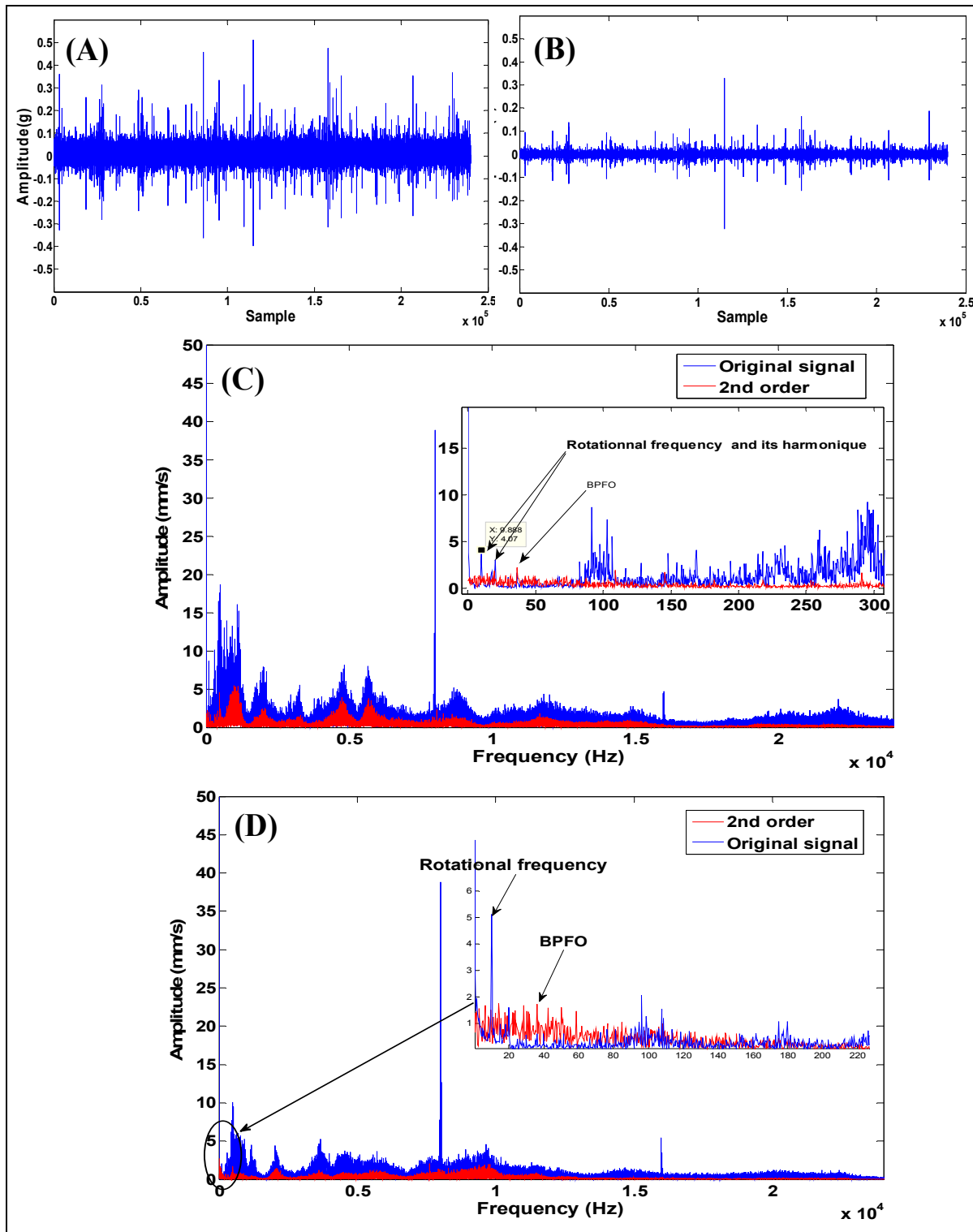


Figure 4.5 (A) vibration signal of the defective bearing, (B) Second order after applying the RRCR method of the defective bearing, (C) Spectrum of (A) and (B) of the defective bearing, (D) Spectrum of the healthy bearing

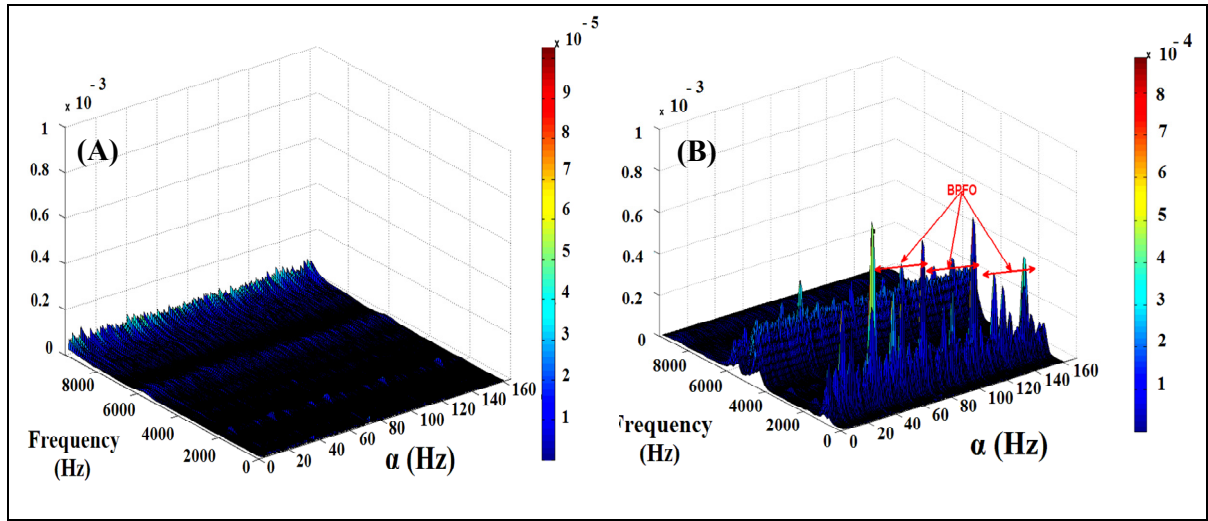


Figure 4.6 CSD of vibration signal: (A) Healthy bearing (B) defective bearing

4.2.4.1.2 Acoustic emission signal

Figure 4.7 (A) and Figure 4.7 (B) show, respectively, the ultrasonic signal of the damaged bearing when operating at 300 rpm and its second order obtained by RCRR. We note that the second order is the same as the original signal when a defect is present. The acoustic emission doesn't detect information related to the rotational frequency (deterministic part), but we observe a decrease of noise. Figure 4.7 (C) shows the spectrum of the original signal (Blue line) and its 2nd order (Red line) for the defective bearing while Figure 4.7 (D) exhibits the spectrum for the healthy bearing. A zoom around [0 -300 Hz] reveals that the spectrum of the 2nd order is the same as the spectrum of the original signal when a defect is present while its amplitude is lower when there is no defect. At this speed we can consider that the original signal recorded by acoustic emission is at order 2. It is in fact the main advantage of acoustic emission measurements. However, the contribution of the deterministic part is lost.

Similarly to vibration analysis, Figure 4.8 (B) clearly highlights the CSD of ultrasonic signal of the defective bearing, showing the manifestation of BPFO and its harmonics around the resonance [500-1500 Hz] with a level of energy of the CSD definitely larger than for the healthy bearing (Figure 4.8 (A)).

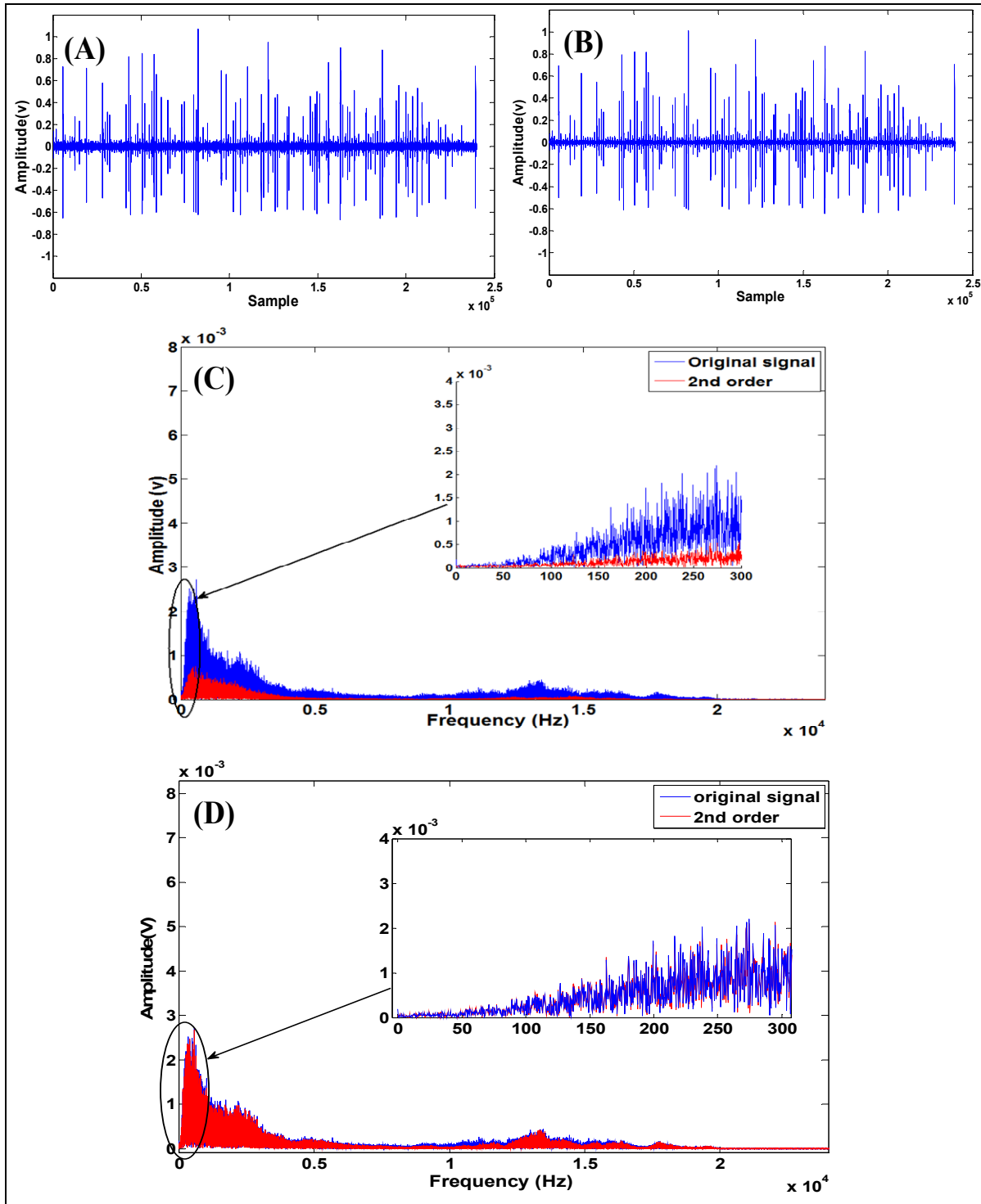


Figure 4.7 (A) Ultrasonic signal of the defective bearing, (B) Second order after applying the RRCCR method of the defective bearing, (C) Spectrum of (A) and (B) of the defective bearing, (D) Spectrum of the healthy bearing

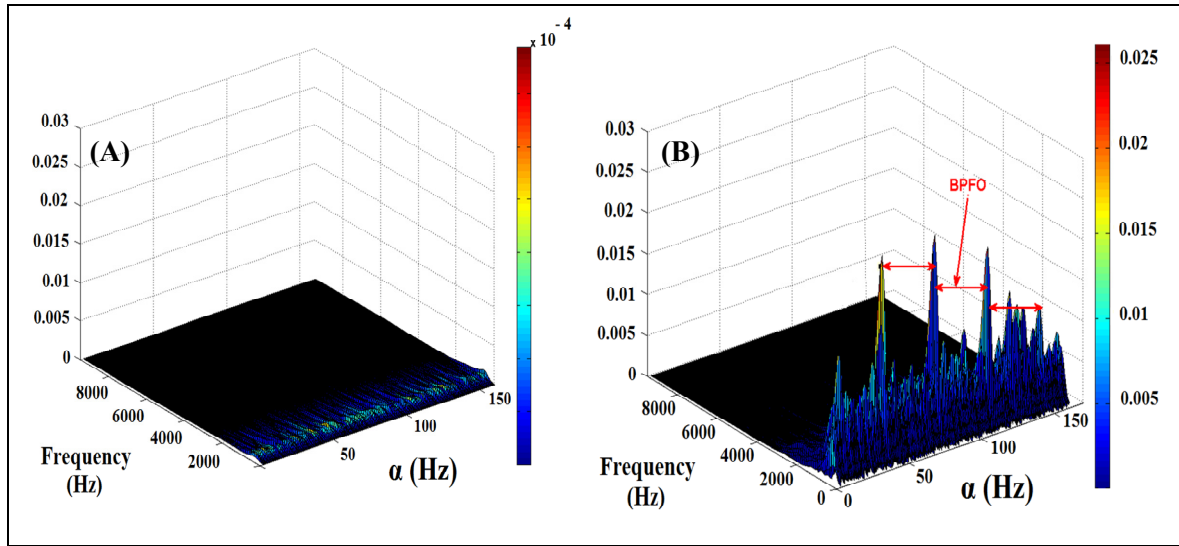


Figure 4.8 CSD of Ultrasonic signal: (A) Healthy bearing (B) defective bearing

4.2.4.1.3 Comparison between vibration and acoustic emission

Figure 4.9, Figure 4.10 and Figure 4.11 represent the *CSD* of vibration and acoustic measurements for the defective bearing at speeds of 300 rpm, 600rpm and 900 rpm, respectively. It can be noticed that acoustic emission detects *BPFO* and its harmonics for all speeds. However, the vibration measurements show only the manifestation of *BPFO* when operating at low speed (300 rpm) but only an increase of the energy at high frequencies around the resonance can be noticed for the two other speeds. In conclusion, it is clear that the acoustic emission measurement is more efficient to detect a defect than vibration measurements when the defect is very small (40 μ m) for an early stage of degradation when increasing the speed.

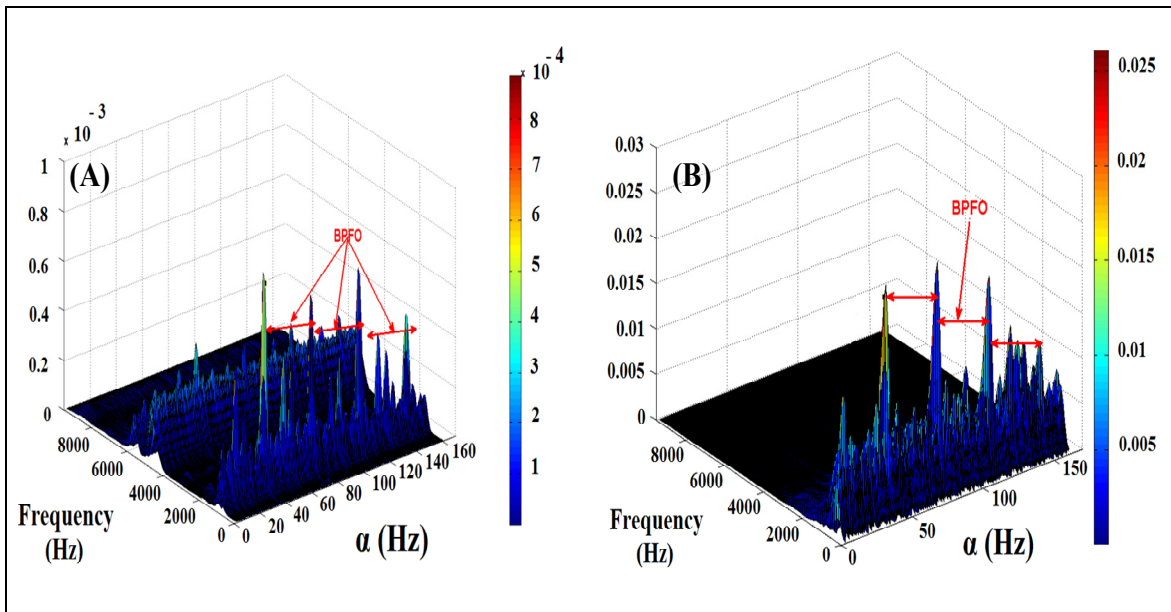


Figure 4.9 CSD of defective bearing at speed of 300 rpm: Vibration, (B) ultrasound

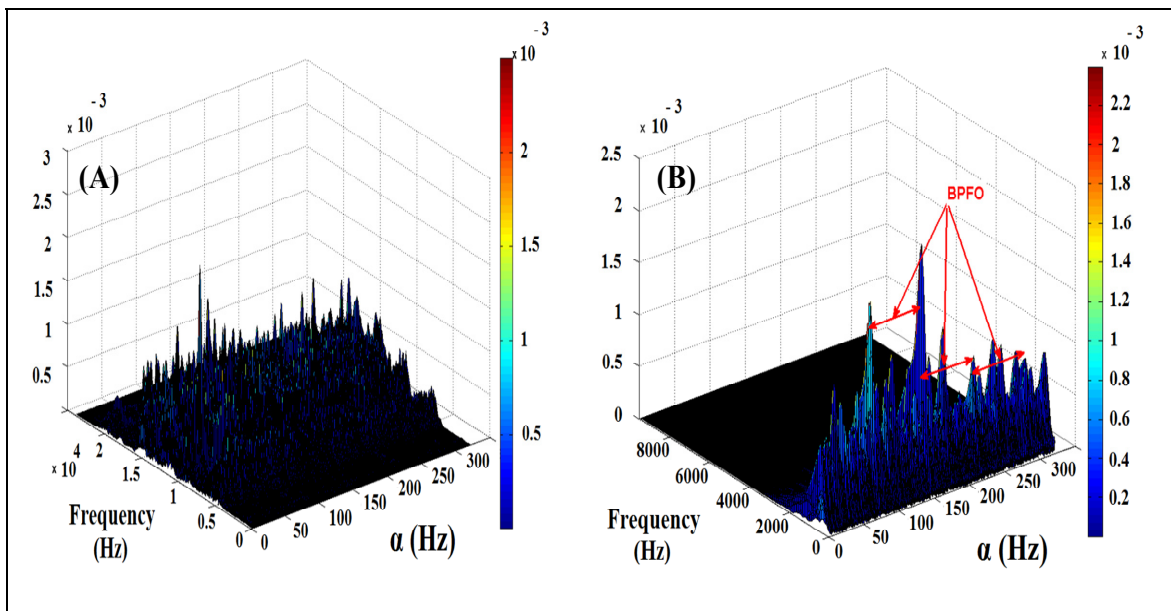


Figure 4.10 CSD of defective bearing at speed 600 rpm: (A) Vibration, (B) ultrasound

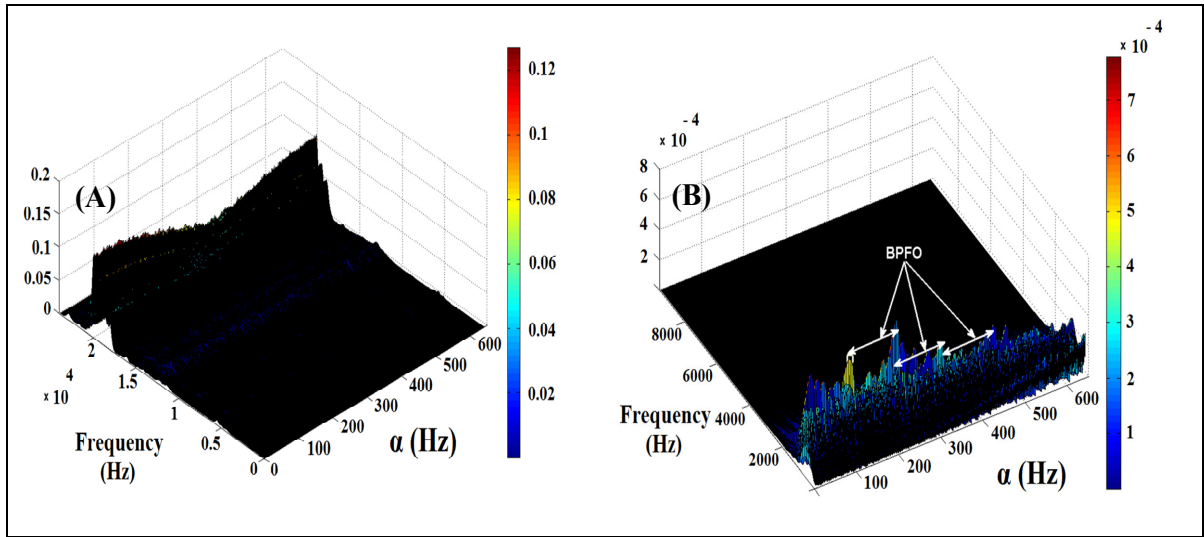


Figure 4.11 CSD of defective bearing at speed 900 rpm: (A) Vibration, (B) ultrasound

4.2.4.1.4 New Indicator of cyclostationary

In order to track the defect evolution, Kilundu et al. (2011) proposed a new indicator called Integrated Spectral Correlation denoted ICS , to evaluate energy at the defect frequency from the CSD . The indicator is computed by integrating the magnitude of the spectral correlation between $\alpha_{1,2} = fbearing (1 \pm 1\%)$ along α -axis, and for all the values along f -axis (equation (4.2)).

$$ICS = \sum_{\alpha=\alpha_1}^{\alpha_2} \sum_{f=0}^{f_s/2} S_x^\alpha \quad (4.2)$$

where f_s is the sample frequency.

If the defect is applied to outer race, the bearing frequency BPFO appears:

$$fbearing = BPFO = \frac{Nb}{2} \left(1 - \frac{Bd}{Pd} \cos \theta\right) \times w \quad (4.3)$$

Where Bd is the diameter of the balls; Pd is the diametral pitch; θ is the contact angle; Nb is the number of balls and w is the rotational speed. However, it is well known that the increase of degradation of a faulty bearing not only causes an increase in the amplitude of the vibration frequencies of bearings, but also generates vibration harmonics of these frequencies as well as modulation frequencies. Consequently, the key of diagnostic relies on the number of harmonic of the bearing frequency and of their modulation frequencies (Thomas M. (1995), Taylor (1980)).

We have try to develop two new indicators like ICS that are denoted ICS1 and ICS2 which take into account the amplitude modulation of the defects and the frequency resonance of the bearing:

- For the first one, the *ICS* is computed by integrating the magnitude of the cyclic spectral density between $(BPFO - 2.2 \times Fr \text{ and } BPFO + 2.2 \times Fr)$ along α -axis, and for all the values f around the resonance (equation (4.4)).

$$ICS_1 = \sum_{n=1}^3 \sum_a^b \sum_{f1}^{f2} S_x^\alpha \quad (4.4)$$

where $a = n \times BPFO - (2.2 \times Fr)$, $b = n \times BPFO + (2.2 \times Fr)$ and Fr is frequency of rotational speed.

- For the second one, the ICS is computed by integrating the magnitude of the cyclic spectral density between $(BPFO - 2.2 \times Fr \text{ and } BPFO + 2.2 \times Fr)$ along α -axis, and for all the values along f-axis (equation (4.5)).
-

$$ICS_2 = \sum_{n=1}^3 \sum_a^b \sum_1^{Fs/2} S_x^\alpha \quad (4.5)$$

Figure 4.12 show the indicators (ICS , ICS_1 and ICS_2) computed for the healthy bearing (Blue bar) and the defective bearing (Red bar) at different speeds.

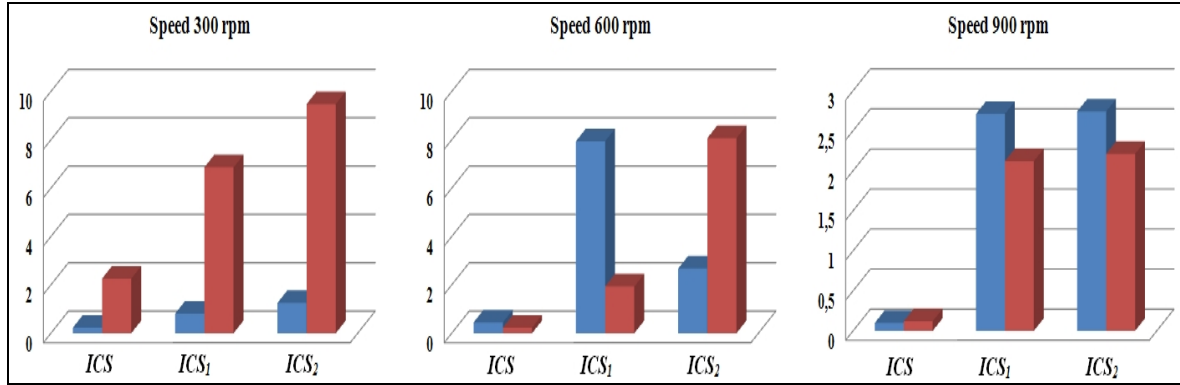


Figure 4.12 Indicators of cyclostationarity at different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing

When rotating at 300 rpm, all the three indicators may distinguish between the healthy and defective bearing and it can be noticed that the two new indicators (ICS_1 and ICS_2) are more sensitive than the ordinary ICS . However, at higher speeds (600 and 900 rpm), all these indicators are not efficient. We suppose that the problem may be due to the fact that when the defect size is very small, the amplitude of the healthy bearing is equivalent to the amplitude of the defective bearing due to the effect of other excitations that act in the high frequency domain (friction, lubricant, etc.).

For enhancing these indicators, we have investigated three new indicators. We propose to normalize the previous indicators by dividing them by time descriptors of the original signal. The new indicators ($ICSN$: Integrated Cyclic Spectral Normalised) are normalized relative to their *RMS*, *Skewness*, and *kurtosis* given by equation (4.6), (4.7) and (4.8).

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.6)$$

$$Skewness = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (4.7)$$

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (4.8)$$

The Table 4.1 presents the values of the temporal descriptors of the healthy bearing and the defective one. It is well known that the *Kurtosis* and *Skewness* are so sensible to random chocks. Due to the effect of other excitations, that act in the high frequency domain (friction, lubricant, etc.), the healthy bearing produce a random chocks. For this reason we note that the *Kurtosis* and *Skewness* of the healthy bearing is greater than the defective bearing.

Table 4.1 Descriptors temporal for the healthy and the defect

	Healthy Bearing				Defect Bearing			
Speed	Kurtosis	RMS	Skew		Speed	Kurtosis	RMS	Skew
300	153.169	0.021	2.073		300	118.05	0.038	0.93
600	83.556		0.654		600	57.13	0.034	0.057
900	82.459	0.017	1.025		900	61.10	0.025	0.1358

Figure 4.13, Figure 4.14 and Figure 4.15 show the indicators normalised by RMS, Kurtosis and Skewness, respectively, and computed for the healthy bearing (Blue bar) and the defective bearing (Red bar).

- When rotating at low speed (300 rpm), all the indicators normalised are efficient and the $ICSN_2$ is the best compared to others indicators.
- When rotating at 600 rpm, only $ICSN_2$ makes a difference between the healthy and the defective bearing, for all the indicators.
- However, when rotating at higher speed (900 rpm), only $ICSN_2$ normalised by *Skewness* (Figure 4.15) allows for making a difference between the healthy and the defective bearing.

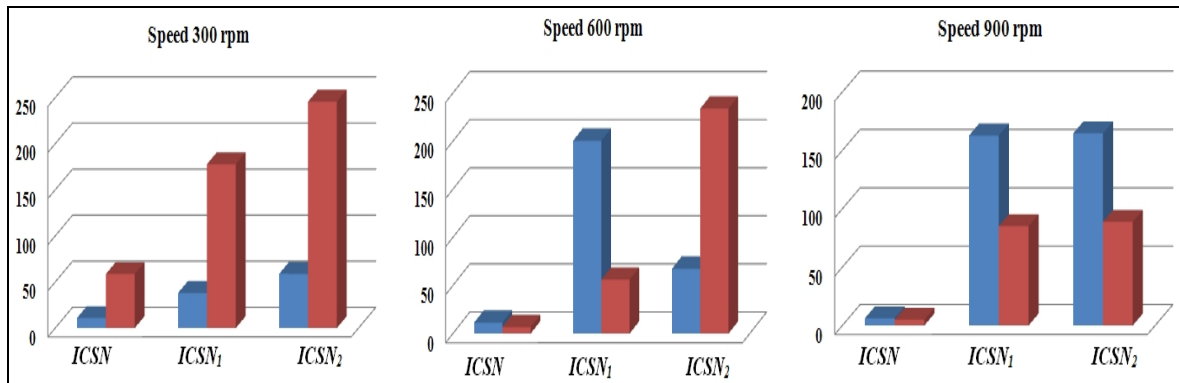


Figure 4.13 Indicators of cyclostationarity normalized by *RMS* for different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.

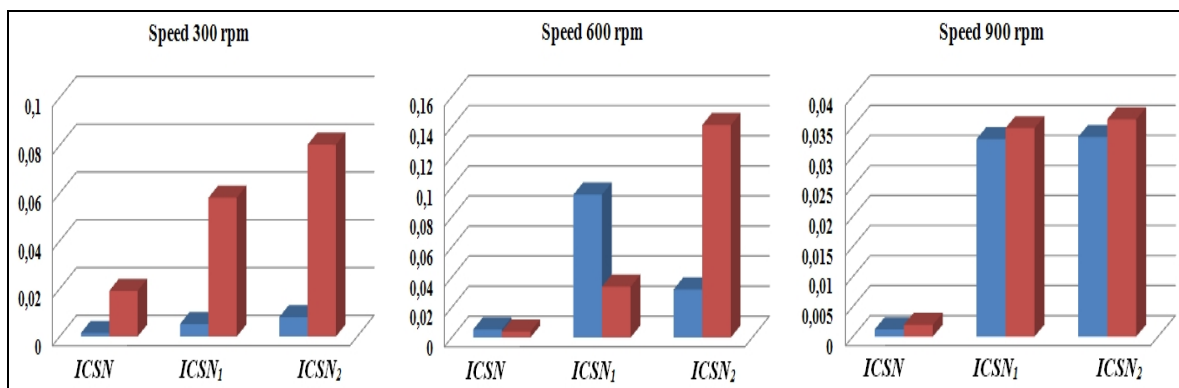


Figure 4.14 Indicators of cyclostationarity normalized by *kurtosis* for different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.

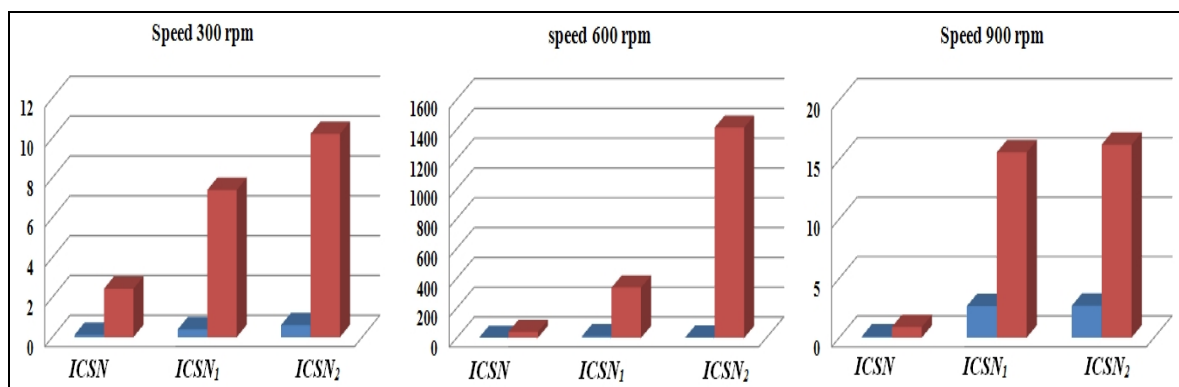


Figure 4.15 Indicators of cyclostationarity normalized by *skewness* for different speeds; ■ Healthy bearing, ■ Defective bearing.

Figure 4.15 shows that all these indicators normalized by Skewness were able to distinguish a defective bearing from a healthy one, whatever the rotating speed. However, the indicator $ICSN_2$ normalised by Skewness revealed to be more sensitive than the two others by making a large difference between the healthy and the defective bearing for all the speeds (Figure 4.15). Consequently, we propose to adopt this indicator ($ICSN_2$) for the monitoring of acoustic emission signals applied to bearing diagnosis.

4.2.5 Conclusion

This study focused on the potential of cyclostationary tools applied to the acoustic emission to detect a very small defect (40 microns) compared with the vibration measurement. Two bearings (defective and healthy) were investigated on a test bench at different speeds. This study highlights the cyclostationarity character of acoustic emission measurements. The cyclic spectral density (CSD) is computed for all acoustic emission and vibration signals and the results show that the acoustic emission measurement is more efficient than the vibration measurement for an early detection of degradation even when defect is very small (40 μ m) especially when increasing the speed. A new indicator (called $ICSN_2$) is developed for the monitoring of acoustic emission signal. This indicator is based on the amplitude of the cyclic spectral density computed into a bandwidth close to bearing frequencies and its harmonics and normalized by the Skewness of the time signal. It must be noticed that this study is the first one able to detect a so small defect on bearings (40 microns). Further tests are planned with several defects of different sizes to explore the full potential of this method; the results will be confirmed later.

4.2.6 Acknowledgments

The financial support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada and Pratt & Whitney Canada are gratefully acknowledged. The technical supports of R. Ginet and S. Koch from Pratt & Whitney Canada were greatly appreciated.

CHAPITRE 5

MONITORING MACHINES BY USING A HYBRID METHOD COMBINING MED, EMD, AND TKEO

5.1 Présentation

Nous avons présenté dans cet article est une nouvelle méthode hybride qui combine la technique MED (*Minimum Entropy Deconvolution*), l'EMD (*Empirical Mode Decomposition*) et le TKEO (*Taiger Kaiser Operator Energy*) pour une meilleure détection des défauts de roulement. La méthode proposée consiste à débruiter le signal en utilisant le MED pour mieux faire apparaître les chocs induits par le défaut. Ensuite la décomposition EMD est appliquée sur le signal. Le facteur de corrélation est utilisé pour sélectionner automatiquement l'IMF qui présente le coefficient de corrélation le plus élevé. Dans cette étude, la première IMF a été automatiquement sélectionnée, car elle représente la contribution des hautes fréquences qui sont excitées en premier dès les premiers stades de dégradation. Après cela, le TKEO est utilisé pour suivre l'énergie de modulation. La nature des défauts du palier peut être reconnue d'après le spectre de l'amplitude instantanée. La méthode a été d'abord validée sur des signaux de simulation. Une étude expérimentale est menée avec des défauts de roulement inférieur à 100 μm . Les signaux d'émission acoustique et ceux de vibration ont été acquis et à des vitesses de fonctionnement différentes. Les résultats expérimentaux montrent que l'analyse du spectre sur la base MED-EMD et TKEO fournit un outil d'analyse de signal fiable.

Cette étude a fait l'objet d'un article qui a été publié dans le journal *Advances in Acoustics and Vibration*, Mars 2014 et est présenté intégralement dans la section suivante.

5.2 Article 3

MONITORING MACHINES BY USING A HYBRID METHOD COMBINING MED, EMD, AND TKEO

Kedadouche, M. Thomas et A. Tahan

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure.

1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA.

E-mail: mourad.kedadouche@hotmail.fr, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been published in the journal of “Advances in acoustics and Vibration”, vol. 2014, Article ID 592080, 10 pages, 2014. doi:10.1155/2014/592080

5.2.1 Abstract

Amplitude demodulation is a key for diagnosing bearing faults. The quality of the demodulation determines the efficiency of the spectrum analysis in detecting the defect. A signal analysis technique based on minimum entropy deconvolution (MED), empirical mode decomposition (EMD), and Teager Kaiser Energy Operator (TKEO) is presented. The proposed method consists in enhancing the signal by using MED, decomposing the signal in intrinsic mode functions (IMFs) and selects only the IMF which presents the highest correlation coefficient with the original signal. In this study the first IMF1 was automatically selected, since it represents the contribution of high frequencies which are first excited at the early stages of degradation. After that, TKEO is used to track the modulation energy. The spectrum is applied to the instantaneous amplitude. Therefore, the character of the bearing faults can be recognized according to the envelope spectrum. The simulation and experimental results show that an envelope spectrum analysis based on MED-EMD and TKEO provides a reliable signal analysis tool. The experimental application has been developed on acoustic emission and vibration signals recorded for bearing fault detection.

Keywords: Acoustic emission, Amplitude demodulation, Teager Kaiser Operator Energy (TKEO), Empirical Mode Decomposition (EMD), Minimum Entropy Deconvolution (MED).

5.2.2 Introduction

The bearing may be considered as one of the most stressed parts in rotating machines. Early stage bearing defects excites first the resonance frequencies which manifest in the high frequency domain. High Frequency Resonance Technique (HFRT) is thus mostly used in industry since it allows the extraction of components information representing defects on rotating machinery (McFadden et Smith (1984)). A band-pass filtering around the excited resonance frequency followed by an amplitude demodulation step exhibits the modulation frequencies representative of the fault characteristic frequency of the bearing and its associated harmonics [Tse, Peng et Yam (2001), Altmann et Mathew (2001)]. Spectral analysis of this signal (amplitude and number of harmonics) can reveal the severity of defects (Thomas (2002)). However, the major challenge in the application of the HFRT technique is the proper selection of the center frequency and bandwidth of the band-pass filter. Many researches have focused on the development of efficient and robust methods for estimating the proper center frequency and optimum bandwidth of the band-pass filter. Spectral Kurtosis has been proposed by Antoni et Randall (2006).

However Kurtosis has its own limitation, especially when the signal is submerged by a strong and non-Gaussian noise with sudden high peaks where kurtosis shows extreme high values. Other methods were developed. Barszcz et Jabłoński (2011) proposed a Protrugram while Qiu et al. (2006) and Qiu et al. (2003) used the minimal Shannon entropy to select the proper bandwidth. Nikolaou et Antoniadis (2002a) and Lin et Zuo (2003) selected the parameters of Morlet wavelet based on the kurtosis maximization criterion. The most commonly used method to estimate the amplitude envelope of a signal is based on the analytic signal which is derived using the Hilbert transform. On the other hand, Teager Energy Operator (TEO) (Kaiser (1990)), originally proposed for nonlinear signal processing, provides an effective approach to extract the instantaneous amplitudes and frequencies of a modulated signal by energy operator demodulation approach and the demodulation effect is good compared with

Hilbert demodulation method, meanwhile the computation time greatly decreases (Potamianos et Maragos (1994), Maragos, Kaiser et Quatieri (1993b), Maragos, Kaiser et Quatieri (1993a), Junsheng, Dejie et Yu (2007) and Yuping, Hui et Lihong (2008)). This method was first used for the frequency and amplitude demodulation of the speech signals (Kaiser (1990), Maragos, Kaiser et Quatieri (1993a)) and was recently adopted for vibration signals of rotating machines Junsheng, Dejie et Yu (2007). It incorporates both amplitude and frequency demodulation and improves the fault signal to interference ratio and thus could enhance detection performance. The energy separation algorithm is completely data driven without the need to construct any basis functions. It is therefore adaptive to the local structure of a signal. It can track the energy and identify the instantaneous frequency and instantaneous amplitude of mono-component signals.

However, it is well known that the vibration or acoustic emission signal from bearings is a multi-component signal. For this reason, before computing TKEO, we propose to decompose the signal in multi-components by using the Empirical Mode Decomposition method (EMD), since it can adaptively decompose the signal into Intrinsic Mode Functions (IMFs) (Liang et Soltani Bozchalooi (2010), Bin et al. (2012), Thameur et al. (2013) and (Kedadouche, Thomas et Tahan, 2014a)). The TKEO can be computed for the IMF which is the most correlated with the original signal (Feng et al. (2012b), Hui, Lihui et Zhentao (2009) and Li, Zhang et Zheng (2010)).

We thus propose to use the coefficient of correlation as an indicator to select the IMF. So, the selected IMF is the IMF which presents the higher correlation coefficient with the original signal. However, in the early stages of bearing failure, the signal amplitude is somewhat weak and is often hidden by large noises and other signals. The selected IMF may thus be submerged by noise and cannot effectively discriminate the real bearing signal from noise. Furthermore the TKEO is highly sensitive to the noise level. A preprocessing method is thus needed for signal decomposition using the EMD method. We propose to use the Minimum Entropy Deconvolution (MED) which has been proven to be efficient in detecting incipient faults buried in large noise, and allows for an optimal filter to extract faulty bearing signals

(Sawalhi, Randall et Endo (2007) and Endo et Randall (2007)). Applying the EMD method to the filtered signal allows for the signal feature of the faulty bearing to be adaptively separated from the remaining noise.

We thus proposed to combine all these three methods for the diagnosis of bearing faults. The simulation and experimental results show that this hybrid method can effectively diagnose the faults of the bearing faults. The paper is organized as follows: Section 2 introduces the principles of EMD and its algorithm. Section 3 presents the TKEO theory. Section 4 presents the basic principles of MED. Section 5 gives the results from simulation and experimental data of bearing faults. Finally, the conclusions are provided in section 6.

5.2.3 Empirical Mode Decomposition (EMD)

The EMD method decomposes the time signal into a finite set of oscillatory functions called Intrinsic Mode Functions (IMF). An IMF is a function that meets the following conditions:

- The number of extrema and the number of zero crossings must either equal or differ at most by one;
- The value of the moving average envelope defined by local maxima and the envelope defined by local minima is zero.

The decomposition method in IMF may be summarized as follows (Lei et al. (2013) and Kedadouche, Thomas et Tahan (2014a)):

Algorithm 5.1 Decomposition EMD from Lei et al. (2013)

Empirical Mode Decomposition from

- (1) Initialize: $r_0 = x(t)$, and $i = 1$
- (2) Extract the i^{th} IMF c_i
 - (a) Initialize: $h_{i(k-1)} = r_{i-1}$, $k = 1$
 - (b) Extract the local maxima and minima of $h_{i(k-1)}$
 - (c) Interpolate the local maxima and the minima by cubic spline lines to form upper and lower envelopes of $h_{i(k-1)}$.
 - (d) Calculate the mean $m_{i(k-1)}$ of the upper and lower envelopes of $h_{i(k-1)}$
 - (e) Let $h_{ik} = h_{i(k-1)} - m_{i(k-1)}$.
 - (f) If h_{ik} is an IMF then set $c_{ik} = h_{ik}$, else go to step (b) with $k = k + 1$
- (3) Define the remainder $r_{i+1} = r_i - c_i$
- (4) If r_{i+1} still has least 2 extrema then go to step (2) with $i = i + 1$, else, the decomposition process is finished and r_{i+1} is the residue of the signal.

5.2.4 Teager Operator Energy

The Teager-Kaiser Energy tracking Operator (TKEO) is a nonlinear operator considered as a high-resolution energy estimator quantifying a product of both frequency as well as amplitude. TKEO can track the modulation energy and identify the instantaneous amplitude and frequency. This operator was developed by Kaiser (1990). TKEO, applied on a continuous signal $x(t)$ is defined as:

$$\psi(x(t)) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (5.1)$$

The discrete function equivalent to the energy operator is given by:

$$\psi(x(n)) = [x(n)]^2 - x(n+1)x(n-1) \quad (5.2)$$

where, $x(n)$ is a discrete-time signal.

The energy operator can extract the amplitude modulation and the frequency modulation from the signal. The TKEO has a great time resolution since the operator only needs three samples into the signal to be computed. This excellent time resolution provides the ability to capture the energy fluctuations. Furthermore, this operator is very easy to implement efficiently. The Energy Separation Algorithm (ESA) developed by Maragos, Kaiser et al. (1993) uses the TKEO to separate $x(t)$ into its amplitude envelope $|a(t)|$ and signal $f(t)$ to accomplish mono-component AM-FM signal demodulation:

$$f(t) \approx \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{\psi(\dot{x}(n))}{\psi(x(n))}} \quad (5.3)$$

$$|a(t)| \approx \frac{\psi(x(n))}{\sqrt{\psi(\dot{x}(n))}} \quad (5.4)$$

The ESA is a very simple demodulating technique for AM-FM demodulation. It presents a good time resolution but is very sensitive to noise. For this reason, Minimum Entropy deconvolution (MED) is proposed to extract the fault impulses while minimizing the noise before computing EMD and the TKEO.

5.2.5 Minimum Entropy Deconvolution (MED)

MED was originally proposed for applications on seismic recordings by Wiggins (1978). The MED is a deconvolution aimed for extracting the fault impulses while minimizing the noise (McDonald, Zhao et Zuo (2012)). Higher entropy corresponds to a tendency to become

random and the aim of MED is to enhance the structured information into the signal by searching for an optimum set of filter coefficients that recover the output signal with the maximum value of *Kurtosis*. The *Kurtosis* is an indicator that reflects the “peakiness” of a signal, and therefore the property of impulses.

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (5.5)$$

The detailed steps of this implementation can be recalled from Ref (Endo et Randall (2007)).

5.2.6 Bearing faults diagnosis based on MED-EMD and TKEO

5.2.6.1 Proposed method for defect detection of ball bearings

The choice of the IMFs to be analyzed is usually realized by visual or experience criteria by the user. However the process is not automatic in this way and an interaction with the user is required. We propose to use the coefficient of correlation as an indicator to select the IMF. So, the selected IMF is the IMF which presents the higher correlation coefficient with the original signal.

The procedure of the proposed method based on MED-EMD and TKEO is given as follows:

- 1) Enhance the peakiness of the signal by using the MED method;
- 2) Decompose the time domain signal $x(t)$ into IMFs using EMD;
- 3) Select the IMF which has the higher correlation coefficient;
- 4) Compute the instantaneous amplitude using TKEO;
- 5) Analyze the spectrum of the envelope computed.

In order to demonstrate the effectiveness of the proposed method for fault detection of ball bearings, we proposed to compare between three methods:

- The first method consists in applying the TKEO to the original signal $x(t)$;
- The second method consists in decomposing the signal $x(t)$ into IMFs, selecting the IMF with higher correlation coefficient and computing the TKEO (see Figure 5.1(A));
- The last one is the proposed method: the step 1 consists in enhancing the peakiness of the signal using the MED technique; after that, decomposing the signal into IMFs, selecting the IMF with higher correlation coefficient and finally, computing the TKEO (see Figure 5.1 (B)).

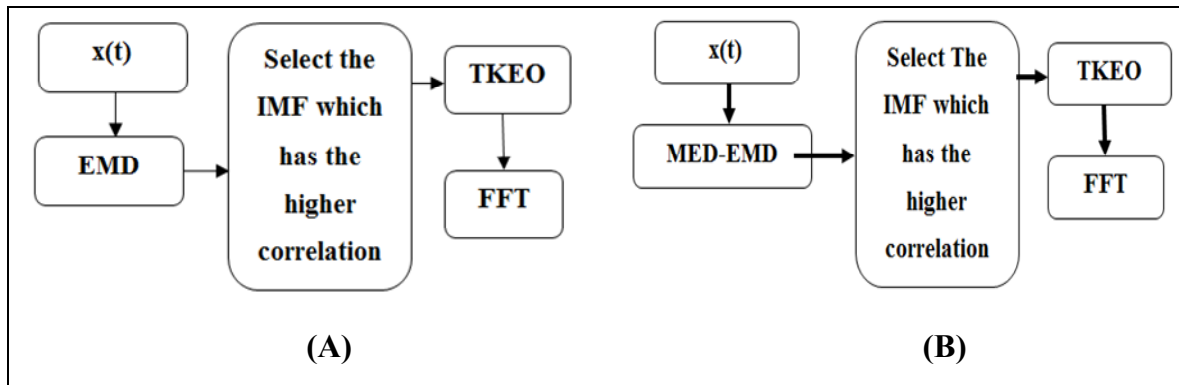


Figure 5.1 (A) Method 2 (without using MED), (B) Method 3 (using MED before applying EMD)

5.2.6.2 Numerically simulated signal

The numerically simulated signal that has been chosen is similar to the signal used by Sheen (2004) with added noise. Its mathematic formulation is given as:

$$x(t) = e^{-\alpha t'} \left(A \sin(2\pi f_1 t) + B \sin(2\pi f_2 t) \right) + n(t) \quad (5.6)$$

$$t' = mode \left(t, \frac{1}{F_m} \right) \quad (5.7)$$

$$n(t) \sim N(0, 0.3) \quad (5.8)$$

where α is equal to 900, F_m is the bearing fault frequency (BPFO equal to 100 Hz), $A=0.1$ and $B=0.8$. F_s is the sampling frequency set to 48000 Hz. f_1 and f_2 are the two resonant frequencies (equal to 1800 Hz and 4000 Hz, respectively).

A normally distributed random signal with 0 mean and standard deviation of 0.3 is added into the simulated signal in equation (5.6). The signal $x(t)$ is shown in Figure 5.2 (A).

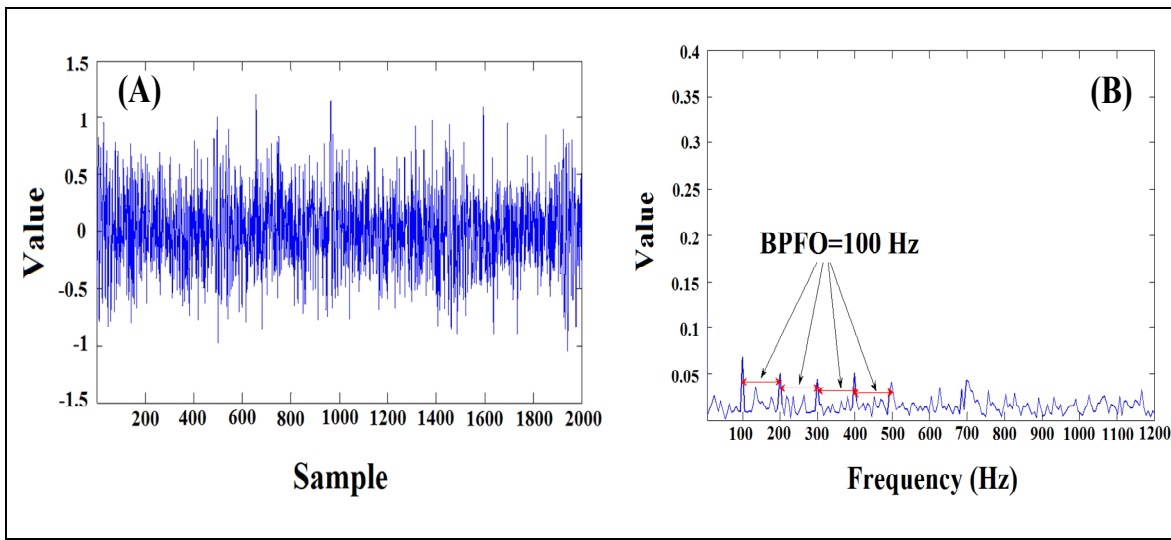


Figure 5.2 (A) simulated signal $x(t)$, (B) Spectrum of TKEO of $x(t)$

5.2.6.2.1 Method 1: TKEO Applied to $x(t)$

Computing the TKEO for the raw signal exhibits good results. Figure 5.2 (B) exhibits clearly the peaks of BPFO and its harmonics which are representative of the defect.

5.2.6.2.2 Method 2: Applying EMD and TKEO.

For faulty bearing, the raw signal $x(t)$ was processed using the EMD technique. Figure 5.3 (A) shows the signal $x(t)$ and its IMFs and Table 5.1 list the Pearson correlation coefficients between the signal and their corresponding IMFs. Table 5.1 shows that the first

three IMFs have much higher correlation coefficients than the others. Thus, Figure 5.3 (A) only shows these first three IMFs. It may be noticed that most of the noise imbedded in the raw signal resides in IMF1. The periodic impulses are still masked by noise and distributed in IMF₂ and IMF₃.

However, the aim of the method is only to use the IMF which has the higher coefficient value with the raw signal, in order to automatically select it.

Table 5.1 Correlation value between each IMF and $x(t)$

IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆	IMF ₇	IMF ₈	IMF ₉	IMF ₁₀	IMF ₁₁
0.65	0.45	0.47	0.22	0.17	0.12	0.07	0.06	0.04	0.03	0.01

The first IMF₁ is in this case the component with the higher correlation value. The spectrum of TKEO for IMF₁ is presented in Figure 5.3 (B). We note a flat spectrum, which is due to the fact that the first IMF₁ is very noisy, and the information related to the defect is not revealed.

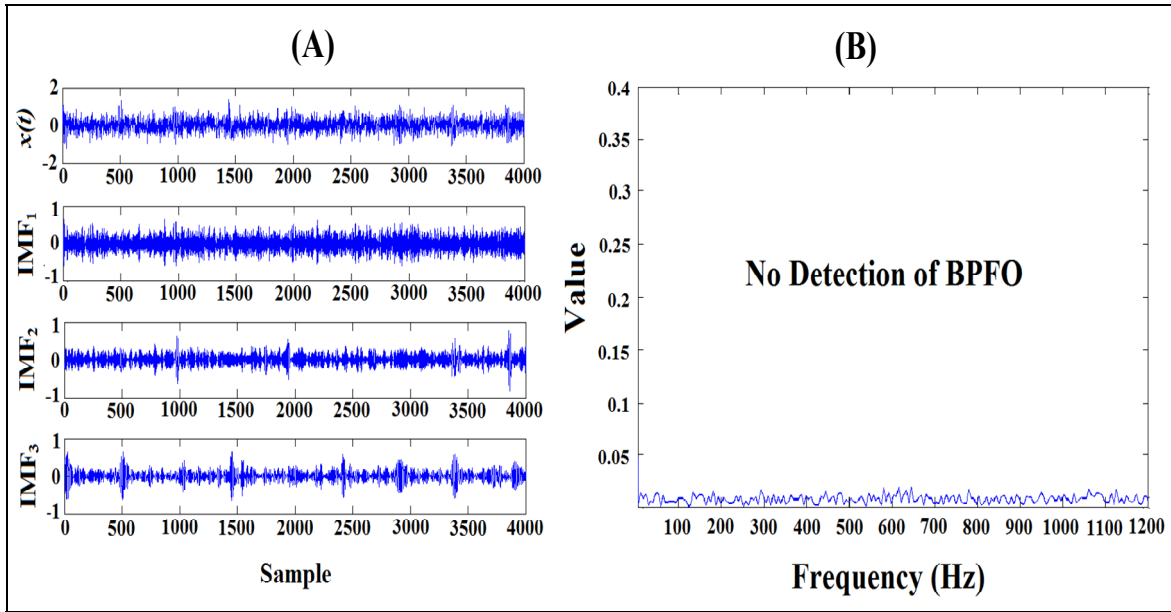


Figure 5.3 (A) IMF of signal $x(t)$, (B) Spectrum of TKEO of IMF_1

The spectrum of TKEO of IMF_2 and IMF_3 are presented in Figure 5.4 (A) and (B), respectively. It can be noticed that IMF_3 exhibits the peaks of BPFO and its harmonics better than IMF_2 , but not very clearly. We must conclude that the method 2 is not enough efficient.

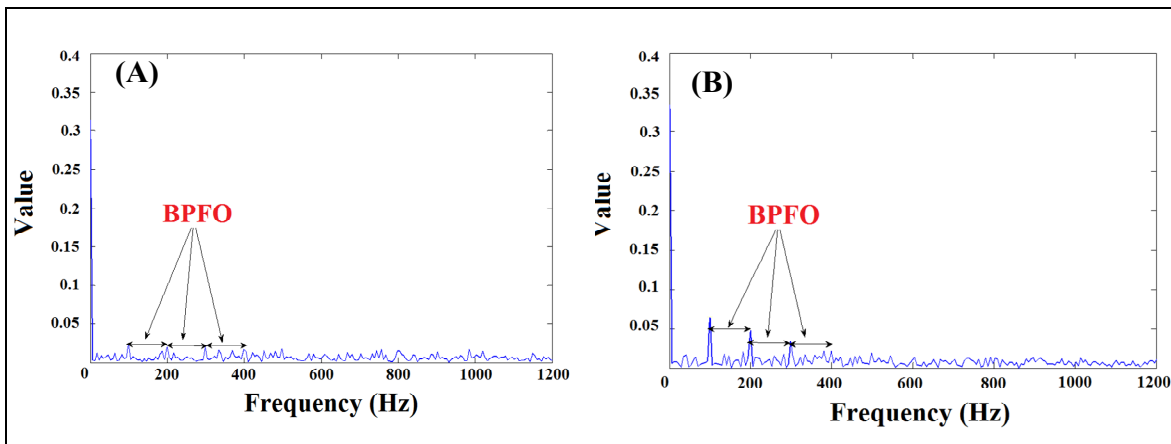


Figure 5.4 Spectrum of TKEO of IMF obtained by applying EMD to $x(t)$, (A) IMF_2 , (B) IMF_3 .

5.2.6.2.3 Method 3: MED+EMD+ TKEO

Before computing EMD, the MED which maximize the kurtosis is used in order to enhance the signal. Figure 5.5 (B) shows the result $y(t)$ obtained after applying MED to $x(t)$. A decrease of noise may be noticed and the periodic shocks appear clearly. This result is obtained after 30 iterations when using MED. Figure 5.5 (C) shows the evolution of the kurtosis value at each iteration. At the end of execution of MED, it can be noticed that the kurtosis of $y(t)$ is higher than the original signal $x(t)$

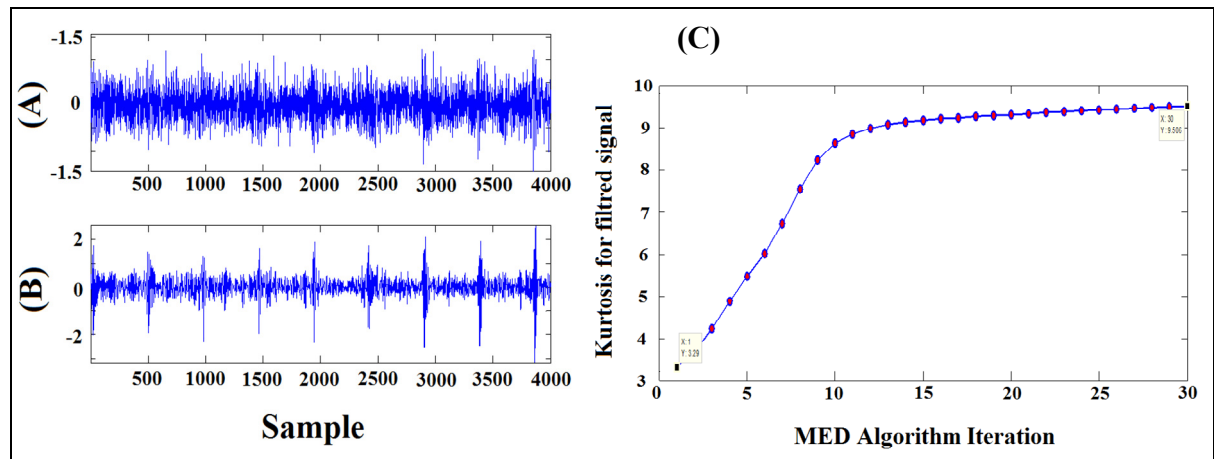


Figure 5.5 (A) signal $x(t)$, (B) signal $y(t)$ obtained after applying MED, (C) Values of kurtosis on each iteration of MED Algorithm

When applying the EMD to the results obtained by MED ($y(t)$), the correlation is improved. **Erreur ! Source du renvoi introuvable.** lists the Pearson correlation coefficients between the signal and their corresponding IMFs. The first three IMF_s exhibit much higher correlation coefficients than the others, and thus Figure 5.6 (A) only shows the first three IMF_s for the faulty bearings. Most of the noise is distributed into IMF_2 , and only the periodic impulses reside into IMF_1 . As indicated in **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**, IMF_1 has a stronger correlation coefficient (0.86) than all the other signal components and contains the main component in the filtered signal. Hence, IMF_1 was selected as the final resultant signal recovered from the raw signal.

The spectrum of TKEO for IMF1 (obtained by MED-EMD), is presented in Figure 5.6 (B). We clearly detect the BPFO (100 Hz) due to the defect and its harmonics until 1200 Hz. The hybrid method gives thus better results than the two others presented previously.

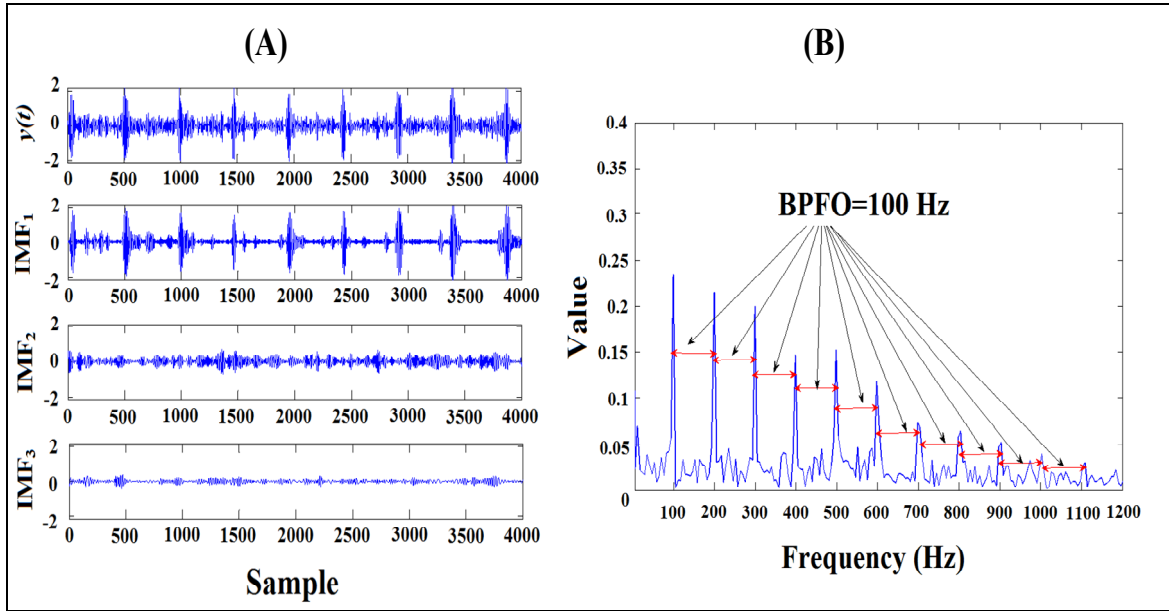


Figure 5.6 (A) MED- EMD of signal $x(t)$, (B) Spectrum of TKEO of IMF_1

Table 5.2 Correlation value between each IMF and $y(t)$

	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6	IMF_7	IMF_8	IMF_9	IMF_{10}	IMF_{11}
Filtred signal $y(t)$	0.86	0.53	0.16	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0

5.2.6.3 Experimental study

The test bench used in this study is shown in Figure 5.7 (A). A shaft is supported by two bearings and connected to a motor with a flanged coupling bolted rubber. Two systems were

investigated, one with a healthy bearing (D0) and the other with an artificially damaged bearing (on the outer race).

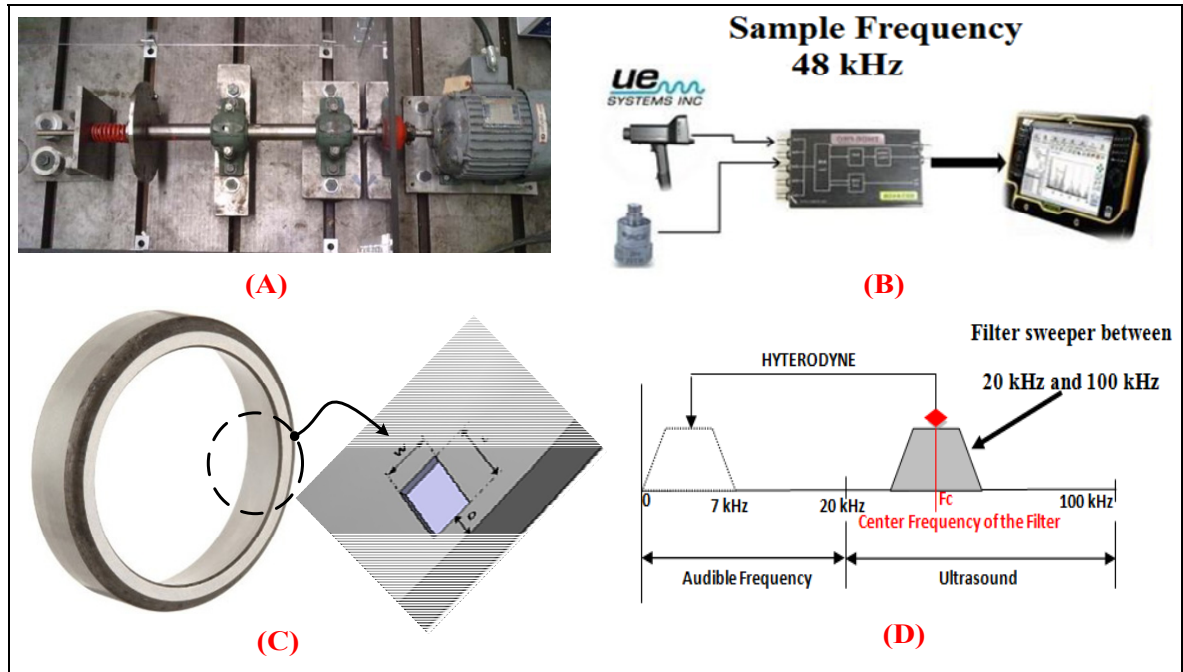


Figure 5.7 (A) Test bench, (B) Data acquisition system (C) Defect in outer race, (D) Heterodyne principle

The defected bearing has a groove on the outer race as shown in Figure 5.7 (C). The localized defects were created on outer race by using an electric discharge machine to keep their size and depth under control. The size of the artificial defect was about 200 μm in depth and the width (W) of the groove was 50 μm for the first defect (D1) and 100 μm for the second one (D2).

The measurements were conducted by using acoustic emission (AE) and vibration measurements (Kedadouche, Thomas et Tahan (2012)). The equipment for vibration data collection and acoustic emission are shown in Figure 5.7 (B). They consist in an accelerometer with a sensitivity of 100 mV/g and an ultrasound detector (UE Systems UltraProb 10000). Both sensors are connected to an analogue digital converter (THOR Analyzer PRO) with a sampling frequency of 48 kHz. The latter is connected to a collector-

analyzer BETAVIB. The ultrasonic sensor used in this study operates in the lower ultrasonic spectrum from 20 kHz to 100 kHz. A heterodyne circuit converts the high frequency AE signal as detected by the transducer around a central frequency F_c into an audible signal (0-7 kHz) (Figure 5.7 (D)). The acoustic emission signals from the two bearings (healthy and faulty) were recorded at the central frequency of $F_c=30$ kHz. The sensor filters the signal with a band [27.5 kHz - 32.5 kHz]. After that, the heterodyne circuit converts the filtered signal into an audible signal. The heterodyned signal may then be recorded. The acoustic emission and vibration signals from the healthy bearing (D0) and the two bearings (D1 and D2) were recorded when rotating at two rotating speeds (300 and 600 rpm).

5.2.6.4 Experimental application

The proposed method for signal processing was experimentally applied to the acoustic emission and vibration data

5.2.6.4.1 Acoustic emission

The EMD (method 2) and the MED-EMD (method 3) algorithms were applied and to simplify the procedure, the IMF_1 was automatically selected. Table 5.3 and Table 5.4 list the coefficient correlation between IMF_1 obtained by applying EMD to the original signal and between the IMF_1 after applying MED-EMD to the filtered signal with the three defect severity levels when rotating at 300 rpm and 600 rpm respectively. It may be noticed that the correlation value when applying MED-EMD, increases whatever the defect size or rotational speed.

Figure 5.8 (A), (B) and (C) display the spectrum of TKEO of IMF_1 (obtained from MED-EMD: method 3) for the healthy bearing and for both defect sizes when rotating at 300 rpm.

Table 5.3 Correlation value between IMF_i (obtained by EMD and MED-EMD) and the signal when rotating at 300 rpm

	300 rpm		
	0 μm	50 μm	100 μm
EMD	0.53	0.40	0.42
MED-EMD	0.94	0.65	0.78

Table 5.4 Correlation value between IMF_i (obtained by EMD and MED-EMD) and the signal when rotating at 600 rpm

	600 rpm		
	0 μm	50 μm	100 μm
EMD	0.18	0.24	0.15
MED-EMD	0.38	0.39	0.72

The healthy bearing (D0) shows a flat spectrum as shown in Figure 5.8 (A) When investigating a very small defect (D1), BPFO can be distinguished with its first harmonic (Figure 5.8 (B)). When the defect grow (D2) (Figure 5.8 (C)), a clear increase of the amplitude of the peaks related to BPFO can be noticed.

It can be noticed that the defect severity not only causes an increase in the amplitude, but also generates a lot of harmonics of the bearing frequency. Consequently, the key of diagnostic relies also on the number of harmonic of the bearing frequencies (Thomas (2002), Thomas M. (1995)).

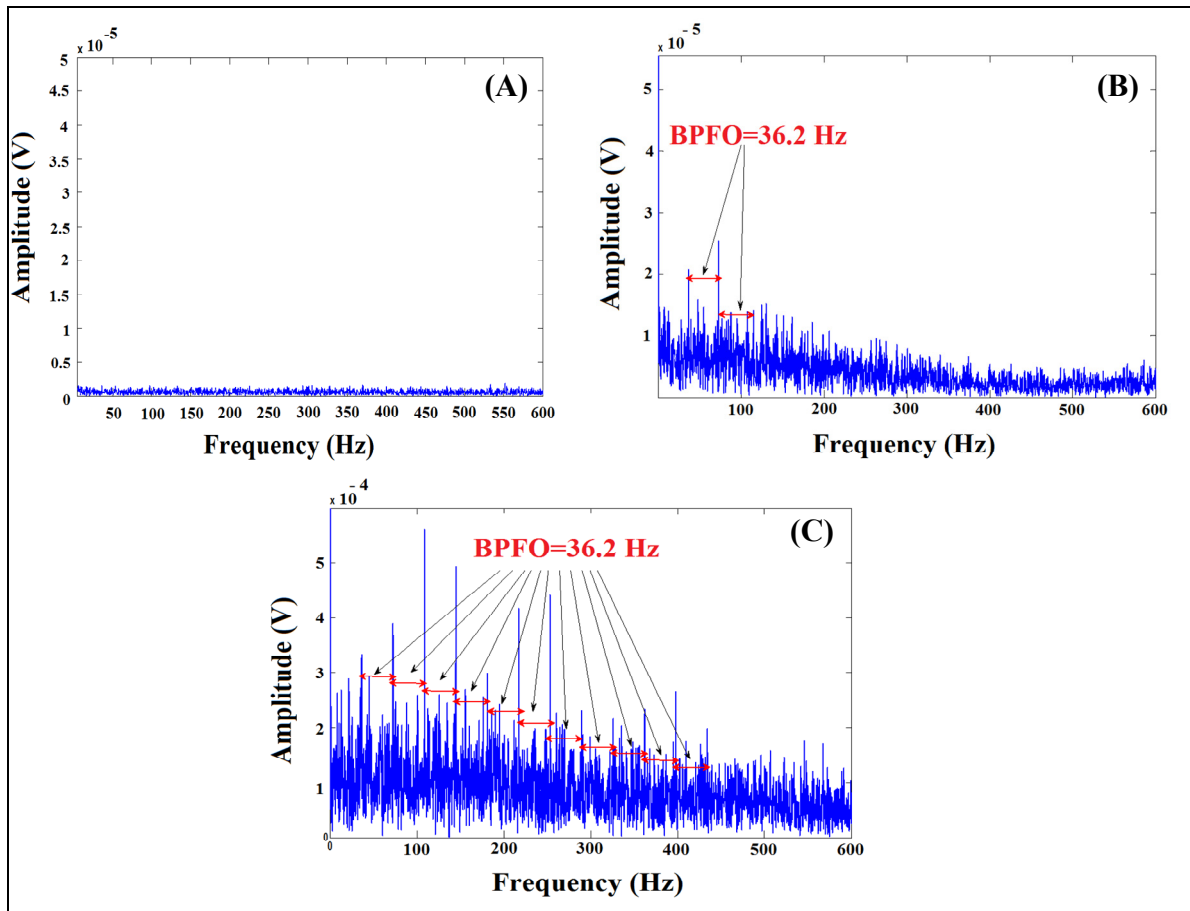


Figure 5.8 Acoustic emission spectrum of TKEO of IMF_1 obtained by applying MED-EMD to the signal at speed 300 rpm, (A) D0, (B) D1, (C) D2

When rotating at 600 rpm, the healthy bearing reveals a presence of the BPFO (Figure 5.9 (A)) with small amplitudes, even if the bearing is assumed healthy. In fact, even an healthy bearing presents slight defects, such as surface roughness, which are excited when increasing the rotational speed. For the defect D1 as shown in Figure 5.9 (B), the defect frequency BPFO can be clearly distinguished with its harmonics.

When the defect grow (D2), it can be noticed an increase of the amplitude of the BPFO and its harmonics (Figure 5.9 (C)). It also can be noticed that the number of harmonics of the defect frequency increases when increasing the rotational speed.

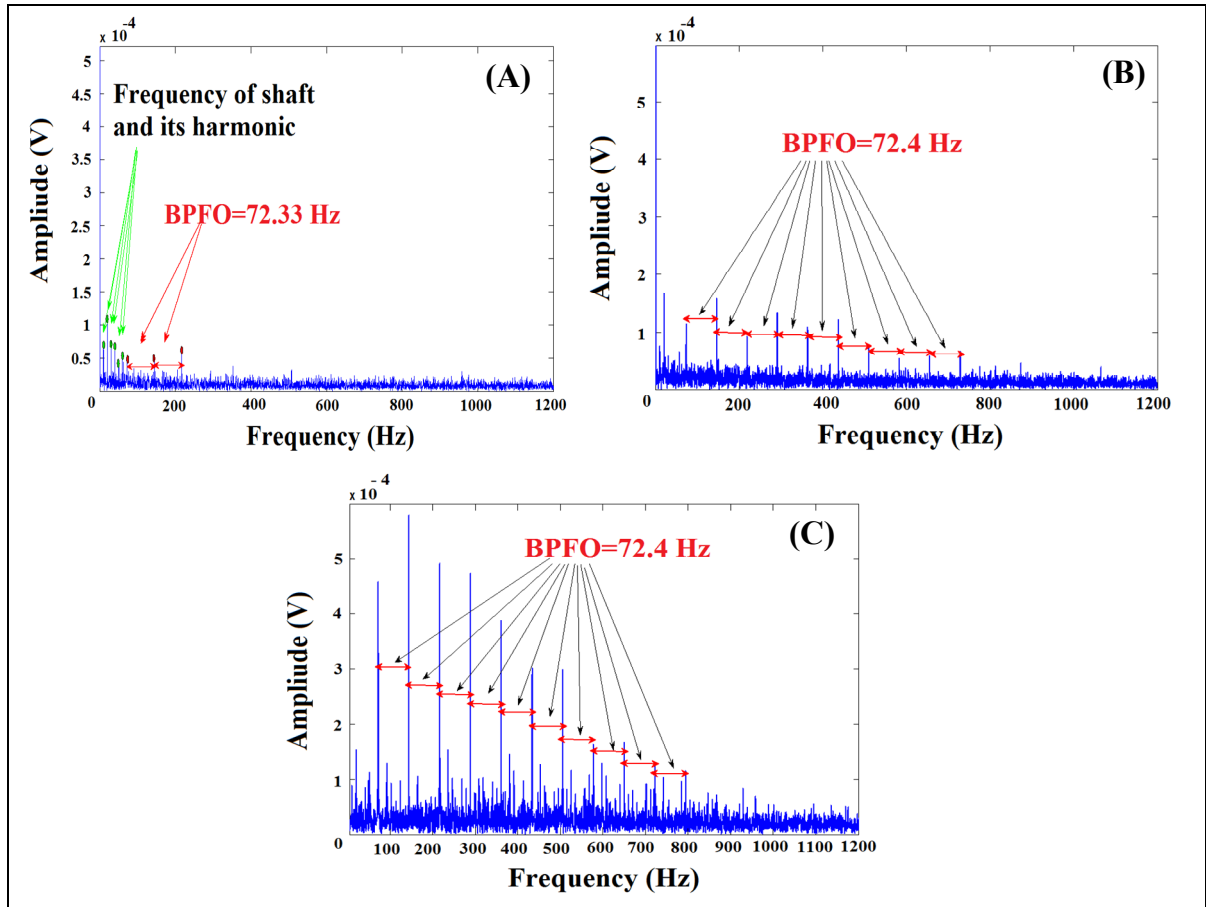


Figure 5.9 Acoustic emission spectrum of TKEO of IMF_1 obtained by applying MED-EMD to the signal at speed 600 rpm, (A) D0, (B) D1, (C) D2

5.2.6.4.2 Vibration measurements

Table 5.5 and Table 5.6 lists coefficient correlation between IMF_1 obtained by applying EMD to the original signal and between the IMF_1 after applying MED-EMD to the filtered signal when rotating at 300 rpm and 600 rpm respectively. We have the same conclusion than for acoustic emission. The correlation value when applying MED-EMD increases whatever the defect size or rotational speed.

Table 5.5 Correlation value between IMF1 (obtained by EMD and MED-EMD) and the signal when rotating at 300 rpm

300 rpm		
	50 μm	100 μm
EMD	0.45	0.25
MED-EMD	0.65	0.27

Table 5.6 Correlation value between IMF1 (obtained by EMD and MED-EMD) and the signal when rotating at 600 rpm

600 rpm		
	50 μm	100 μm
EMD	0.31	0.26
MED-EMD	0.75	0.41

Figure 5.10 (A) and (B) display the vibration spectrum of TKEO of IMF₁ (obtained from MED-EMD: method 3) for both defect sizes when rotating at 300 rpm. When investigating a very small defect (D1), the fundamental of BPFO cannot be distinguished so clearly (Figure 5.10 (A)) than with acoustic emission (Figure 5-8 (B)). When the defect growth (D2) (Figure 5.10 (B)), a clear increase of the amplitude of the peaks related to BPFO can be noticed.

For the defects D1 as shown in Figure 5.11 (A), the frequency BPFO can be distinguished with its harmonics when rotating at 600 rpm. When the defect growth (D2), it can be noticed an increase of the amplitude of the BPFO and its harmonics (Figure 5.11 (B)).

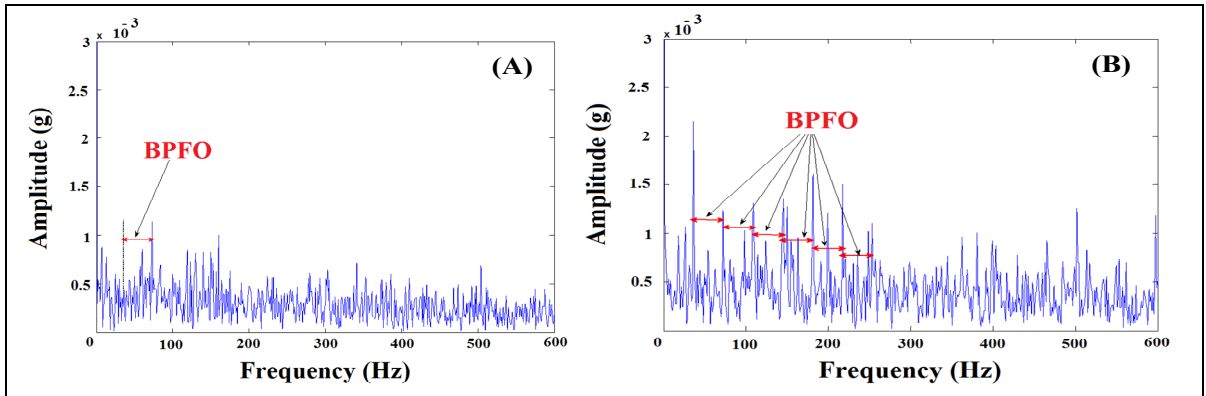


Figure 5.10 Vibration spectrum of TKEO of IMF_1 obtained by applying MED-EMD at speed 300 rpm (A) D1, (B) D2

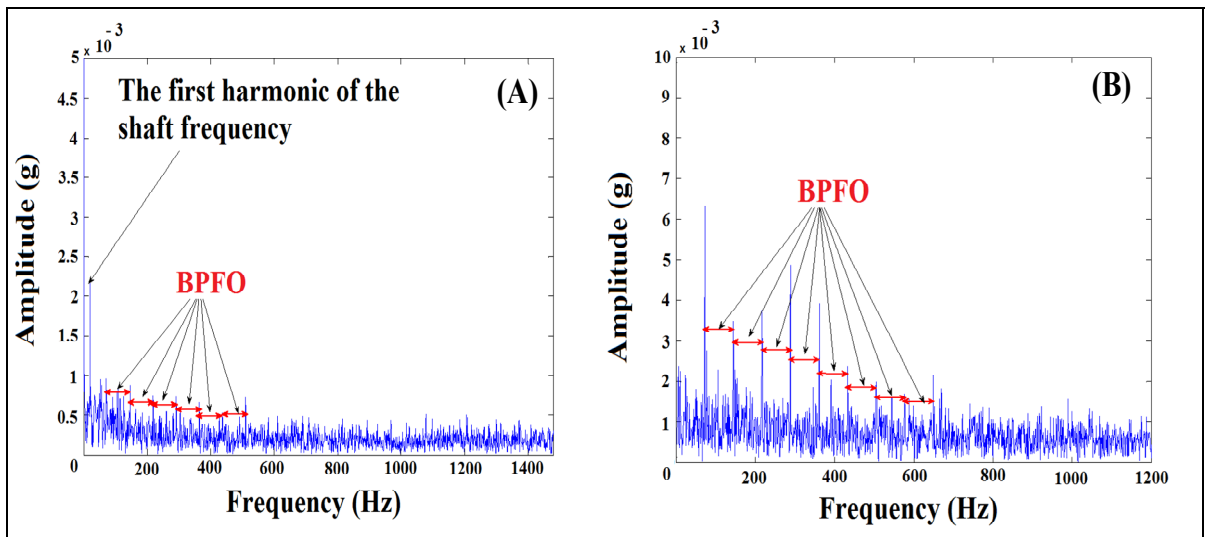


Figure 5.11 Vibration spectrum of TKEO of obtained by applying MED-EMD at speed 600 rpm (A) D1, (B) D2

Furthermore, comparing acoustic emission and vibration measurement, reveals that the identification of defects is clearer and better well-defined by acoustic emission than from vibration measurements

5.2.7 Conclusions

In this paper, a new approach for fault diagnosis of bearings is presented. The algorithm involves a simple transformation and a spectral analysis step. Three methods are compared. The selected method is hybrid and consists in first, to filter the signal by using MED. After that, the obtained signal is decomposed into several IMFs. The study of the correlation coefficient between each IMF and the original signal allows for automatically selecting the better IMF. In our study, the first component IMF1, which represents the highest frequency components, was considered to accomplish the diagnosis by using the TKEO metric in order to compute the instantaneous amplitude. The method has been both applied to simulated signals and experimental signals obtained by acoustic emission and vibration measurement to validate the approach. The results have shown the effectiveness of the method. The fundamental advantage of the proposed method relies on the fact that no prior knowledge about the structural dynamics is required. The results have shown that the proposed method can effectively reveal the frequency and its associated harmonics of the faulty bearing.

5.2.8 Acknowledgements

The support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada and Pratt & Whitney Canada are gratefully acknowledged for their financial support.

CHAPITRE 6

A COMPARATIVE STUDY BETWEEN EMPIRICAL WAVELET TRANSFORMS AND EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION METHODS: APPLICATION TO BEARING DEFECT DIAGNOSIS

6.1 Présentation

Nous présentons dans cet article, une étude originale consacrée à l'application de la technique EWT (*Empirical Wavelet Transform*) pour le diagnostic des défauts de roulement. EWT est une nouvelle approche pour construire des ondelettes adaptatives. L'idée principale est d'extraire les différents modes d'un signal en concevant une banque de filtres à ondelettes adaptatives. La méthode a été adaptée pour la décomposition des signaux issus de roulement. Une segmentation du spectre a été proposée pour définir les supports du banc de filtres.

Une étude comparative entre EWT, EMD et EEMD y est exposée. Les résultats montrent que EWT est meilleure que EEMD et EMD pour la décomposition du signal et que le temps de calcul est considérablement réduit. Une méthodologie pour le diagnostic des défauts de roulement basée sur EWT est aussi proposée. Un indicateur de sélection basé sur le Kurtosis est introduit ce qui permet une sélection automatique des composantes qui doivent être utilisées pour calculer le spectre de l'enveloppe. Cette méthode a été validée par des signaux de simulation et des signaux expérimentaux provenant de roulements endommagés. On y démontre que les choix réalisés par cet indicateur sont efficaces. L'enveloppe de la somme de ces composantes a clairement révélé les fréquences du roulement et ses harmoniques qui sont excités par le défaut. Cette approche semble être un moyen efficace pour le traitement des signaux des défauts de roulement.

Cette étude a fait l'objet d'un article qui a été soumis dans la revue *Mechanical Systems and Signal Processing* (MSSP) en Mars 2014 et est présenté intégralement dans la section suivante.

6.2 Article 4

A COMPARATIVE STUDY BETWEEN EMPIRICAL WAVELET TRANSFORMS AND EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION METHODS: APPLICATION TO BEARING DEFECT DIAGNOSIS

Kedadouche, M. Thomas et A. Tahan

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure.

1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA.

E-mail: mourad.kedadouche@hotmail.fr, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been submitted in the journal of “Mechanical Systems and Signal
Processing” 2014

6.2.1 Abstract

The Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) is a noisy assisted method that may sometimes provide a significant improvement on Empirical Mode Decomposition (EMD). However, there is a for choosing the appropriate amplitude of added noise when applying the EEMD method. Furthermore the computation time which depends on the number of ensemble trails is very high compared to the EMD. In this paper, a new way for choosing the appropriate added noise is presented. On the other hand, a recently-developed method called the Empirical Wavelet Transform (EWT) is investigated. A comparative study between the EMD and EWT methods is conducted. The results show that the EWT is better than the EEMD and EMD on modes estimates and computation time is significantly reduced. An experimental study on bearing diagnosis is conducted. The EWT is applied to experimental data coming from damaged bearings. In the paper, an index selection is introduced that allows for the automatic selection of the Intrinsic Mode Functions (IMF) that should be used to perform the envelope spectrum. It is shown that choosing all the IMF selected by the index is more efficient than only choosing the best one. The envelope of the sum of the selected IMF clearly revealed the bearing frequencies and its harmonics which are excited by the

defect. This approach seems to be an effective and efficient method for processing bearing fault signals.

Keywords: Bearing fault; Acoustic Emission; EMD (Empirical Mode Decomposition); EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition); EWT (Empirical Wavelet Transform).

6.2.2 Introduction

Recently, signal processing techniques for non-stationary and noisy signals has attracted considerable attention. One of them is the Empirical Mode Decomposition (EMD). EMD is a self-adaptive algorithm and suitable for analyzing the non-stationary and nonlinear phenomena, since it can adaptively decompose the signal into Intrinsic Mode Functions (IMFs) (Huang et al. (1998), Kedadouche, Thomas et Tahan (2014a)). Lei et al. (2013) present a good review of EMD applied to fault diagnosis in rotating machinery. However, it is well known that EMD suffers from a major drawback which is mode mixing (Wu et Huang (2009)). To overcome this drawback, Ensemble EMD is proposed. This method proposed to add some white noise with limited amplitude to the researched signals. Therefore, the EEMD method is considered as a significant improvement over the EMD method and is recommended as a substitute for the EMD method. Indeed, the EEMD method has shown its superiority over the EMD method in many applications, and EEMD has been widely applied in fault diagnosis of rotating machinery, for instance in gear fault diagnosis (Feng et al. (2012b), Wu et Huang (2009)), rolling bearing fault diagnosis (Guo, Tse et Djordjevic (2012)) and rotor fault diagnosis (Chung (2009)). However, there is a lack on how to choose the appropriate amplitude of the added noise and its computation efficiency is fairly low. Recently, a new method called Empirical Wavelet Transform was developed by Gilles (2013). The method acts like EMD. The concept is based on wavelet decomposition. The main idea is to extract the different modes of a signal by designing an appropriate wavelet filter bank. Liu et al. (2013) has applied a Wavelet Package Transform with the EEMD to bearing fault diagnosis.

In this paper, we propose to use the Empirical Wavelet Transform to diagnose bearing defects and compare its efficiency with an improved EEMD. The paper is organized as follows. Section 3 provides a brief introduction to the EMD method and the problem of mode mixing. Section 4 gives a brief introduction of the EEMD, a review of published methods for determining the EEMD parameters and our proposal to select the appropriate parameters. Section 5 provides a detailed description of the Empirical Wavelet Transform (EWT) and its efficiency compared to the EMD and EEMD methods. In Section 6, we compare the improved EEMD and EWT applied to simulated signals. An application of EWT to experimental data acquired from damaged bearings via acoustic emission is presented. A new way to select the IMF related to the defect to accomplish a good diagnosis will take place. Finally, conclusions are drawn in Section 7.

6.2.3 Empirical Mode Decomposition (EMD)

The EMD method can self-adaptively decompose a non-stationary signal into a set of intrinsic mode functions (IMFs) from high frequencies to low frequencies. The decomposed signal may be written as:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N C_i(t) + r(t) \quad (6.1)$$

where $C_i(t)$ indicates the i th IMF and $r(t)$ represents the residual of the signal $x(t)$.

An IMF function respects the following conditions:

- (1) The number of extrema and the number of zero crossings must either equal or differ at most by one;
- (2) The value of the moving average envelope defined by local maxima and the envelope defined by local minima are zero.

6.2.3.1 Mode mixing

EMD is well known and widely used. However, it suffers from the major drawback of mode mixing. Mode mixing is defined as a single IMF including a component of a similar scale residing in different IMFs (Kedadouche, Thomas et Tahan (2014b)). As discussed in Wu et Huang (2009), the intermittence may not only cause serious aliasing in the time–frequency distribution, but also make physical meaning of individual IMF unclear. To illustrate the problem of mode mixing in EMD, a simulated signal used in Hou et Shi (2011) given by the Equation.(6.3) is considered:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \quad (6.2)$$

where

$$\begin{cases} x_1(t) = 0.5 \cos(40\pi t) \\ x_2(t) = \cos(8\pi t) \\ x_3(t) = 6t \end{cases} \quad (6.3)$$

The simulated signal, shown in Figure 6.1 (A) (red color), is made with the sum of three distinct components given by Equation (6.3). Performing an EMD algorithm as developed by Huang et al. (1998) on the signal, five IMFs are obtained and shown in Figure 6.1 (B). It is clear that the four *IMFs* are distorted. Mode mixing is occurring between *IMF*₂, *IMF*₃ and *IMF*₄. The sinusoidal wave $x_2(t)$ is decomposed into three IMFs (*IMF*₂, *IMF*₃ and *IMF*₄). This is a typical problem in mode mixing.

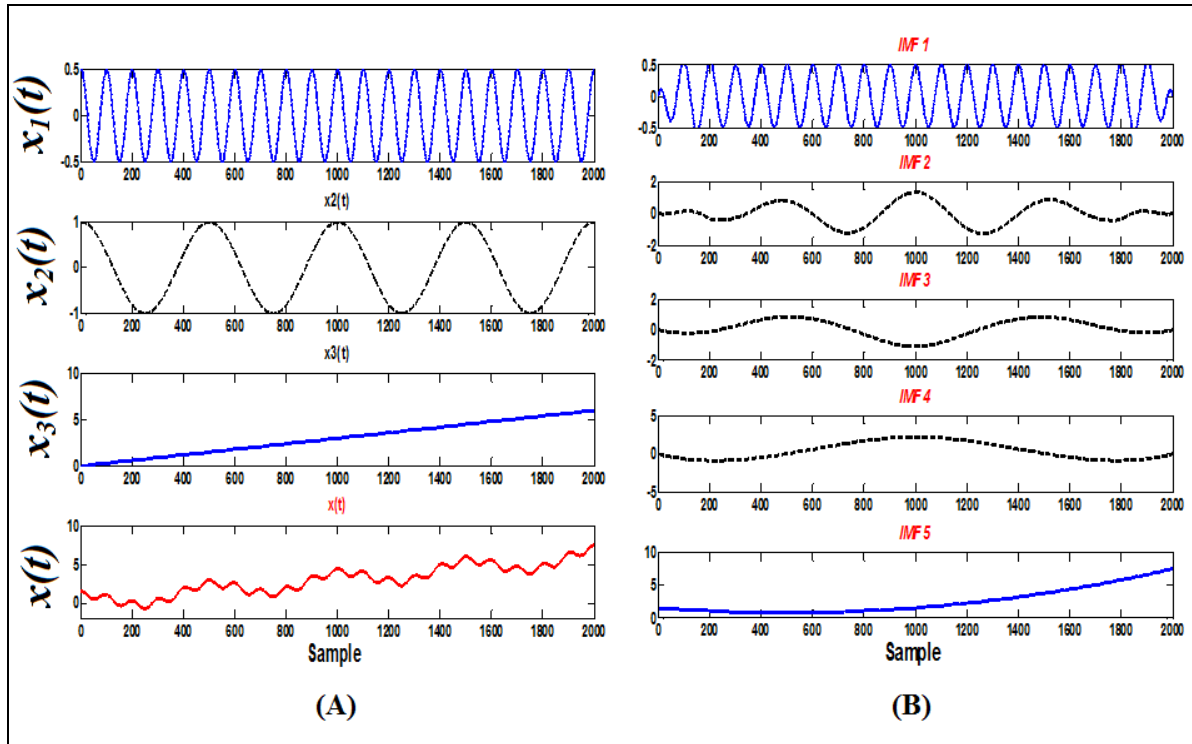


Figure 6.1 (A) The simulated signal $x(t)$ (red color) and its components (blue and black color). (B) The EMD decomposition of the signal $x(t)$

6.2.4 Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD)

To overcome the mode mixing separation problem, a new noise assisted data analysis method is proposed by Wu et Huang (2009). EEMD defines the true *IMF* components as the mean of an ensemble of trials, each consisting of the signal plus a white noise of finite amplitude. The proposed EEMD is defined as follows:

- (1) Add a white noise series to the targeted data $x(t)$;
- (2) Decompose the data $x(t)$ with added white noise into *IMFs*;
- (3) Repeat step 1 and step 2 a multitude of times, with different white noise series at each time;
- (4) Obtain the (ensemble) means of corresponding *IMFs* of the decompositions as the final result (Equation.(6.4)).

$$y_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M c_{n,m} \quad (6.4)$$

6.2.4.1 Review of EEMD parameter selection

The critical parameters that directly affect the performance of the EEMD method are: the amplitude of the added white noise and the ensemble number needed. Lei et Zuo (2009), Lei, He et Zi (2009), Lei, He et Zi (2011) and Zhou et al. (2011) convinced that there were no specific equations reported in the literature to guide the choice of EEMD parameters, especially the noise amplitude. In most of cases, they tried different noise amplitudes and selected from them. Wu et Huang (2009) gave a relationship among the ensemble number N_E , the amplitude of the added white noise $\langle a \rangle$ and the standard deviation of error $\langle e \rangle$ by using the equation:

$$\ln(e) + \frac{a}{2} \ln(N_E) = 0 \quad (6.5)$$

They suggested that the amplitude of the added white noise is approximately 0.2 of a standard deviation of the original signal and the value of ensemble is a few hundred. However, this is not always applicable for signals in various applications.

Wei et Tse (2010) provide a strategy to determine parameter settings of the EEMD method:

- (1) When the signal is dominated by the high-frequency signal component, the high-frequency component is more easily separated from the low-frequency signal component and lower noise amplitude is able to separate the mixed modes. If the peak value of the high-frequency component is higher, the noise amplitude should be appropriately increased. When the signal is dominated by the low-frequency signal components, the noise amplitude should be larger.
- (2) Once the noise amplitude is determined, when not considering the computation cost, a

larger value for the ensemble number will lead to smaller errors which are mainly caused by the added white noise, especially for high-frequency signal components. To some degree, continuing to increase the ensemble number will result in only a minor change in errors.

Žvokelj, Zupan et Prebil (2010), Zvokelj, Zupan et Prebil (2011), Chang et Liu (2011), Zhang et al. (2010a), and Yeh, Shieh et Huang (2010) introduced the signal-to-noise ratio (SNR) as a performance index to select the noise amplitude. The assumption of their methods relies on the a priori knowledge of the analyzed signal or its power. Niazy et al. (2009) used relative root-mean-square error (*RMSE*) given by the Equation (6.6) to evaluate the performances of EEMD when trying different levels of added white noise.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (x_0(k) - c_{max}(k))^2}{\sum_{k=1}^n (x_0(k))}} \quad (6.6)$$

However, they didn't give guidance on how to select the appropriate noise levels. Guo et Tse (2013) propose a modified equation as shown in Equation (6.7) to compute the amplitude of the white noise needed to perform the EEMD method.

$$Modified \ RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (x_0(k) - c_{max}(k))^2}{\sum_{k=1}^n (x_0(k) - \overline{x_0})}} \quad (6.7)$$

6.2.4.2 A new method for improved EEMD

Mode mixing is defined as a single *IMF* including a component of a similar scale residing in different *IMFs*. This means that the correlation between these *IMF* is strong. Initially the correlation between the component $x_1(t)$ & $x_2(t)$ and $x_2(t)$ & $x_3(t)$ is close to zero. The coefficients are given in Table 6.1.

Table 6.1 Coefficient of correlation between the components of $x(t)$

	Coefficient of correlation
$x_1(t) \& x_2(t)$	9.9850e-004 $\approx$ 0
$x_2(t) \& x_3(t)$	7.6050e-018 $\approx$ 0

We propose to choose the amplitude white noise that assures the lowest coefficient correlation between two successive IMF . The Pearson coefficient of correlation between successive IMF is given by the Equation (6.8).

$$r(k) = \frac{\sum_{i=1}^N (IMF_k(i) - \overline{IMF_k})(IMF_{k+1}(i) - \overline{IMF_{k+1}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (IMF_k(i) - \overline{IMF_k})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (IMF_{k+1}(i) - \overline{IMF_{k+1}})^2}} \quad (6.8)$$

where n is length of the signal and $k = 1 \dots N-1$ is ith IMF

In the considered example, the simulated signal presents three components. So, it is necessary to note the number of the estimated components by the EEMD method for each added white noise. The simulation is conducted for different amplitude white noise $\langle a \rangle$ given by the relation:

$$a = L\sigma_x \quad (6.9)$$

where σ_x is standard deviation of the signal $x(t)$ and L is the level needed to perform the EEMD.

Generally, an ensemble number N_E of a few hundred averages will lead to an exact result. The remaining noise would cause an error less than a fraction of one percent if the added

noise amplitude is a fraction of the standard deviation of the investigated signal (Wu et Huang (2009)). The simulation experiment is conducted with $N_E = 100$. Figure 6.2 shows the variation of coefficients of correlation for different levels $\langle L \rangle$. It is noted that the lowest coefficients of correlation are given for $L \leq 6.10^{-5}$ and at this level, the number of *IMF* computed is equal to 3 which is the expected component number. For $L \geq 6.10^{-5}$, we note some regions when the correlation coefficient is close to zero, but at this stage, the EEMD overestimates the number of *IMF*. The appropriate limit amplitude of the added noise is thus equal to $6.10^{-5} \sigma_x$. Figure 6.3 (A) presents the decomposition EEMD of the signal using the selected amplitude noise ($6.10^{-5} \sigma_x$) and Figure 6.3 (B) presents the decomposition EEMD with the amplitude of added noise equal to $0.2 \sigma_x$.

We note that the performance of EEMD is better with our parameters (Figure 6.3 (A)). With the standard method (Figure 6.3 (B)), the EEMD over estimate the number of components and we observe that the four first $IMF_{(1-4)}$ are only noise caused by the high value of the added noise.

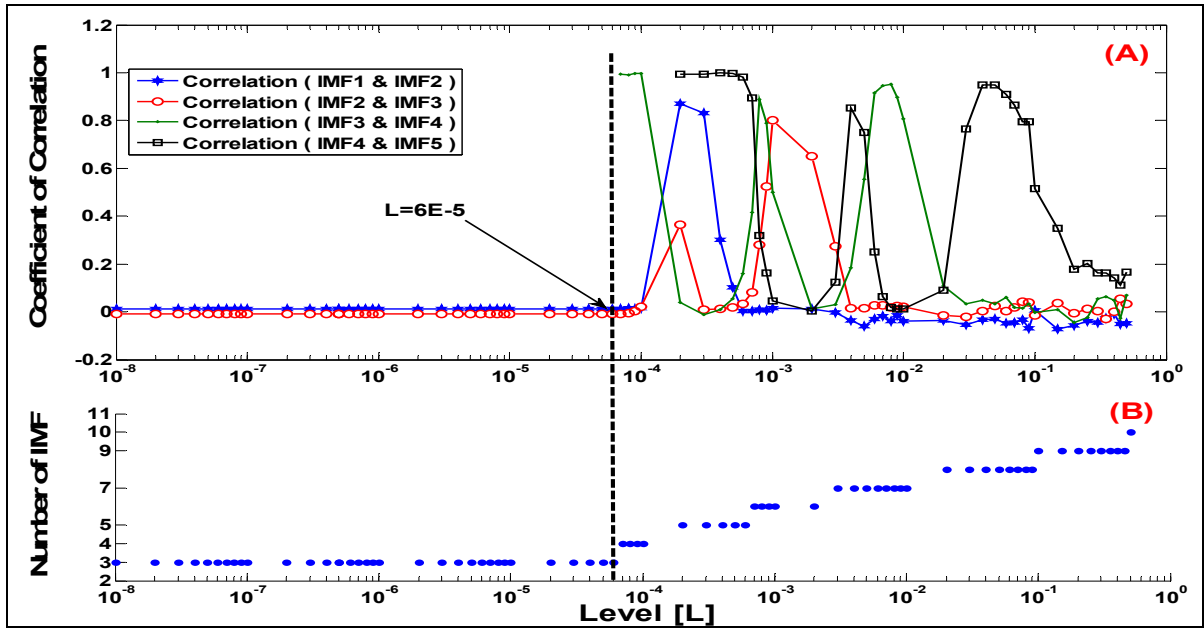


Figure 6.2 The correlation coefficient between successive and the number of the computed by EEMD of the simulated signal $x(t)$

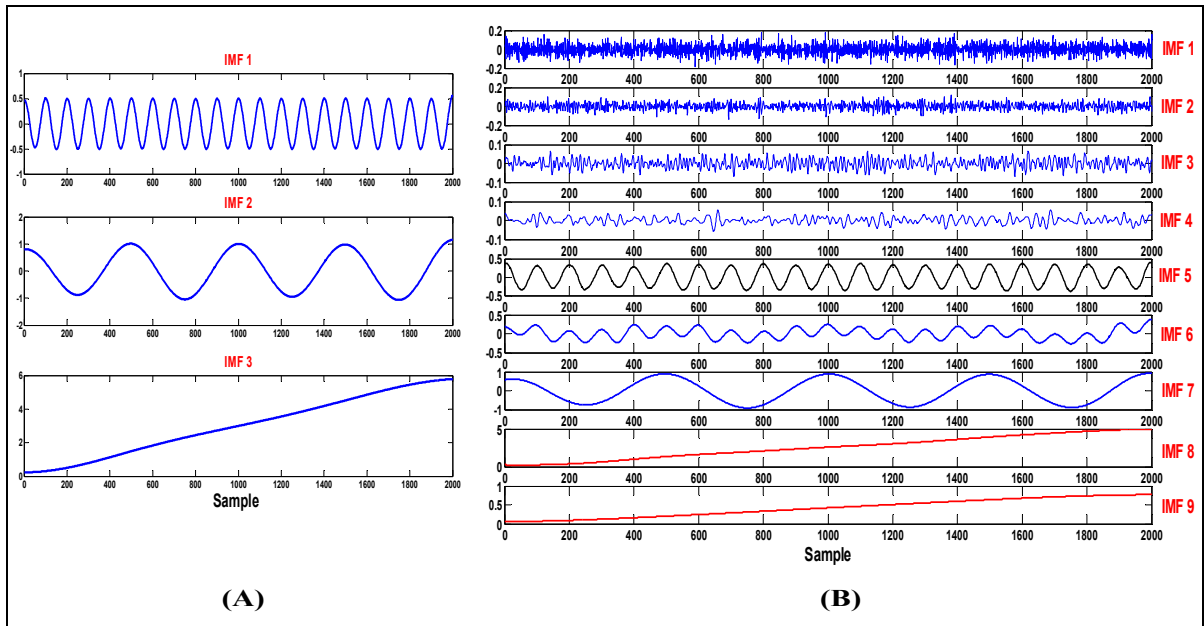


Figure 6.3 (A) The EEMD decomposition of using the added noise estimated By our approach, (B) The EEMD decomposition of the signal with the amplitude of the added noise equal to $0.2\sigma_x$

6.2.5 Empirical Wavelet Transforms (EWT)

The Empirical Wavelet Transform developed by Gilles (2013) presents a new approach for building adaptive wavelets. The main idea is to extract the different signal modes by designing an appropriate wavelet filter bank adapted to the processed signal. If we consider the Fourier point of view, this construction is equivalent to build a set of band pass filters. One way to reach the adaptability is to consider that the filters' supports depend on where is located the information in the spectrum of the analyzed signal. The wavelet transform is obtained by computing the inner products $w_x(u, s) = \langle x, \varphi_{u,s} \rangle$ where $\varphi_{u,s}$ is given by Equation (6.10). A useful property of the EWT is that it can be viewed as the application of a filter bank decomposition of the Fourier line (each filter is corresponding to one scale). In practice, the most used case is the dyadic case, $s = 2^j$

$$\varphi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (6.10)$$

However, this decomposition does not necessarily correspond to “modes” positions. The idea is to combine the strength of a wavelet's formalism with the adaptability of the EMD. Gilles (2013) proposes to segment the Fourier spectrum. The aim is to separate different portions of the spectrum which correspond to modes centered on a specific frequency. The concept is to find the local maxima of the spectrum signal and take support boundaries as the middle between successive maxima. The empirical mode is given by the equations (6.11) and (6.12).

$$IMF_N = \hat{W}_x(0, t) \hat{\varphi}_1(w) \quad (6.11)$$

$$IMF_{n=1:N-1} = \hat{W}_x(n, t) \hat{\varphi}_n(w) \quad (6.12)$$

where, $\hat{\varphi}_1(w)$ is the scaling function and $\hat{\varphi}_n(w)$ is the empirical wavelet.

More details about the construction of the filter bank are given in the Appendix. The performance of EWT depends on the number N which is the expected number of the filter bank. For a simulated signal as given in equation 2, the number N is equal to the number of the simulated components ($N=3$). Figure 6.4 (A) shows the Fourier partitioning of the empirical filter bank. $\hat{\phi}_1(w)$ is the scaling function and $\hat{\phi}_n(w)$ ($n=1:2$) is the empirical wavelet. The decomposition EWT applied to $x(t)$ is shown in Figure 6.4(B). It is clear that EWT is able to detect the presence of modes in the spectrum and provides different components which are close to the original ones. However the EMD always overestimates the number of modes (see Figure 6.2) and then separate some information which is originally part of the same component. EEMD gives the same results than EWT. The difficulties are in choosing the right white noise and the ensemble number N_E needed.

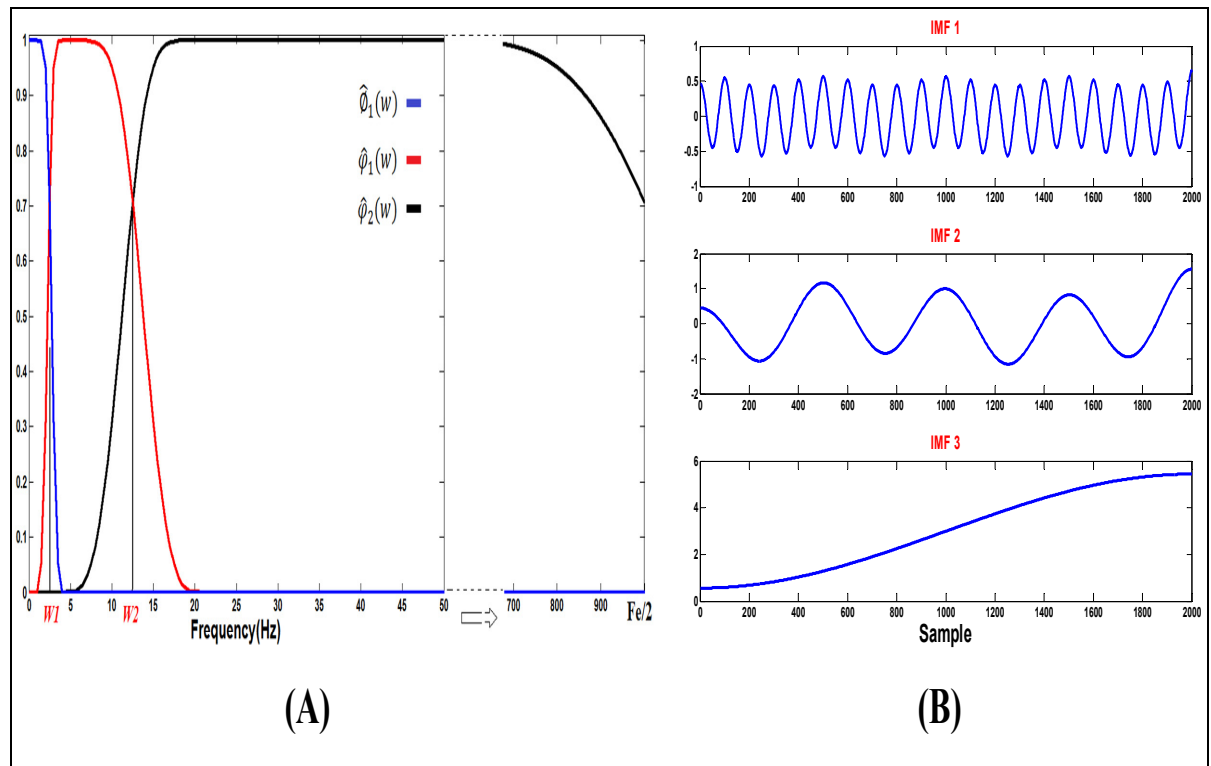


Figure 6.4 (A) Fourier partitioning of the empirical filter bank. $\hat{\phi}_1(w)$ Scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ ($n=1..2$) Empirical Wavelet (B) The decomposition EWT

Figure 6.5 (B) presents a comparison of computing time between the three different methods. We can observe that EWT can reduce the time by 95.96 % compared with the EMD method and by 98.91% compared with the EEMD method. This indicates that the EWT method is an effective and efficient method. The flow chart of the algorithm of EWT is given in Figure 6.5 (A).

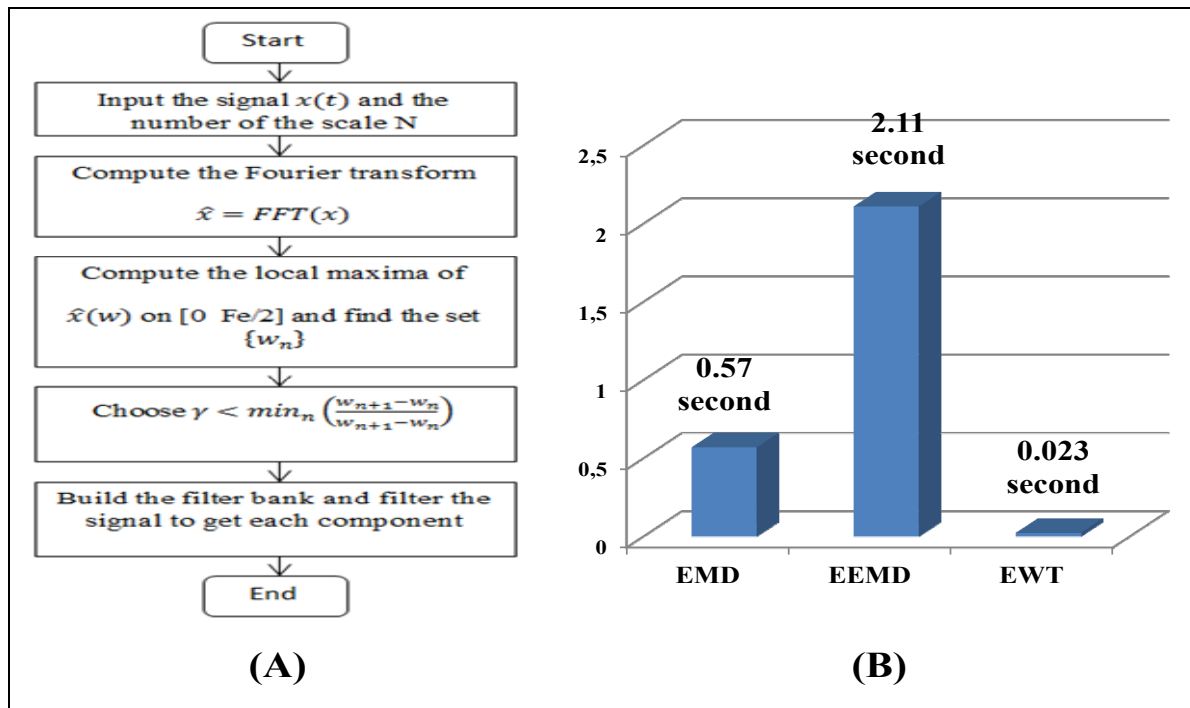


Figure 6.5 (A) The flow chart of the EWT method. (B) Comparisons of computing time between the three different methods

The performance of EWT depends on the number N of components which is the number of filter banks introduced at the beginning of the algorithm (see Figure 6.5 (A)). In experimental analysis, this number is unknown since no a priori information is available. In such cases, it would be interesting to estimate the appropriate number of modes. In the case of damaged bearings, the defects at an early stage excite the resonance frequencies. Those resonances correspond to the modes of the bearing. Therefore we can use an Experimental Modal Analysis to estimate the number of frequency resonance or we can have an idea of the number of modes from with a spectral analysis.

6.2.6 Bearing faults diagnosis based on EWT and EEMD

6.2.6.1 Simulated signal

The numerical simulated signal that has been chosen is similar to the signal used in Sheen (2004) with added noise. Its mathematic formulation is given as:

$$x(t) = A_i e^{-\alpha_i t'} \sin(2\pi f_i t) + 0.2 \sin(2\pi F_r t) + 0.1 \sin(2\pi(2F_r)t) + n(t) \quad (6.13)$$

$$t' = mode\left(t, \frac{1}{F_m}\right) \quad (6.14)$$

$$n(t) \sim N(0, 0.1) \quad (6.15)$$

Table 6.2 Values f_i of and α_i

$\langle i \rangle$	f_i (Hz)	α_i
1	500	100
2	2500	500
3	4000	300

The three frequency resonances chosen and the $\langle \alpha_i \rangle$ are listed in Table 6.2. The F_m is the bearing fault frequency (BPFO equal to 50 Hz). F_s is the sampling frequency set to 12500 Hz. $F_r = 20\text{ Hz}$ is the frequency of the shaft rotation and $2F_r = 40\text{ Hz}$ is the first harmonic. A normally distributed random signal with 0 mean and standard deviation of 0.1 is added into the simulated signal in Equation (6.13). The corresponding signal $x(t)$ is shown in Figure 6.6.

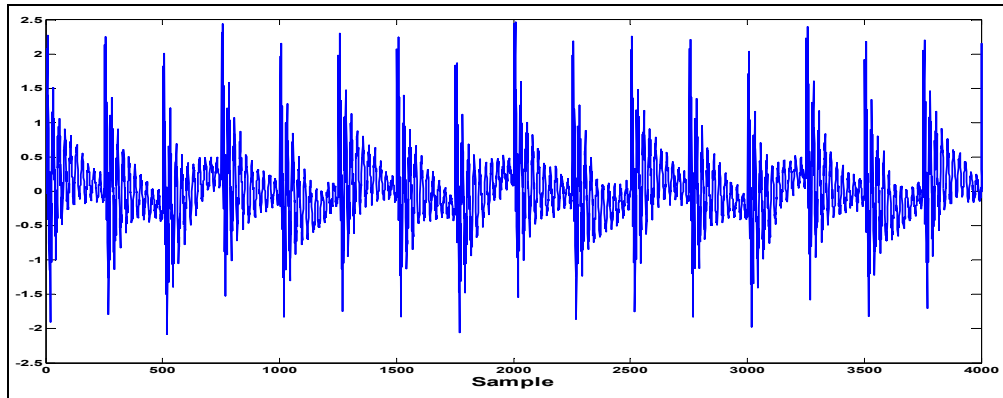


Figure 6.6 Simulated signal

6.2.6.1.1 Application of EMD and EEMD

The result of EMD is shown in Figure 6.7. It exhibits 18 components.

Before performing EEMD, we have to determine the amplitude of the added white noise using the coefficients of correlation.

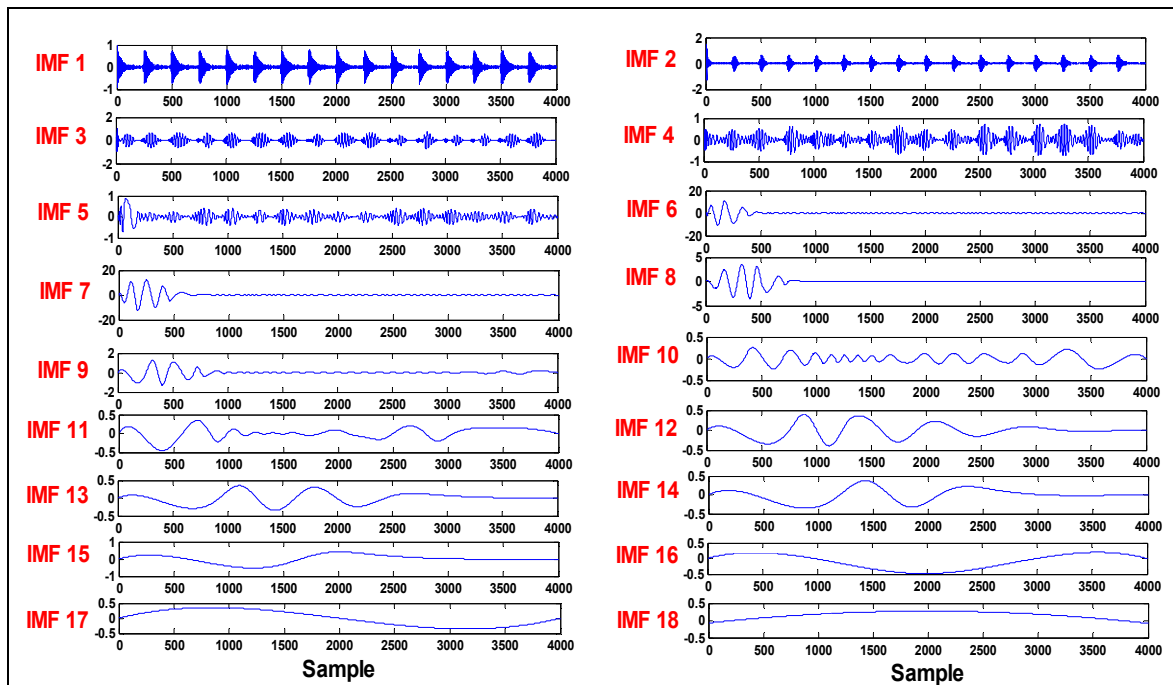


Figure 6.7 The signal decomposition by EMD

Figure 6.8 shows the variation of coefficients of correlation between successive IMF . The selected level limit is $L = 2.10^{-5}$ and the number of IMF is estimated to 10. For other values, we observe an over estimation in the number of IMF and/or a higher coefficient correlation. Performing EEMD for a signal $x(t)$ with these parameters ($L = 2.10^{-5}$ and $N_E = 100$), the decomposition is given in Figure 6.9.

We observe an over estimation of the number of components ($N=10$) with some meaningless false-components. Some mode mixing are obtained between IMF_2 and IMF_3 . The second and third resonance frequencies are in the same IMF_2 . Also a mode mixing is observed between IMF_3 , IMF_4 and IMF_5 .

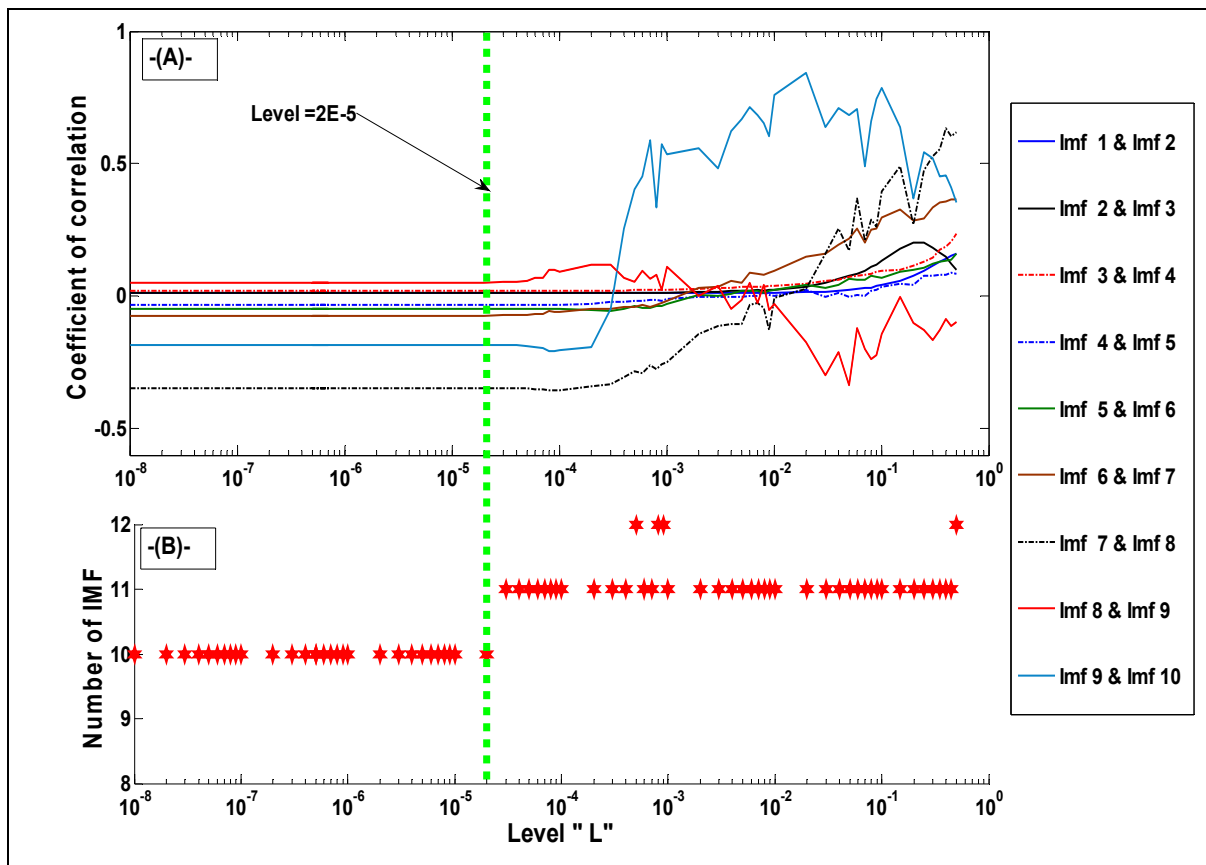


Figure 6.8 (A) The correlation coefficient between successive IMF . (B) The number of IMF computed by EEMD.

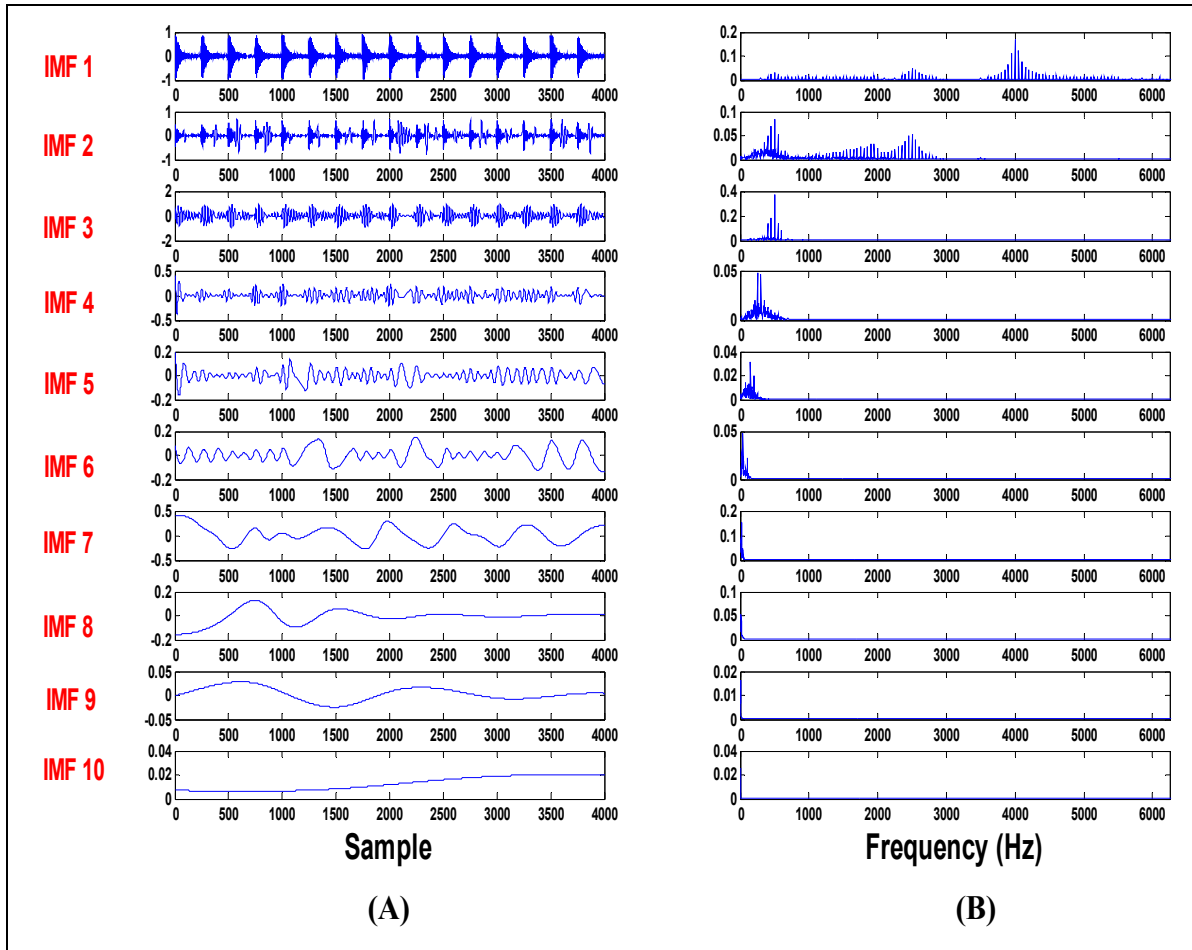


Figure 6.9 (A) The decomposition EEMD of the signal. (B) The spectrum of each *IMF*

6.2.6.1.2 Application of EWT

The segmentation of spectrum, as presented by Gilles (2013), can estimate the different modes when the signal is composed as a sinusoidal waveform. However, for a complex signal like it is for a bearing signal as presented by Equation (6.13), a separation of modes is difficult. The main problem is due to the fact that a bearing defect generates modulation frequencies and the algorithm, as presented, considers the modulation as an interested mode. For this reason, we propose to increase the frequency resolution to mask the modulation, by reducing the time of acquisition. The better way to do this is to take only one shock that excite the natural frequencies as shown in Figure 6.10, and not consider the repetitive signal.

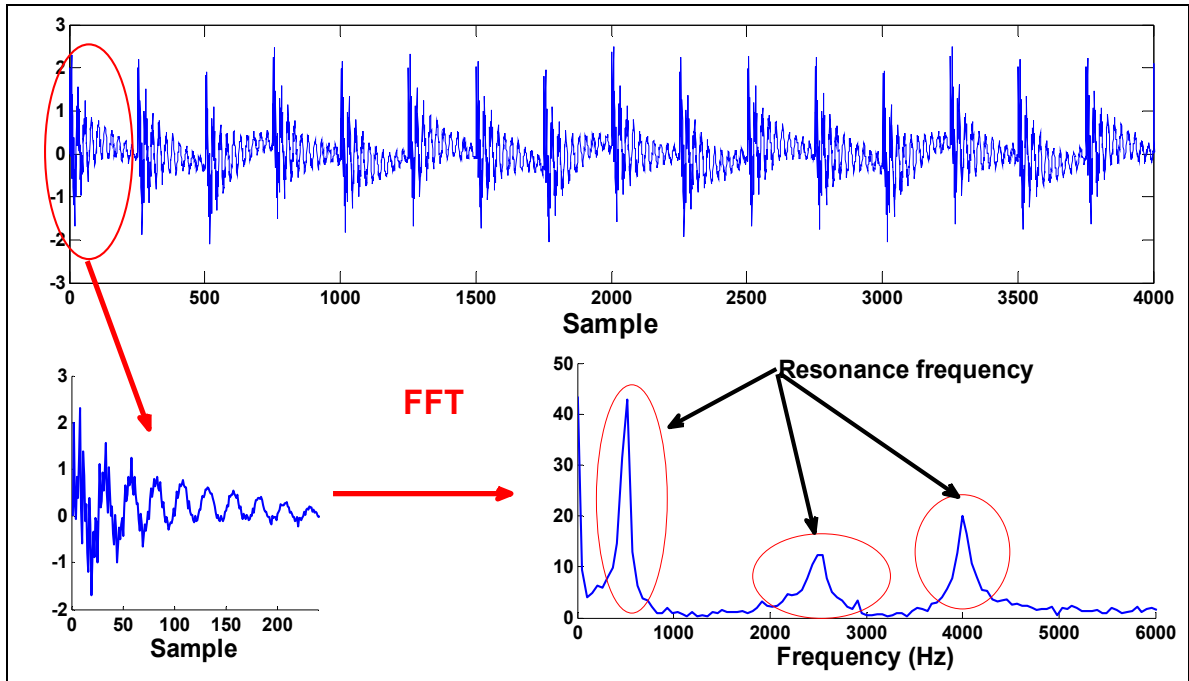


Figure 6.10 The segmentation of the spectrum before computing the filter bank

Figure 6.10 shows the Fourier partitioning of the estimated empirical filter bank. $\hat{\phi}_1(w)$ is the scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ ($n=1..3$) is the empirical wavelet, with $W1=250Hz$, $W3=3250Hz$ and $F_s/2$ is the boundary support of the filter bank. Applying this filter bank to the signal, the decomposition is shown in Figure 6.12. Figure 6.12 (A) and Figure 6.12 (B) show the EWT of the signal $x(t)$ and the spectrum of each decomposition respectively. We observe that the EWT method can easily separate the components which correspond to each resonance frequency and harmonic frequencies and we note that there is no mode mixing.

In conclusion, the results show that when a signal is simple like the first simulation signal as in the preceding section, the performance of EEMD is similar to EWT, except for the time computation. However, when the signal is complex, like a model of bearings as presented in this section, the EEMD stays ever better than the EMD but it presents a lot of problems which are related to the estimation of the number of modes and mode mixing. EWT gives always the expected results after the number of modes has been identified.

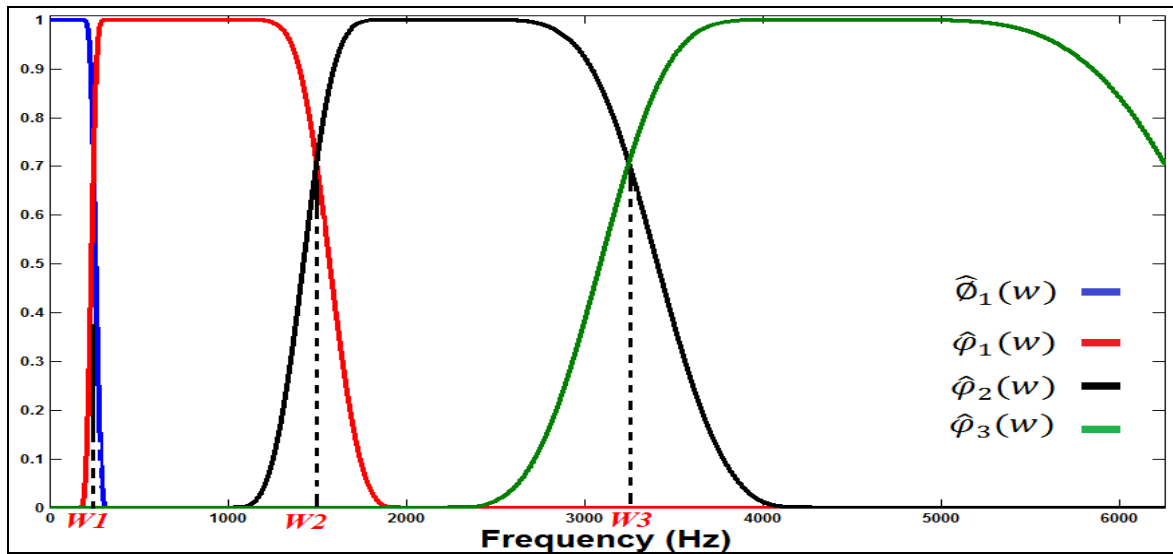


Figure 6.11 Fourier partitioning of the empirical filter bank, $\hat{\phi}(w)$ scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ empirical wavelet

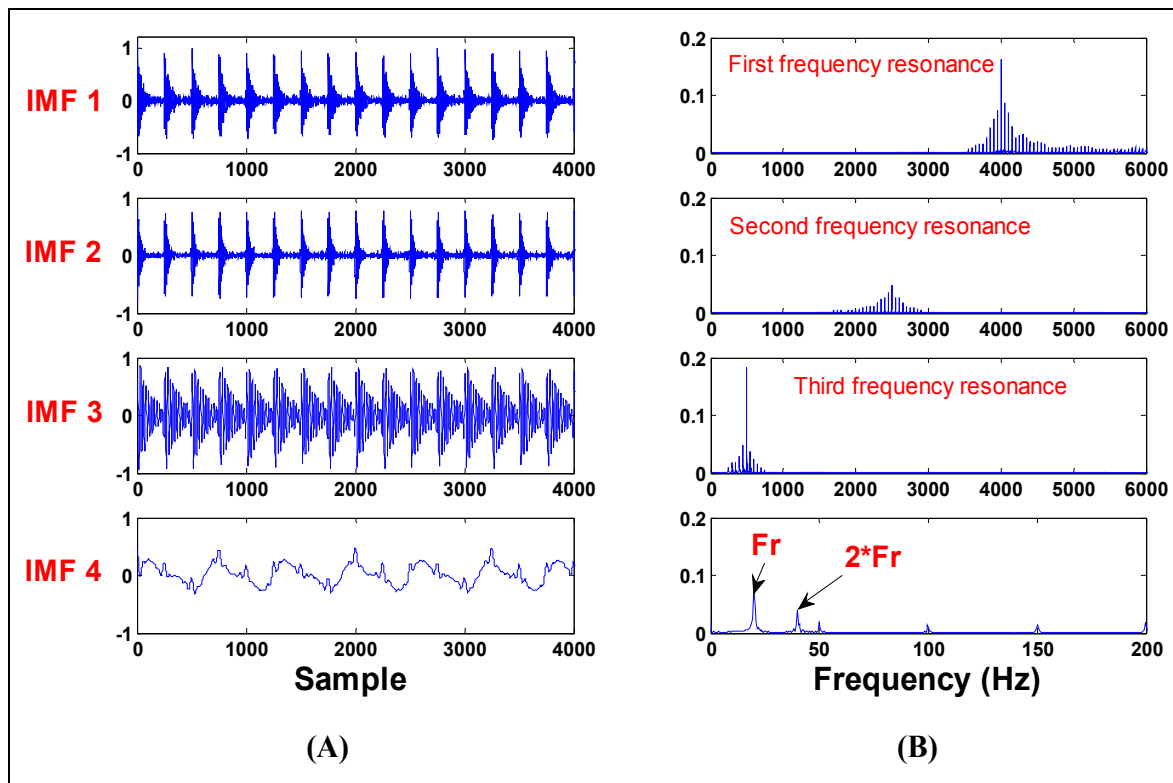


Figure 6.12 (A) The decomposition EWT of the signal. (B) The spectrum of each IMF

6.2.6.2 Experimental application to bearing defect diagnosis

6.2.6.2.1 Experimental set up

The test bench used in this study is shown in Figure 6.13 (A) shaft is supported by two bearings and connected to a motor with a flanged coupling bolted rubber. Three systems were investigated, one with a healthy bearing (D0) and the two others with artificially defects (on the outer race) of different size. The defected bearing has a groove on the outer race as shown in Figure 6.13 (B). The localized defects were created on the outer race by using an Electric Discharge Machine (EMD) to keep their size and depth under control. The size of the artificial defect was about 200 μm in depth and the width (W) of the groove was 50 μm for the first defect (D1) and 100 μm for the second one (D2).

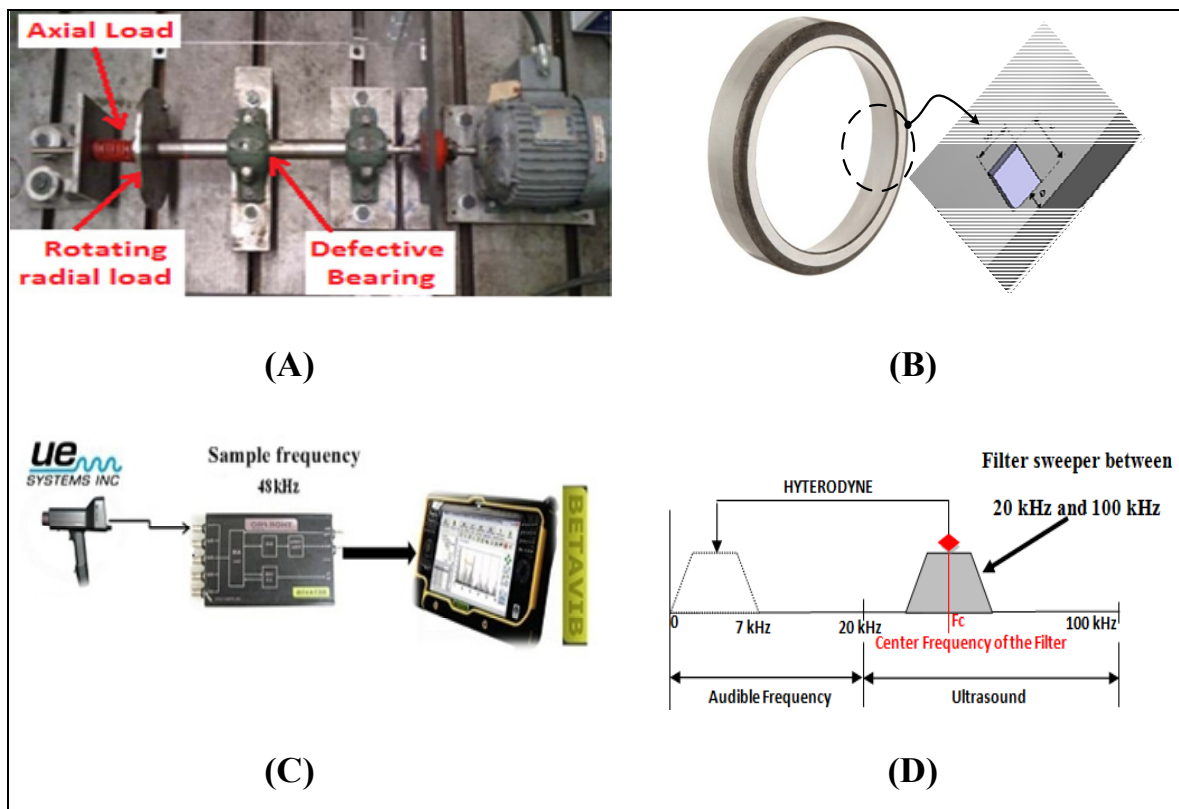


Figure 6.13 (A) Test bench, (B) Defect in outer (C) race Data acquisition system, (D) Heterodyne principle

The equipment of acoustic emission (Kedadouche, Thomas et Tahan (2012)) is shown in Figure 6.13 (C). They consist in an ultrasound detector (UE Systems UltraProb 10000). The sensor is connected to an analogue digital converter (THOR Analyzer PRO: DT9837-13310) with a sampling frequency of 48 kHz. The latter is connected to a collector-analyzer BETAVIB. The ultrasonic sensor used in this study operates in the lower ultrasonic spectrum from 20 kHz to 100 kHz. A heterodyne circuit converts this high frequency acoustic emission signal filtered around a central frequency F_c into an audible signal (0-7 kHz) (Figure 6.13 (D)). The heterodyned signal may then be recorded through conventional data acquisition systems at 48 kHz. The mechanical system is excited by an unbalance mass rotating. The signals from the healthy bearing (D0) and the two bearings (D1 and D2) were recorded when rotating at a speed of 600 rpm.

6.2.6.2.2 Experimental application

The EWT method was experimentally applied to the acoustic emission data. Figure 6.14 shows the temporal signal of the data acquired. The same procedure, described in a section 6.6.1.2, is used to decompose each signal. Figure 6.15 (A), Figure 6.15 (B) and Figure 6.15 (C), shows the Fourier partitioning of the estimated empirical filter bank ($\hat{\phi}(w)$ is the scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ ($n=1..5$) is the empirical wavelet) for the healthy bearing, the defect D1 and the defect D2, respectively. Applying those filters to its respective signal, the decomposition is shown in Figure 6.16. Figure 6.16 (A), Figure 6.16 (B) and Figure 6.16 (C) show the six *IMFs* of the EWT decomposition of acoustic emission for the healthy bearing, the defect D1 and the defect D2, respectively.

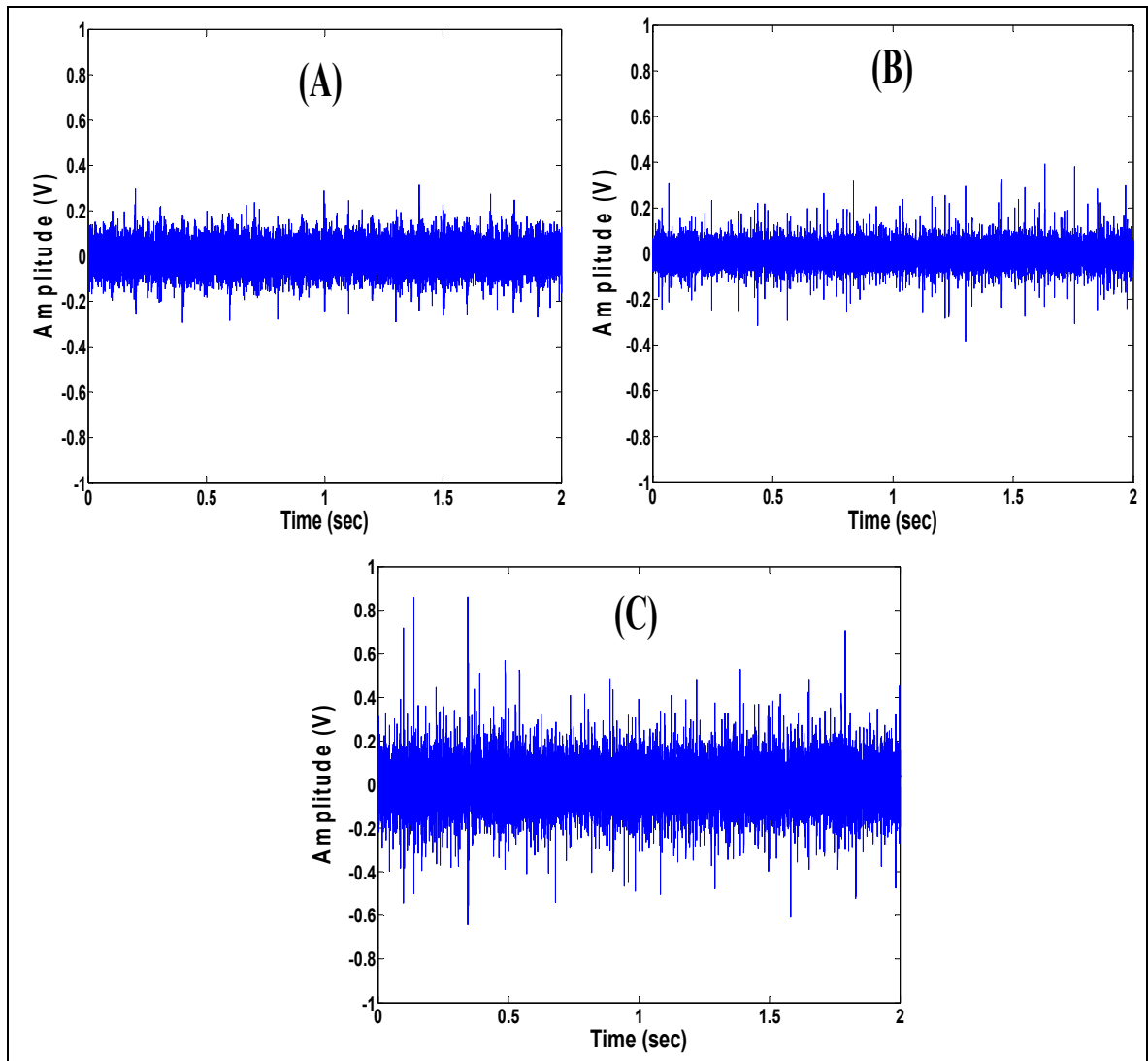


Figure 6.14 Temporal signal: (A) Healthy bearing, (B) Defect 50μm, (C) Defect 100μm

The envelope spectral analysis based on the Hilbert Transform has been proven to be a good tool for the diagnosis of local faults in rolling bearings. It extracts the characteristic defect frequencies of faulty bearings along with the modulation so that the type of defect can be determined. In the following steps, bearing fault diagnosis is conducted on the selected *IMFs*, i.e. the resultant signals obtained using the EWT method, to verify their features in the frequency domain.

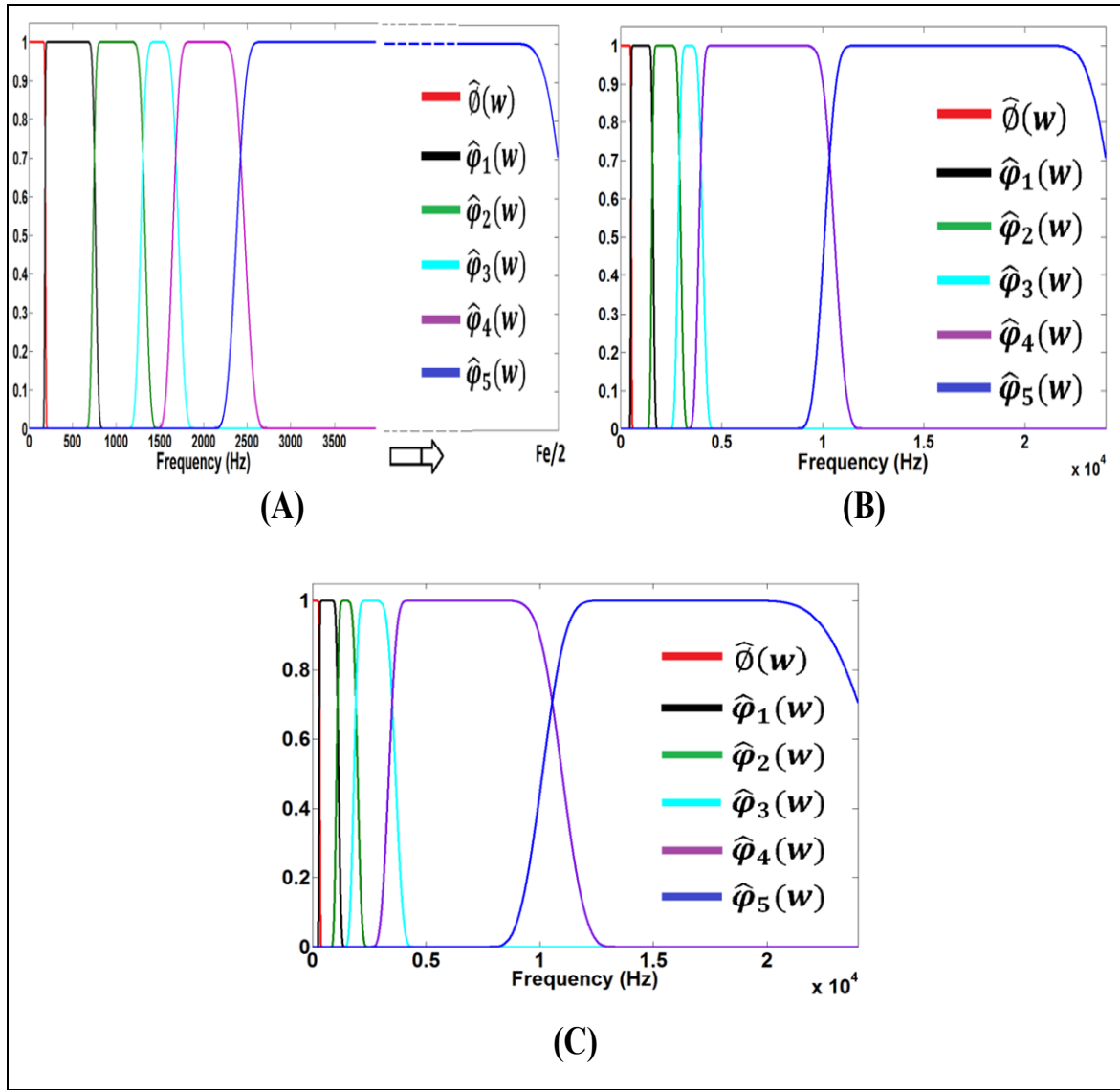


Figure 6.15 Fourier partitioning of the empirical filter bank for acoustic emission signal, $\hat{\phi}(w)$ scaling function, $\hat{\phi}_n(w)$ empirical wavelet: (A) Healthy bearing, (B) Defect 50 μm , (C) Defect 100 μm .

6.2.6.2.3 Selection of IMF

After performing EWT on a signal, we obtain a series of *IMFs*. Some of these *IMFs* are closely related to faults of bearing, but others just contain information useless for diagnosing the faults. Therefore, sensitive *IMFs* should be selected and irrelevant *IMFs* eliminated to construct a more accurate Hilbert–spectrum. When a local defect occurs in bearings, the

signals show a series of impulses. *Kurtosis* is widely used to detect impulse components caused by these local defects. The *Kurtosis* computed for raw signal and each *IMF* recorded from acoustic emission signals are shown in Table 6.3 and Table 6.4 respectively.

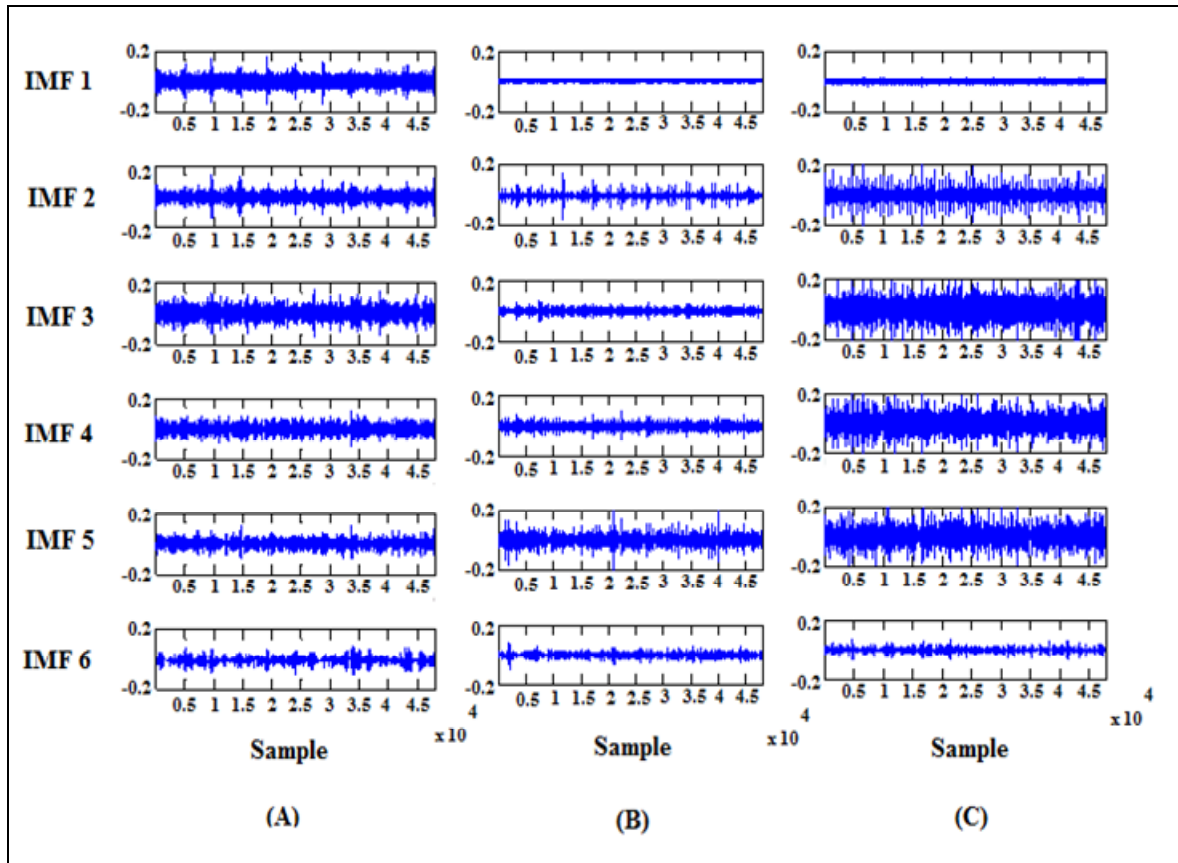


Figure 6.16 EWT decomposition of acoustic emission signals (A) Healthy, (B) Defect 50 μm , (C) Defect 100 μm

Table 6.3 Kurtosis values of the original signals for various faulty bearings

	Kurtosis		
	Healthy bearing	D1=50 μm	D2=100 μm
Acoustic emission	3,79	7,16	5,56

Table 6.4 Kurtosis values of each IMF for acoustic emission signals

	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6
Healthy bearing	3,82	4,97	3,34	3,27	3,61	3,18
D1=50 μm	1,51	17,68	8,32	7,55	7,59	4,42
D2=100 μm	1,64	12,31	5,75	4,78	4,21	3,74

A new method for developing an index based on *Kurtosis* is presented in order to select the more sensitive *IMF* as generated by EWT. The method compares the difference between the *Kurtosis* of each *IMF* of damaged and healthy bearing with the same difference based on the original signal (Equation (6.16)). The *index_selection* is thus based on the difference between the amplitude distributions of the damaged and healthy bearings.

$$index_selection = \frac{kurtosis(IMF_i)_{damaged} - kurtosis(IMF_i)_{Healthy}}{kurtosis(x)_{damaged} - kurtosis(x)_{Healthy}} \quad (6.16)$$

It may be noticed from Table 6.3, and Table 6.4 that the *Kurtosis* of the healthy bearing (raw signal and *IMF*) is less than 5, as expected. This level could thus be used if the *Kurtosis* of the healthy bearing is unknown. Table 6.5 defines the criteria of selection. It indicates that an *IMF* will be selected when the *index_selection* is greater than 1.

The diagnosis procedure is well-described in Figure 6.17. As presented in Figure 6.17, we have two choices to perform the envelope spectrum:

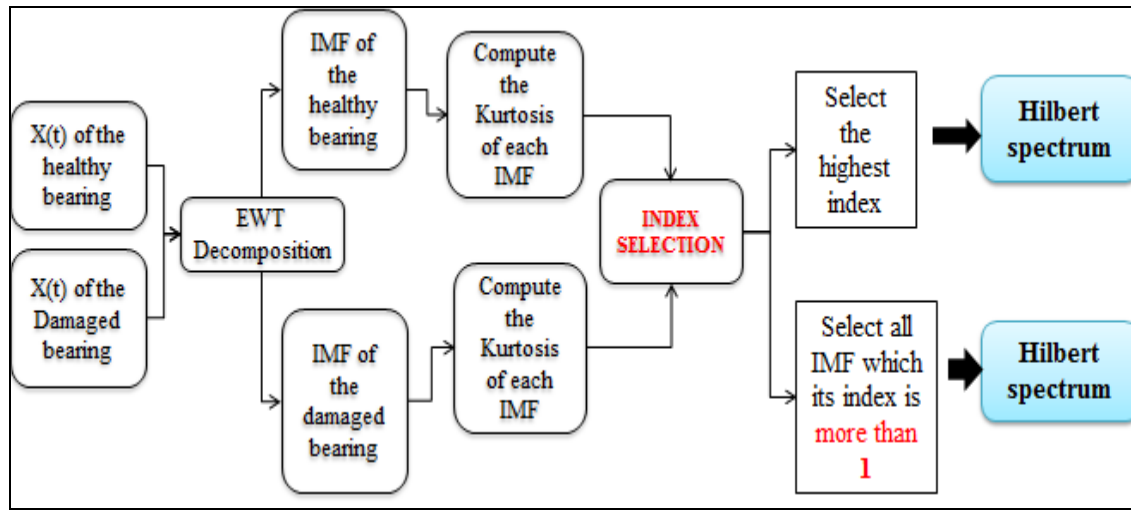
1. Select the *IMF* with the higher *index_selection* ;
2. Select all the *IMFs* with *index_selection* greater than 1.

Table 6.5 *index_selection* criteria

<i>index_selection</i>	Decision
< 1	The <i>IMF</i> is not selected
= 1	The difference between the distribution of amplitude of the both IMF (healthy & damaged) is the same as the raw signal (healthy & damaged)
> 1	The IMF is more impulsive than the raw signal. It is selected.

Figure 6.18 shows the envelope spectrum of the healthy bearing. We detect only frequency related to the frequency of the shaft and its harmonics. Table 6.6 lists the values of *index_selection* for the acoustic emission signal. According to the *index_selection* listed in Table 6.6, IMF_2 exhibits the largest *index_selection* for both defects (D1 and D2). Figure 6.19 (A) and Figure 6.20 (A) highlight the envelope spectrum of acoustic emission when only analyzing IMF_2 . Even when investigating a very small defect (D1), BPFO can be identified with its harmonic (Figure 6.19 (A)). Within the defect growth (D2) (Figure 6.20 (A)), a clear increase of the amplitude of the peaks related to BPFO and harmonics can be noticed.

A fault excites not only one mode, but the repetitive shocks generated by the defect at each revolution excite all the bearing harmonics and resonances. So when we select only one *IMF*, even the best, we lost information that was included in other *IMFs* excited by the fault. On the other hand, the key of the diagnostic is the amplitude of BPFO and also the number of harmonics of the bearing frequencies (Thomas M. (1995), Thomas (2002)). Consequently, the method revealed to be more sensitive when choosing all the selected *IMF* excited by the fault (Figure 6.19 (B), Figure 6.20 (B)). For this reason, we propose to select all the selected *IMFs* which present an *index_selection* greater than 1.

Figure 6.17 Procedure for the selection of *IMF*Table 6.6 The *index_selection* of acoustic emission signal

	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6
D1=50 μm	-0,68	3,77	1,47	1,27	1,17	0,36
D2=100 μm	-1,23	4,13	1,35	0,85	0,33	0,31

According to Table 6.6, the IMF_2 , IMF_3 , IMF_4 and IMF_5 were selected for a defect D1. The envelope spectrum of the sum of these *IMF* is presented in Figure 6.19 (B). IMF_2 and IMF_3 were chosen for the defect D2. The envelope spectrum of the sum of these *IMF* is presented in Figure 6.20 (B). In the both cases, we note a growth of the amplitude of the BPFO and its harmonics compared to the same case when only using the IMF_2 with the highest *index_selection* (Figure 6.19 (A) and Figure 6.20 (A)). So, this confirms that the information related to the defects is not only included in one *IMF* but other *IMFs* are also excited by the defect.

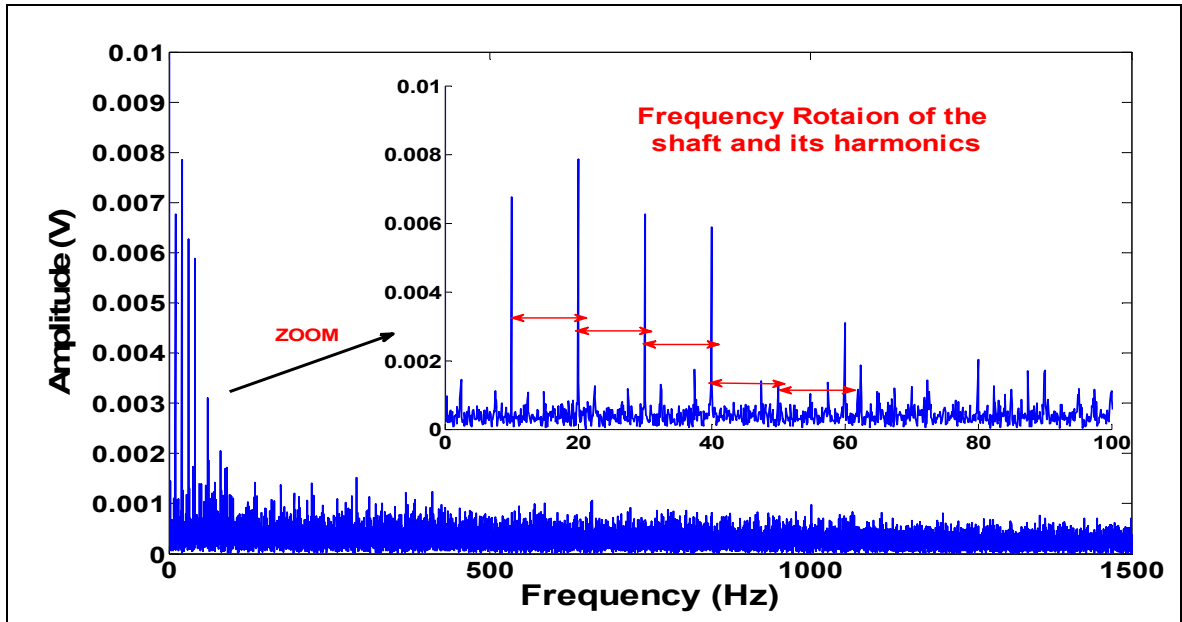


Figure 6.18 Envelope spectrum of acoustic emission signal of the healthy bearing

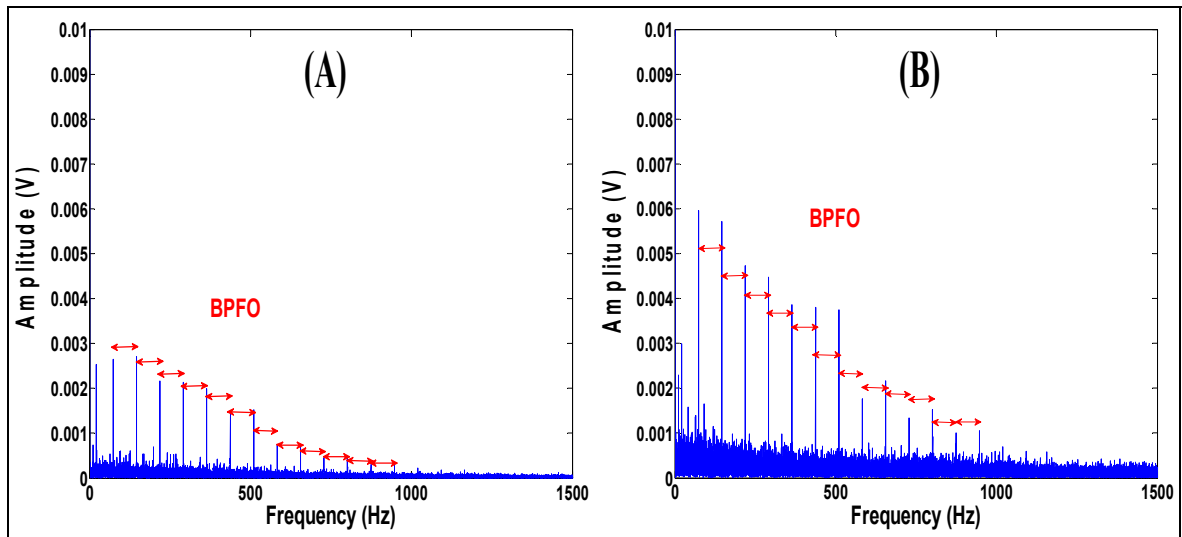


Figure 6.19 Envelope spectrum of acoustic emission signal of the defect D1
(A) IMF with the highest *index_selection* (B) All IMF with *index_selection* greater than 1

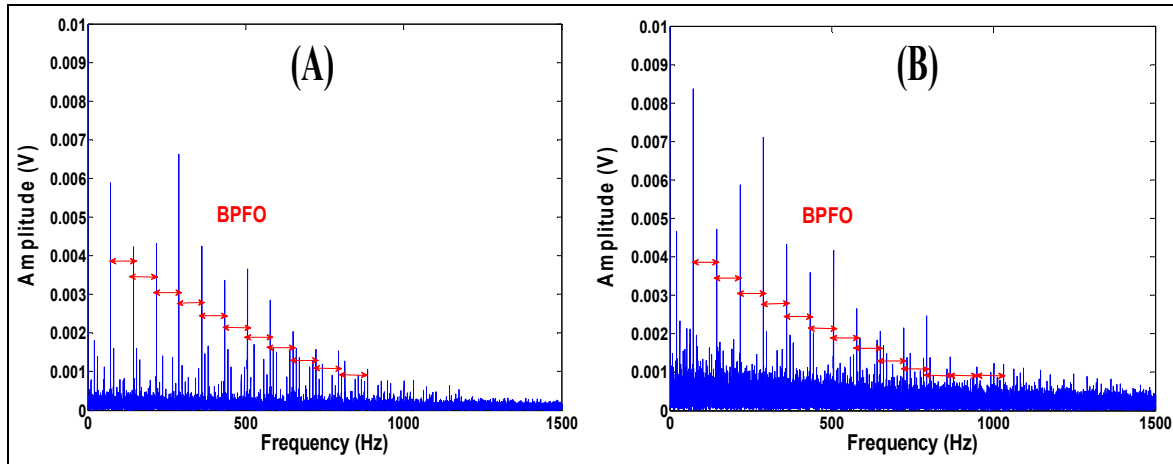


Figure 6.20 Envelope spectrum of acoustic emission signal of the defect D2,
 (A) *IMF* with the highest *index_selection* (B) All *IMF* with
index_selection greater than 1

6.2.7 Conclusions

In this paper, a recent approach, called Empirical Wavelet Transform (EWT) for fault diagnosis of bearings is investigated. A comparison between EWT, EMD and EEMD is made by using a numerically simulated signal. This study allowed us for improving the EEMD method by developing a method for choosing the appropriate amplitude of the added noise. It was noticed that EMD always overestimates the number of modes. EEMD gives the same results than EWT by choosing the suitable noise. However, the results shown that EWT, compared to EMD and EEMD, could reduce the time computation. EMD, EEMD and EWT method were applied to a numerical signal reflecting the behavior of damaged bearings; the results shown the effectiveness of EWT to decompose a signal unlike EEMD which overestimates the number of components and meaningless false-components obtained. The EWT method has then been applied to experimental signals obtained by acoustic emissions measurements. An index based on *Kurtosis* was developed for selecting the *IMF* more sensitive to the defect. The results reveal that choosing all the selected *IMF* was more efficient than choosing the best one. The results have shown that the EWT method can effectively reveal the frequency and associated harmonics of the faulty bearing.

6.2.8 Appendix: Empirical Wavelet Transform

The filter bank is defined by the empirical scaling function and the empirical wavelets given by the expressions of (6.17) and (6.18), respectively

$$\varnothing_n(w) = \begin{cases} 1 & \text{if } |w| \leq (1-\gamma)w_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma w_n} (|w| - (1-\gamma)w_n) \right) \right] & \text{if } (1-\gamma)w_n \leq |w| \leq (1+\gamma)w_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6.17)$$

$$\hat{\varphi}_n(w) = \begin{cases} 1 & \text{if } (1+\gamma)w_n \leq |w| \leq (1-\gamma)w_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma w_{n+1}} (|w| - (1-\gamma)w_{n+1}) \right) \right] & \text{if } (1-\gamma)w_{n+1} \leq |w| \leq (1+\gamma)w_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma w_n} (|w| - (1-\gamma)w_n) \right) \right] & \text{if } (1-\gamma)w_n \leq |w| \leq (1+\gamma)w_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6.18)$$

The function $\beta(x)$ is an arbitrary $C^k([0,1])$ function defined as:

$$\beta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ \text{and } \beta(x) + \beta(1-x) = 1 \forall x \in [0,1] \\ 1 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (6.19)$$

Many functions satisfy these properties, the most used in the literature is:

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (6.20)$$

and γ is chosen by the Equation (6.21)

$$\gamma < \min_n \left(\frac{w_{n+1} - w_n}{w_{n+1} + w_n} \right) \quad (6.21)$$

Using equation (6.17) and (6.18), the reconstruction of the signal is obtained by using the detail and the approximation coefficients.

The detail coefficients are given by the inner products with the empirical wavelets φ_n :

$$W_x(n, t) = \langle x(t), \varphi_n \rangle = \hat{x}(w) \cdot \overline{\hat{\varphi}_n(w)} \quad (6.22)$$

The approximation coefficients are given by the inner product with the scaling function φ_1 :

$$W_x(0, t) = \langle x(t), \varphi_1 \rangle = \hat{x}(w) \cdot \overline{\hat{\varphi}_1(w)} \quad (6.23)$$

The reconstruction is given by:

$$x(t) = \hat{W}_x(0, w) \hat{\varphi}_1(w) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_x(n, w) \hat{\varphi}_n(w) \quad (6.24)$$

6.2.9 Acknowledgements

The support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada and Pratt & Whitney Canada is gratefully acknowledged.

CHAPITRE 7

EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION COMBINED WITH EMPIRICAL WAVELETS FOR EXTRACTING BEARING FREQUENCIES IN A NOISY ENVIRONMENT AND EARLY DETECTION OF DEFECTS

7.1 Présentation

L'article du Chapitre 7 est une nouvelle méthode basée sur la combinaison de la méthode EMD et la méthode EWT (*Empirical Wavelet Transform*). Cet outil est semblable au Kurtogram. L'objectif est de localiser dans quelle bande fréquentielle les défauts de roulement se manifestent.

La méthodologie consiste à utiliser la technique EMD pour décomposer le signal en plusieurs *IMF*. Ensuite, chaque deux *IMF* successifs sont additionnées pour constituer des *CMF* (*Combined Mode Function*). La méthode EWT est utilisée pour générer un banc de filtres spécifié pour chaque *CMF*. Un algorithme pour définir les supports du filtre pour chaque *CMF* est proposé. Un indicateur est calculé pour chaque signature obtenue à différents niveaux du banc de filtres. Cette nouvelle méthode a été d'abord validée sur des signaux de simulation et a démontré son efficacité et sa robustesse au bruit. Cette étude montre que la technique proposée permet de détecter les résonances dans tous les cas simulés. D'autre part, elle indique dans quelle *CMF* le défaut se manifeste. La technique proposée a été validée en utilisant des signaux expérimentaux obtenus à partir d'un banc d'essais avec un défaut de seulement de 40 microns sur la bague extérieure, ce qui rend cette méthode très efficace pour une détection précoce des défauts de roulement. Elle a été également validée sur des signaux provenant du *Center of Case Western Reserve University* (CWRU). Cet article a été présenté et publié dans le 4th *International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations* (CMMNO). Cet Article a reçu le 2^e prix étudiant et a été également sélectionné pour être publié dans la revue *Mechanics & Industry* (Janvier 2015). Cette étude est présentée intégralement dans la section suivante.

7.2 Article 5

EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION COMBINED WITH EMPIRICAL WAVELETS FOR EXTRACTING BEARING FREQUENCIES IN A NOISY ENVIRONMENT AND EARLY DETECTION OF DEFECTS

Kedadouche, M. Thomas et A. Tahan

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure.

1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA.

E-mail: mourad.kedadouche@hotmail.fr, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been submitted in the journal of “Mechanics & Industry, January 2015”

7.2.1 Abstract

The amplitude demodulation of a bearing signal allows for the extraction of component information-carrying defects on rotary machines. However, the quality of the demodulated signal depends on the selected frequency band for demodulation. Kurtogram is widely used to detect the frequency bandwidth which is the most excited by a defect. However in presence of high noises, the Kurtogram may be deficient in effectively detecting the resonances and it presents some instabilities. In the last decade, the Empirical Mode Decomposition (EMD) technique has been used by a lot of researchers for the signal decomposition. In this study, the EMD and Empirical Wavelet (EW) are used to generate a new feature. The EW is used to generate a filter bank which depends on the content of the component frequencies of the signal. A segmentation of the spectrum to define the support boundaries of the filter is proposed. The new indicator is proposed in order to track the frequency band that is more excited by a bearing fault. This study shows that the proposed technique can detect the resonances in all cases of simulation. On the other hand, the proposed method is able first to detect the resonance frequencies and secondly to detect on which Intrinsic Mode Function (IMF), the bearing default occurs. The proposed technique

has confirmed its effectiveness by testing it on experimental signals obtained from a test bench with defects on a bearing outer race.

Keywords: Rolling element bearing; Bearing fault, Demodulation; EMD (Empirical Mode Decomposition); Empirical Wavelet (EW); Kurtogram, Early detection

7.2.2 Introduction

Bearing defects excite the resonance frequencies at their early stage of degradation. The High Frequency Resonance Technique (HFRT) allows for the extraction of component information representing defects on rotating machinery (Altmann et Mathew (2001)). A band-pass filtering around the excited resonance frequency followed by an amplitude demodulation step results in a signal whose most of energy is concentrated around the fault frequency and its associated harmonics. However, the major challenge in the application of the HFRT technique is a proper selection of the center frequency and bandwidth of the band-pass filter. Many methods have been proposed for the selection of the frequency bandwidth that is the more excited by the faults. Among them, The STFT-based spectral kurtosis (Antoni et Randall (2006)) has been proposed and applied to the fault detection of rolling element bearings and gears (Antoni (2007c)). However, in the case of a strong and non-Gaussian noise with sudden high peaks, kurtosis shows extreme high values and doesn't really track the resonances (Zhang et Randall (2009)). Zhang and Randall (2009) proposed an optimal resonance demodulation technique using the combination of the fast Kurtogram and genetic algorithm. Barszcz et JabŁoński (2011) proposed a Portrugram. Qiu et al. (2006) used the minimal Shannon entropy to select the proper bandwidth and (Nikolaou et Antoniadis, 2002a) and Lin et Zuo (2003) selected the parameters of Morlet wavelet based on a kurtosis maximization criterion. At the early stage of degradation of bearings, impulses are created when a defect on a rolling surface impacts with another surface. The impulses are generated almost periodically. The impact excites the structural resonance and we can observe an increase of energy around the resonances (Tandon et Choudhury (1999)). For this reason, it is better to track the band frequency which presents a strong energy compared with a healthy

bearing. Otherwise, High energy can be also related to other phenomena (gear meshing, high noise). So using only the energy as indicator to detect the frequency band excited by the defect is not a good way. The particularity of bearing defect is that the increase of energy is caused by the shocks (high level of the kurtosis). So, multiplying the energy by the kurtosis can make a difference between the energy caused by bearing defect and the energy associated to other phenomena. In this study, EMD is used to decompose the signal into multiple components. The decomposition of a real signal gives some IMF with random shocks. So the kurtosis exhibits a higher value compared with the components from cyclic shocks. In this study, we propose to introduce a new indicator as an index which can distinguish between random shocks and cyclic shocks. Chen, Yan et Chen (2014) showed in their studies that the Spectral Kurtosis value of interference impulses is larger than from repetitive Impulses. If we select a frequency band according to the maximum value of SK, we cannot thus discover the defect frequency of interest even after an envelope demodulation. On other hand, they demonstrate that the entropy of interference impulses is less than from repetitive impulses. So they combined the two methods to better detection for the frequency band. In this study, we propose to combine energy, kurtosis and entropy to develop a new indicator. In this study, the new method for selecting the optimal frequency bandwidth is thus presented. This new method is based on the Empirical Mode Decomposition (EMD) combined with the Empirical Wavelet method (EW). Specifically, this new indicator is aimed to track the frequency band that is more excited by the bearing fault. The advantage of this method is its ability to detect the resonances even in the presence of significant noise and also with low frequency signatures whose amplitudes are important. The filter bank is adaptive and it depends on each signature. The application of the proposed method is validated both on simulated and experimental data..

7.2.3 Empirical Mode Decomposition (EMD)

The EMD method can self-adaptively decompose any non-stationary signal into a set of intrinsic mode functions (IMFs) from high frequencies to low frequencies (Kedadouche, Thomas et Tahan (2014b)). The decomposed signal may be written as:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N IMF_i(t) + r(t) \quad (7.1)$$

where $IMF_i(t)$ indicates the i th IMF and $r(t)$ represents the residual of the sign $x(t)$.

7.2.4 Empirical wavelet transforms (EWT)

The Empirical Wavelet Transform as developed by Gilles (2013) presents a new approach for building adaptive wavelets. The main idea is to extract the different signal modes by designing an appropriate wavelet filter bank. The main concept of the EWT method consists in building a family of wavelets adapted to the processed signal. If we take the Fourier point of view, this construction is equivalent to build a set of band pass filters. One way to reach the adaptability is to consider that the filters' supports (w_c) depend on where the information in the spectrum of the analyzed signal is located. The method is based on two functions: The empirical scaling function and the Empirical Wavelet are given by the Equations (7.2) and (7.3), respectively

$$\hat{\phi}_j(w) = \begin{cases} 1 & \text{if } |w| \leq (1-\gamma)w_c(j=1) \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma w_c(j=1)}(|w| - (1-\gamma)w_c(j=1))\right)\right] & \text{if } (1-\gamma)w_c(j=1) \leq |w| \leq (1+\gamma)w_c(j=1) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7.2)$$

$$\hat{\phi}_j(w) = \begin{cases} 1 & \text{if } (1+\gamma)w_c(j) \leq |w| \leq (1-\gamma)w_c(j+1) \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma w_{n+1}}(|w| - (1-\gamma)w_c(j+1))\right)\right] & \text{if } (1-\gamma)w_c(j+1) \leq |w| \leq (1+\gamma)w_c(j+1) \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma w_c(j)}(|w| - (1-\gamma)w_c(j))\right)\right] & \text{if } (1-\gamma)w_c(j) \leq |w| \leq (1+\gamma)w_c(j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7.3)$$

The function $\beta(x)$ is an arbitrary $C^k([0,1])$ function defined as:

$$\beta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ \text{and } \beta(x) + \beta(1-x) = 1 \forall x \in [0,1] \\ 1 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (7.4)$$

Many functions satisfy these properties, the most used in the literature (Gilles (2013)) is:

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (7.5)$$

and γ is chosen by the Equation (7.6) as defined by Gilles (2013)

$$\gamma < \min \left(\frac{w_c(j+1) - w_c(j)}{w_c(j+1) + w_c(j)} \right) \quad (7.6)$$

7.2.5 A new indicator combining Energy, Kurtosis and ApEn

As mentioned in the introduction, the bearing defect produces an increase of the energy around the resonance and of the Kurtosis level. The product of these parameters can be used as an indicator to track the frequency resonance. In our application, we used the EMD method to

decompose the signal in multiple IMF. In some cases, we get components with interference impulses, especially in the case of acoustic emission signal. So, the kurtosis of random impulses is higher than from repetitive shocks (Chen, Yan et Chen (2014)). The approximate entropy (ApEn) (Yan et Gao (2007)) seems to be an effective tool to distinguish between the random and the cyclic shocks. The ApEn of the repetitive shocks is higher than from random shocks. To reduce the effect of random impulses, we propose to multiply the kurtosis by the ApEn and to use the product of the energy, kurtosis and ApEn as an indicator for our investigation.

$$Energy = \sum x(f)^2 \quad (7.7)$$

The effectiveness of this new indicator has been tested on numerically simulated signals, based on Sheen (2004). The bearing signature is expressed as follows:

$$x(t) = e^{-\alpha \times \text{mod}\left(t, \frac{1}{F_m}\right)} \times \sin(2\pi f_1 t) + noise \quad (7.8)$$

where α is equal to 900, F_m is bearing fault characteristic frequency (equal to 100 Hz). F_s is sampling frequency (set to 12 000 Hz) and f_1 is carrier frequency (equal to 1800 Hz). The simulated signals are shown in Figure 7.1. Figure 7.1(A) shows a random signal; Figure 7.1(B) shows a random impulse and Figure 7.1(C) illustrates a bearing signal given by Equation (7.8). In the three cases, the variance of noise is the same.

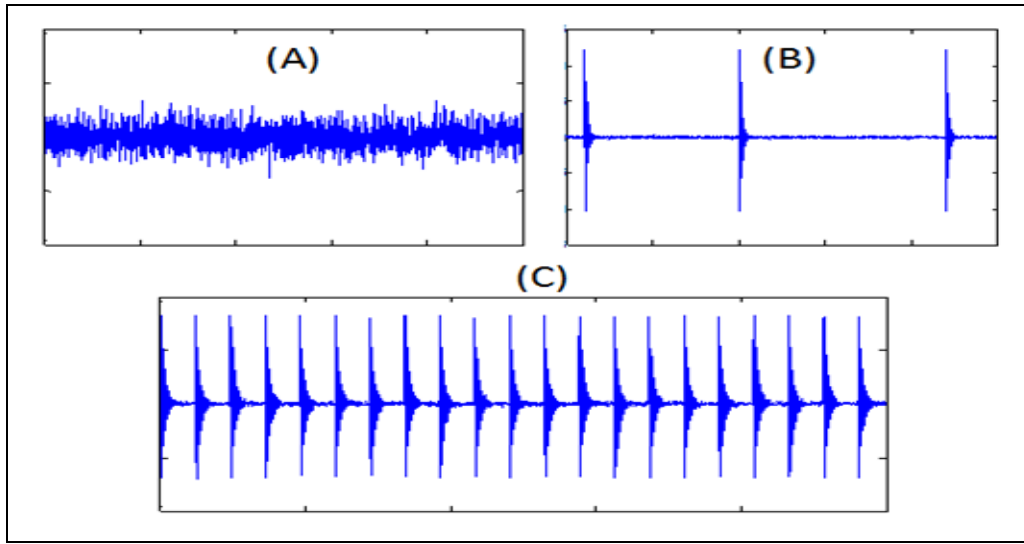


Figure 7.1 Simulated signals, (A) random, (B) random impulse, (c) bearing signal

Figure 7.2 shows the result for different indicators (Energy, Kurtosis and ApEn) applied to the simulated signals. It is shown that ApEn can effectively distinguish between the random and cyclic impulses. The cyclic impulses are characterized by a higher ApEn compared with the random impulse. It is revealed that the product of these three parameters gives an effective indicator which can make a difference between a random signal, a faulty bearing, and a random impulse. This indicator is then used in all our investigations to track the bearing fault.

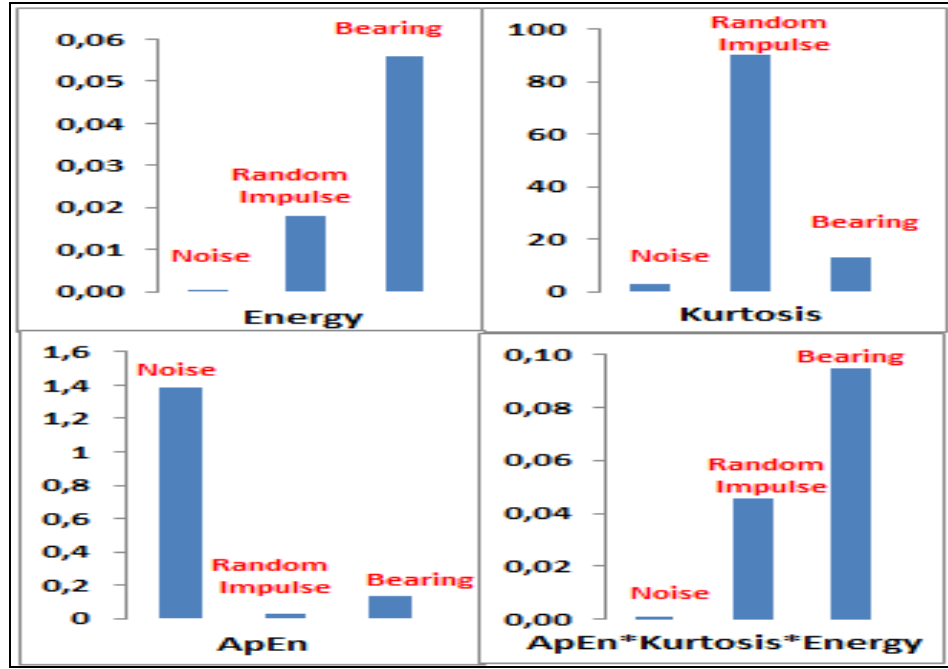


Figure 7.2 Value of indicators with signal type and method

7.2.6 A detection method based on EMD and EW

As showed by Gao et al. (2008), *IMFs* sometimes fail to reveal the signal characteristics due to the effect of noises. Hence, Combined Mode Function (*CMF*) may be used. With *CMF*, the neighboring *IMFs* are combined to obtain an oscillation mode depicting signal features more precisely. In the present application for bearing defects, we propose to only use the six first *IMF* of decomposition. Each *IMF* is added to the previous as shown in Equation (7.9)

$$CMF_i = C_i = IMF_i + IMF_{i+1} \quad (7.9)$$

After computing each *CMF*, we construct a series of filter-banks with different Center frequency properly for each *CMF*. The chart of our proposed method is shown in Figure 7.3.

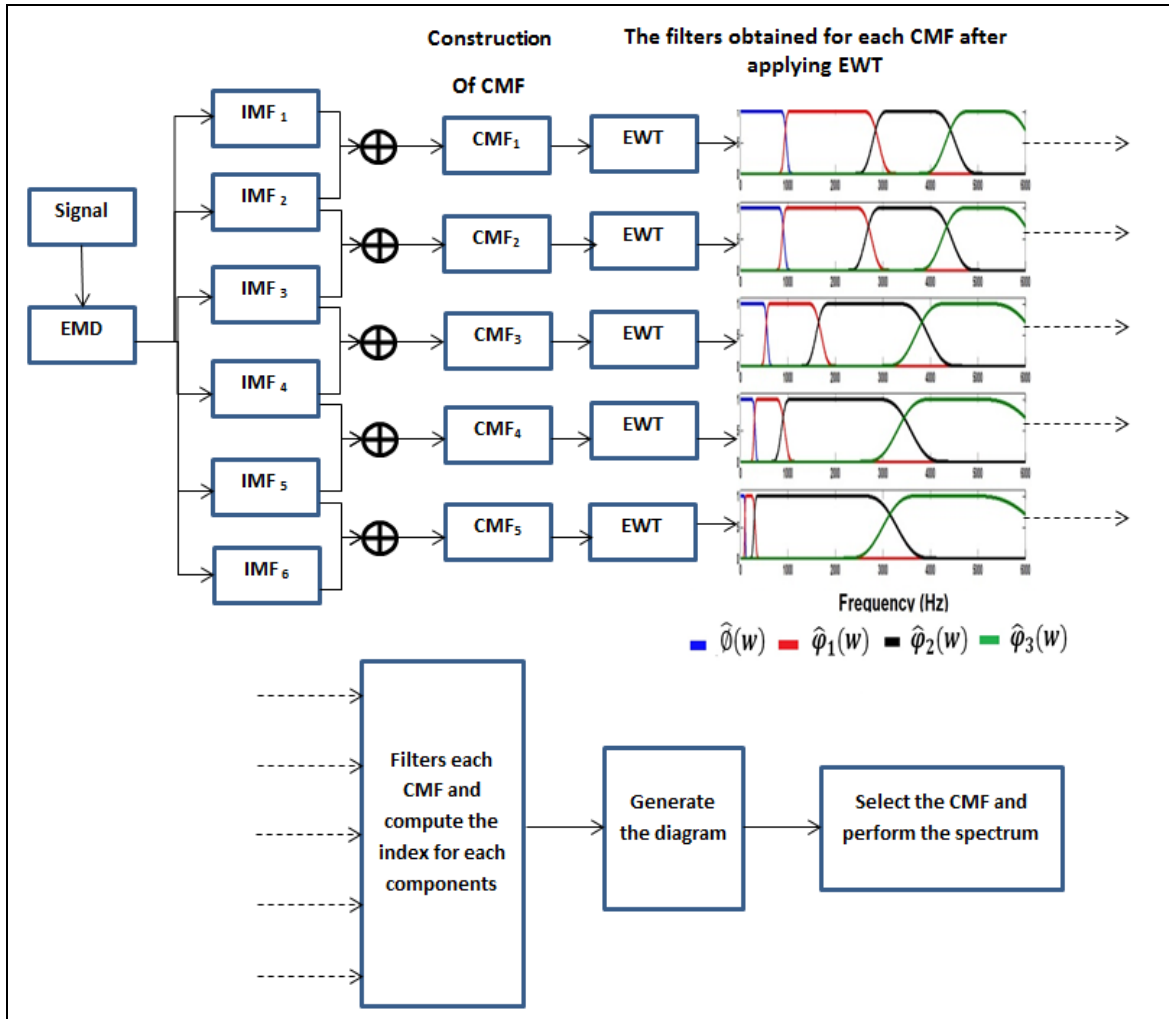


Figure 7.3 The chart of the proposed method

Each CMF is decomposed in four portions using the EWT. The supports boundaries for the filters defined by the EWT are shown in the Algorithm 7.1. After applying the algorithm, we get 3 cut frequencies $w_c (j = 1:3)$ for each CMF . The aim of the method consists in separating different portions of the spectrum which are centered on a specific frequency. The segmentation of the spectrum depends on the frequency w_n which presents the highest amplitude. The aim is to obtain a band-pass filter centered on the frequency w_n . The filtered component presents the highest energy and the other parts, a low energy.

Algorithm 7.1 The cut frequencies of the filter

```

* $F_e$  : Sample Frequency
* $F_c = F_e / 2$ 
*Select the frequency  $w_n$  who presents a higher amplitude spectrum
*Let :  $w_c(1) = (w_n) / 2$ 
        $w_c(2) = (w_n + F_c) / 2$ 
Initialise :  $j = 2$ 

  if  $|w_c(j) - w_n| > |w_c(j-1) - w_n|$ 
     $w_c(j) = w_n + |w_c(j-1) - w_n|$ 
     $w_c(j+1) = (w_c(j) + F_c) / 2$ 
  else
     $w_c(j+1) = w_c(j)$ 
     $w_c(j) = w_n - |w_c(j) - w_n|$ 
     $w_c(j-1) = w_c(j) / 2;$ 
  end

```

7.2.7 Case studies for validating the method

7.2.7.1 A simulated signal with one resonant frequency

7.2.7.1.1 Case A: The variance of the noise is 0.2

The simulated signal is the same that used in Equation (7.8) and only one natural frequency is used in this simulation. A normal distributed random signal with mean 0 and amplitude 0.2 is added into the simulated signal. Figure 7.4 shows the simulated signal.

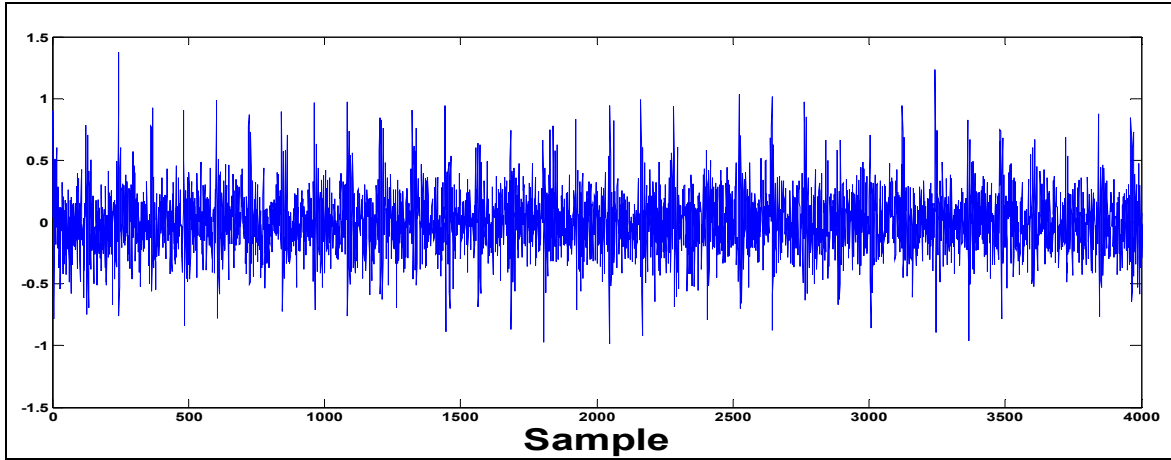


Figure 7.4 The simulated signal

The Combined Mode Function of the signal is displayed in Figure 7.5. We note that the signature of the bearing (cyclic shocks) is distributed on the CMF_1 and CMF_2 . The filter bank obtained for each CMF_i , is exhibited in Figure 7.6. $\hat{\varnothing}(w)$ represents the scaling function and $\hat{\phi}_j(w)$ is the Empirical Wavelet. $\hat{\phi}_{j=1}(w)$ is the frequency band which represents the highest energy compared to the others, and this band is centred around the frequency w_n .

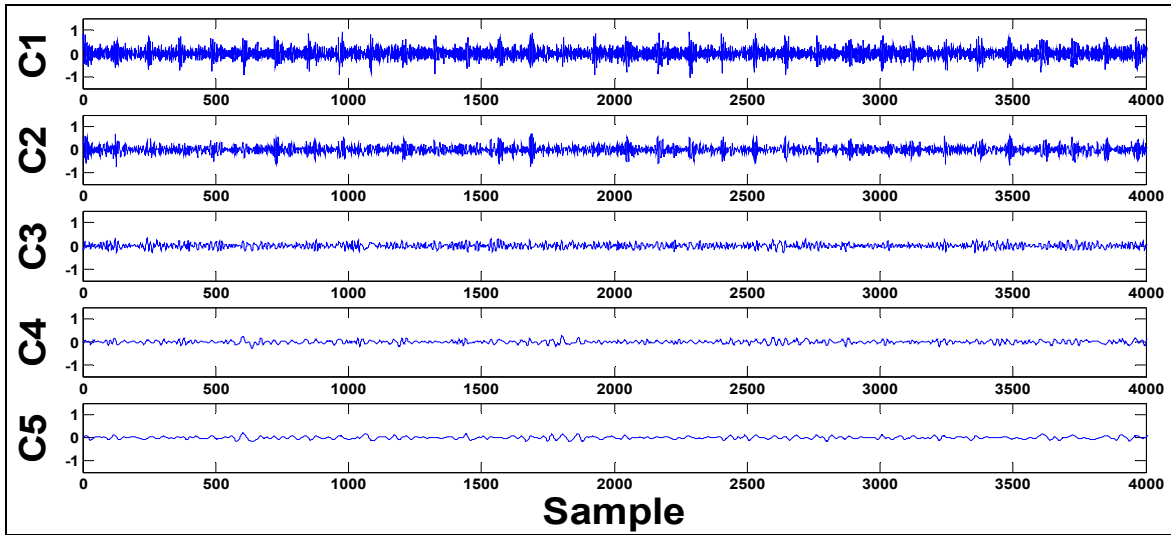


Figure 7.5 The Combined Mode Function of the simulated signal

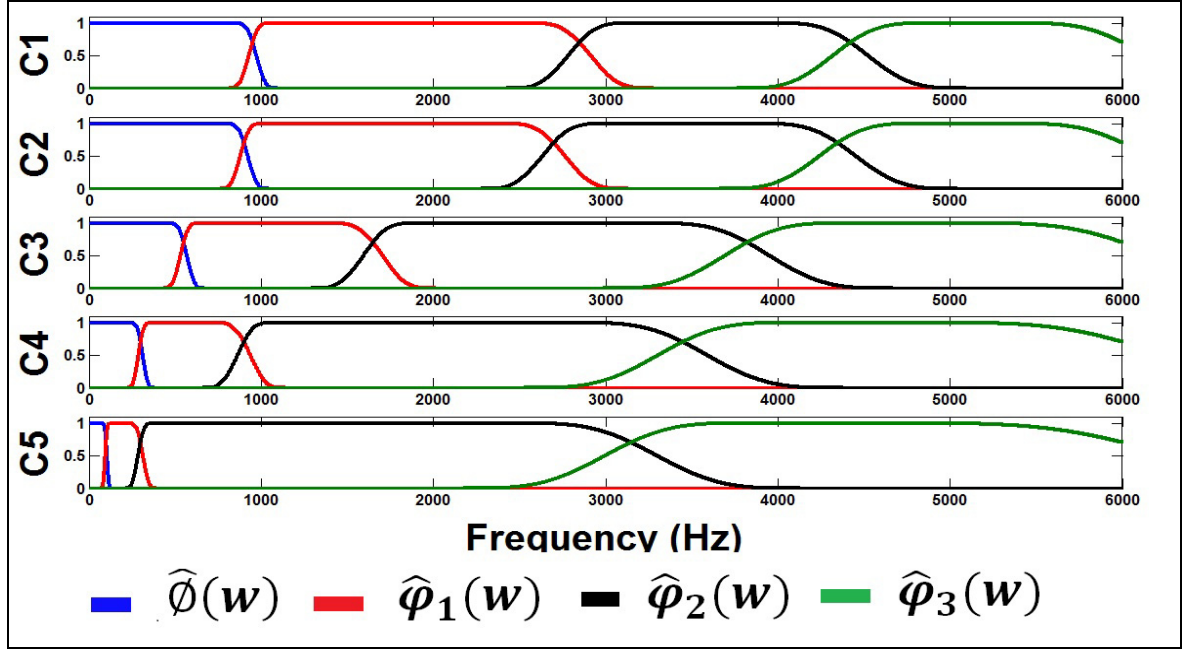


Figure 7.6 The Filter bank for each CMF

$\hat{\phi}(w)$ represents the scaling function and $\hat{\phi}_j(w)$ is the Empirical Wavelet. $\hat{\phi}_{j=1}(w)$ is the frequency band which represents the highest energy compared to the others, and this band is centred around the frequency w_n .

The diagram generated by our method is plotted in Figure 7.7. This diagram indicates that the combined CMF_1 has the deepest color value between [1000-2800] Hz. The fault excited frequency region is covered by the selected bandwidth. So, this indicates the expected resonance (1800 Hz). A demodulation, using the Hilbert Transform of the CMF_1 around this frequency band allows for identifying the defect frequency (BPFO=100 Hz) and its harmonics) as shown in Figure 7.8.

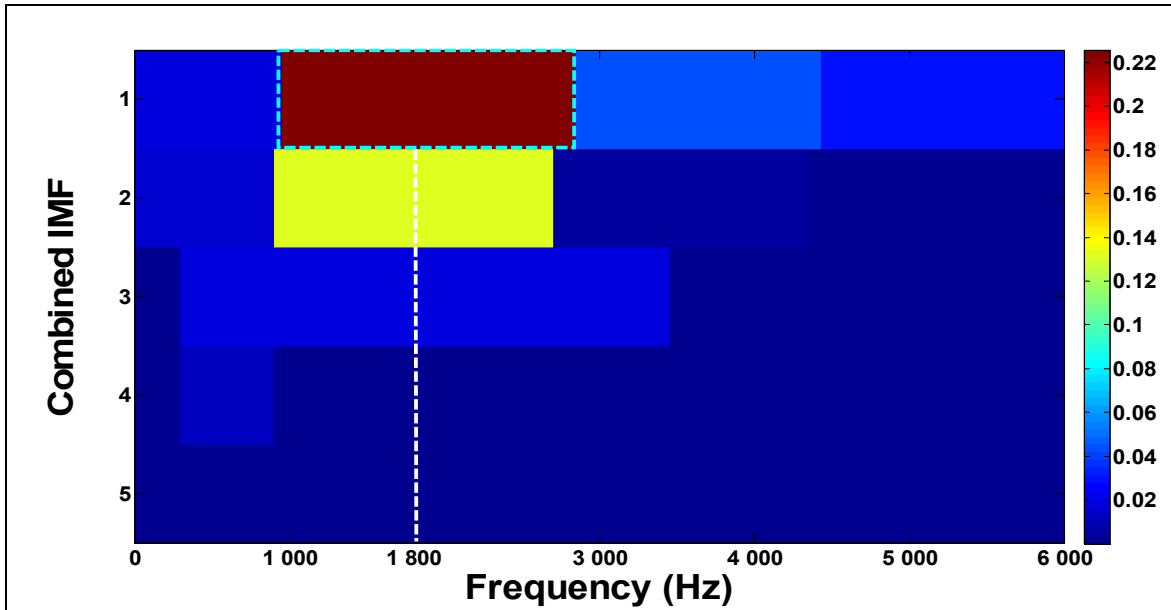


Figure 7.7 The diagram generated by our method for simulated signal (Variance of the noise is 0.2)

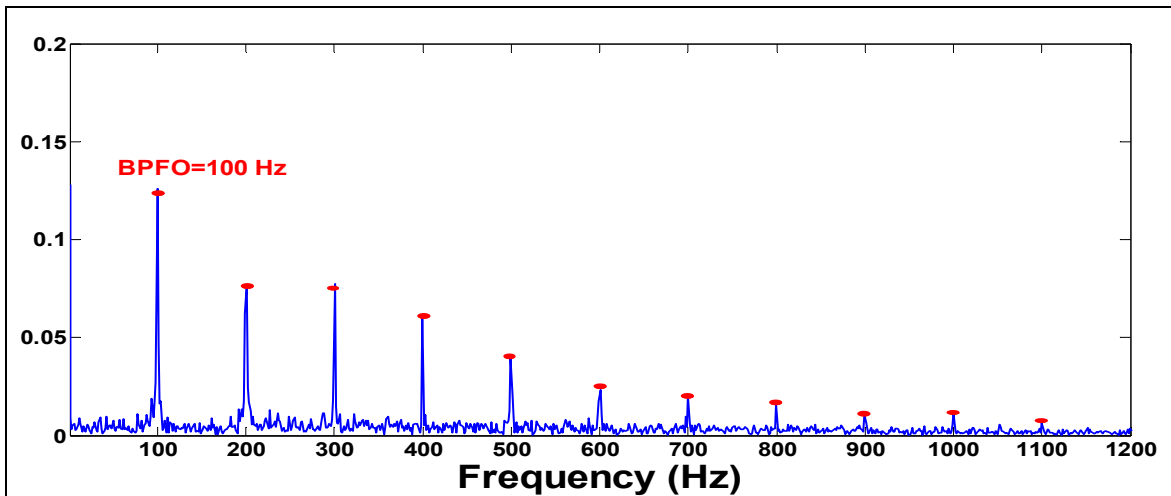


Figure 7.8 The envelope spectrum of the CMF_1 around the frequency band as indicated by our method [1000-2800 Hz]

7.2.7.1.2 Case B: The variance of the noise is 0.5

In this case, the signal is very noisy (Figure 7.9). The diagram paved by our method is given in Figure 7.10.

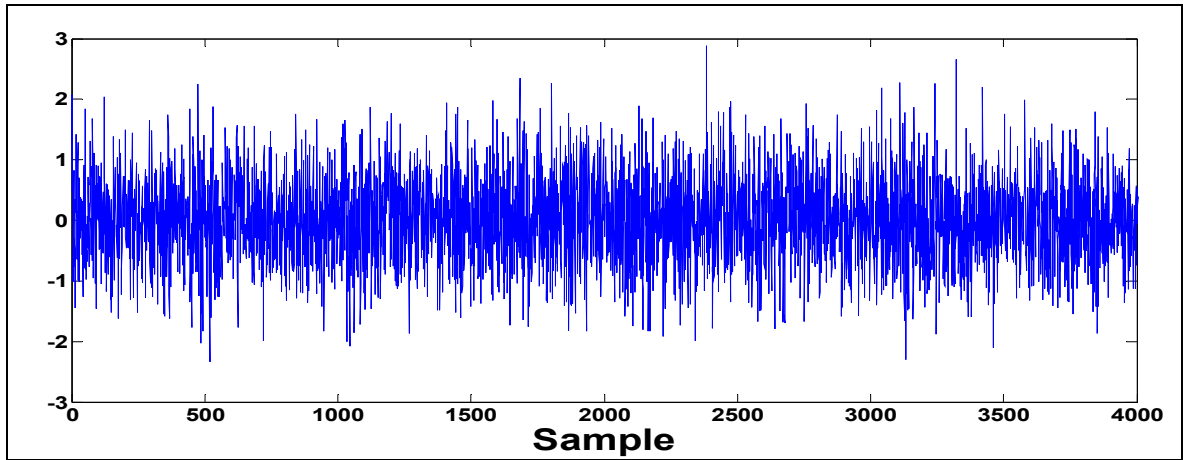


Figure 7.9 The simulated signal

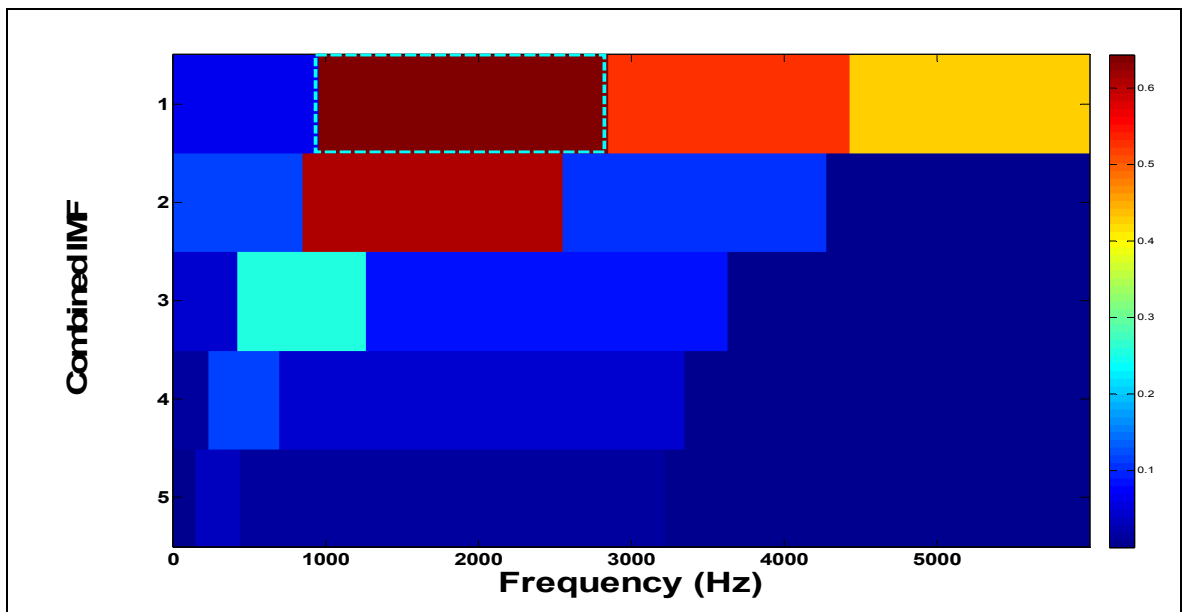


Figure 7.10 The diagram generated by our method for the simulated signal (variance of the noise is 0.5)

As in the previous simulations, we obtain the same results. The diagram indicates that the CMF_1 has the deepest color value around the band [1000 2800] Hz. This proves the effectiveness of the proposed method even when the noise is high. A demodulation of the CMF_1 around the detected frequency bandwidth allows for detecting perfectly the defect harmonics (harmonic 1, 2, 3 and 4) (see Figure 7.11).

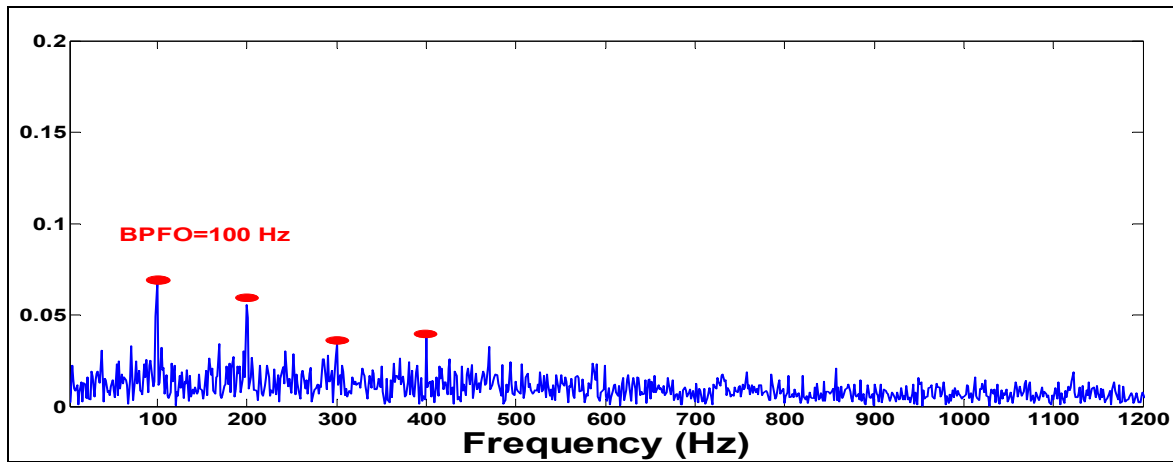


Figure 7.11 The envelope spectrum of the CMF_1 around the frequency band as indicated by our method [1000-2800 Hz].

The corresponding Kurtogram computed via Short Time Fourier transform (STFT) based on the 4th order statistics, is shown in Figure 7.12. It indicates that the impulsiveness band is ranging between [0-1500] Hz. A demodulation of the signal around this band is illustrated in Figure 7.13. We may notice that the frequency of the BPFO and its harmonic are hidden and buried into the noise. Consequently, we propose to use our new method instead Kurtogram, especially when the signal is very noisy.

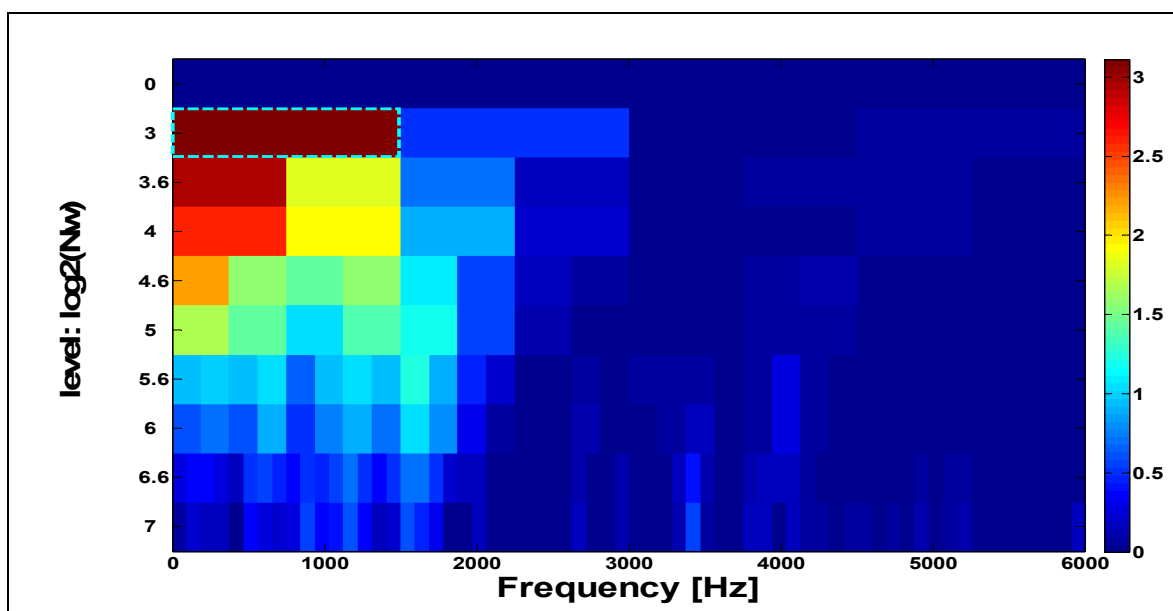


Figure 7.12 The Kurtogram of the simulated signal

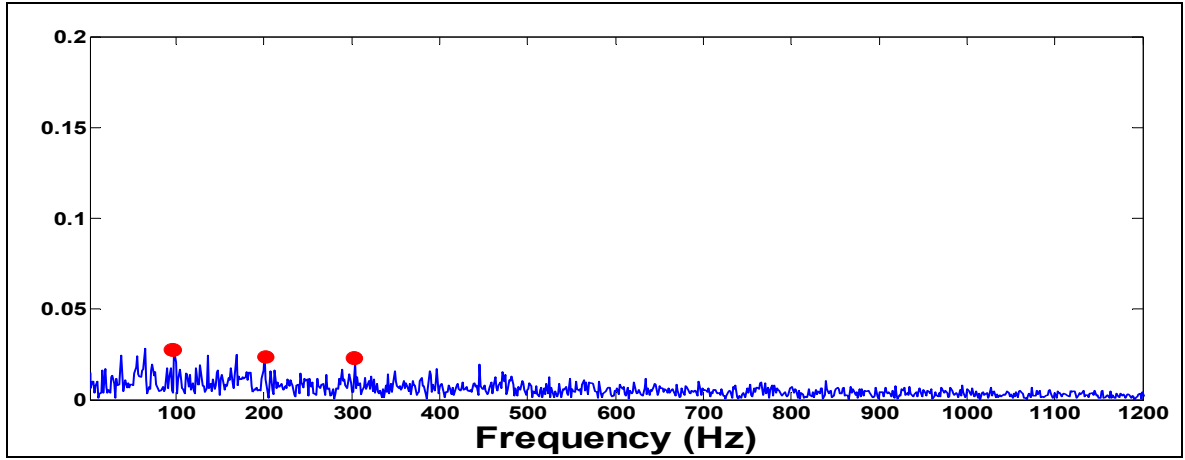


Figure 7.13 The envelope spectrum of the signal around the frequency band as indicated by the Kurtogram

7.2.7.2 A simulated signal with two resonances

In this case, two resonant frequencies with the same modulating frequency are used for further analysis. The mathematical formula is given as follows:

$$x(k) = e^{-\alpha * \text{mod}\left(t, \frac{1}{F_m}\right)} \cdot [\sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t)] + \text{noise} \quad (7.10)$$

where f_1 and f_2 are the two resonant frequencies (equal to 1800 Hz and 4000 Hz, respectively). All the other parameters are taken the same than those of the previous cases. A normal distributed random signal with mean 0 and amplitude 0.2 is added into the simulated signal in Equation (7.10). The time signals with its spectrum are shown in Figure 7.14 and Figure 7.15, respectively.

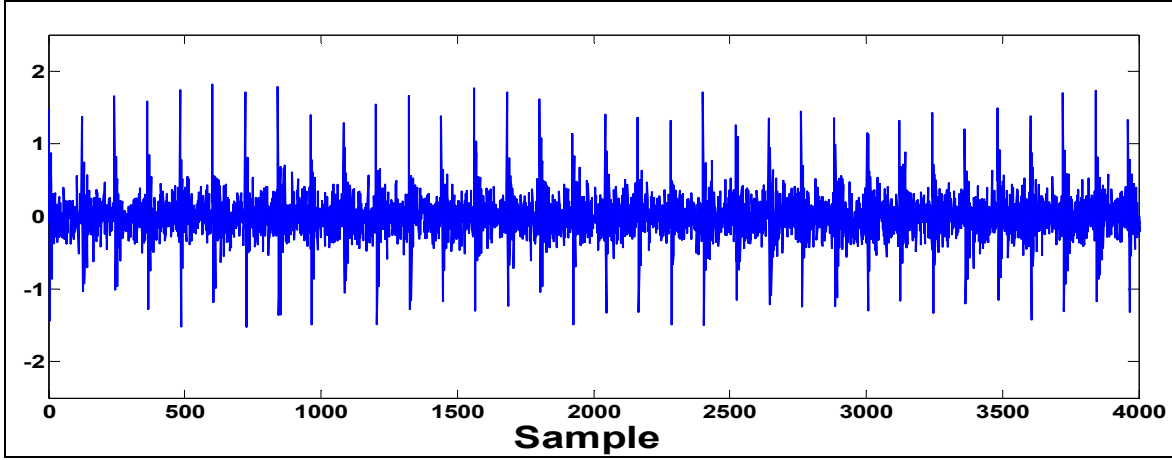


Figure 7.14 The Time signal of the 2 D.O.F. system

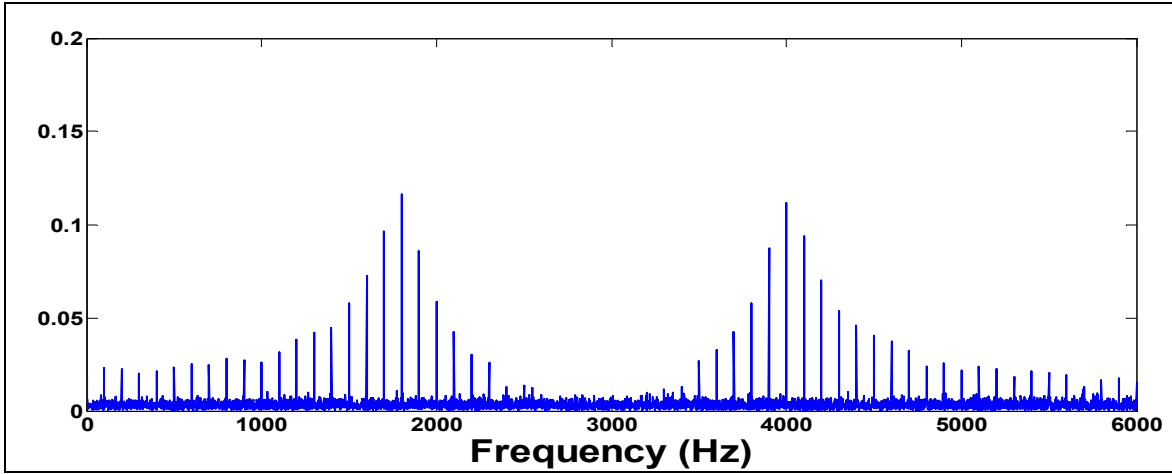


Figure 7.15 The spectrum of the signal with 2 D.O.F. system

The diagram paved by our method is shown in Figure 7.16; the two frequency ranges can be easily identified. The second frequency (4000 Hz) is identified on the CMF_1 while the first resonance frequency (1800 Hz) is located on the CMF_2 . This is due to the fact that the EMD decomposes the signal from fast to slow components, which explains the appearance of the frequency of 4000 Hz on CMF_1 and 1800 Hz on CMF_2 . The Kurtogram of the same signal is shown in Figure 7.18. It is difficult to distinguish perfectly the two resonances; it only indicates that the useful frequency band for demodulation is 0 Hz to $F_s/2$.

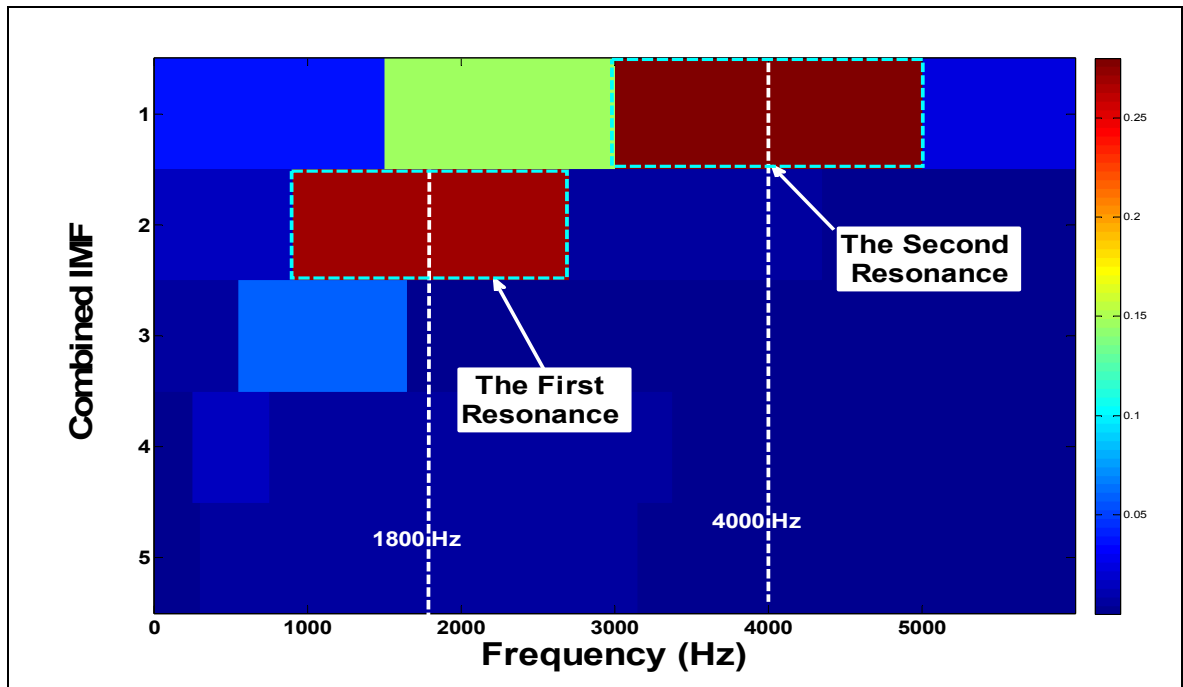


Figure 7.16 The diagram generated by our method for the simulated signal with two resonances

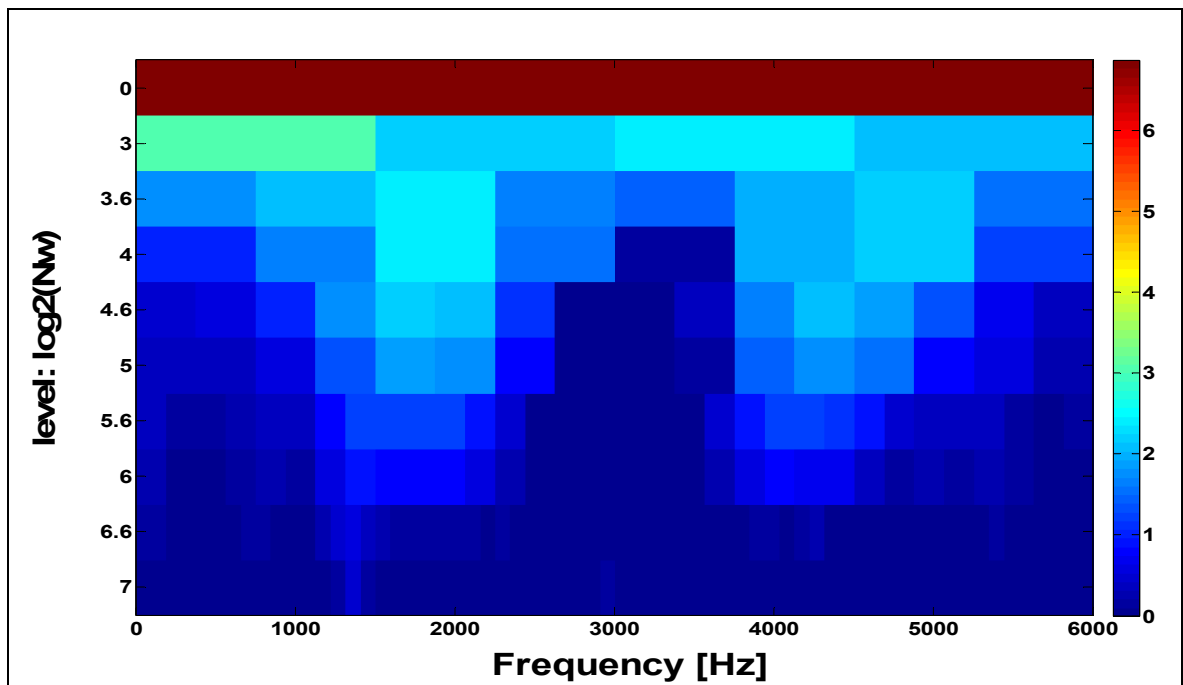


Figure 7.17 The Fast Kurtogram of the simulated signal with two D.O.F.

7.2.7.3 A simulated signal with gear and bearing signatures

In order to simulate the vibratory signals of gearbox, a gear multiplicative model whose the meshing is modulated in amplitude has been used. The gear model as defined in ((El Badaoui, 1999)) is used:

$$g(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} S_{r1}(t - m\tau_{r1}) + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} S_{r2}(t - m\tau_{r2}) + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} S_e(t - n\tau_e) \cdot \left(1 + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} S_{r1}(t - m\tau_{r1}) \right) \quad (7.11)$$

where τ_e , τ_{r1} and τ_{r2} represent the meshing period and the rotational periods. $S_e(t)$, $S_{r1}(t)$ and $S_{r2}(t)$ represents the meshing signal and its modulation. The gear signal is added to the simulated bearing signal (Equation (7.8)) with an added white noise with amplitude 0.2 and mean 0. Table 7.1 shows the frequency characteristics of the gear.

Table 7.1 The Mesh frequencies of the gear

Fundamental mesh frequency (Hz)	Harmonic1 (Hz)	Harmonic 2 (Hz)
330	660	990

The time signal is displayed in Figure 7.18 and its spectrum in Figure 7.19. The aim of this section is to see the influence the gear components on the proposed method. The amplitude of the gear mesh is higher than the resonance excited by the bearing. The diagram shown in Figure 7.20 allows for discriminating the natural frequencies from the two gear mesh frequencies when applying our method to this signal. The deepest color is in the expected bandwidth [1000-2800] Hz at CMF_1 .

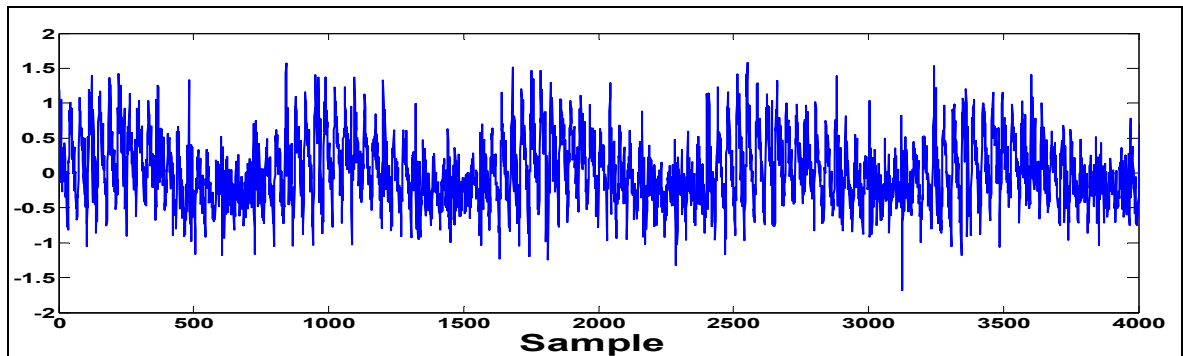


Figure 7.18 The simulated time gear and bearing signal

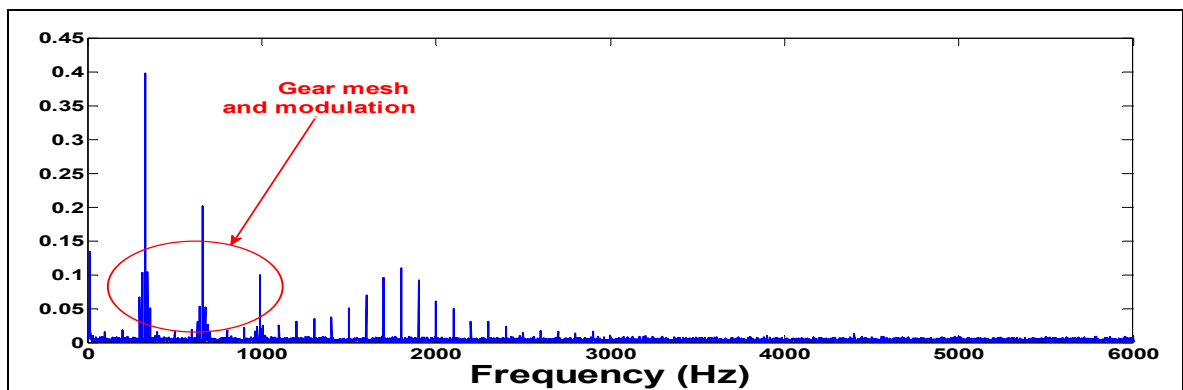


Figure 7.19 The spectrum of the time gear and bearing signature

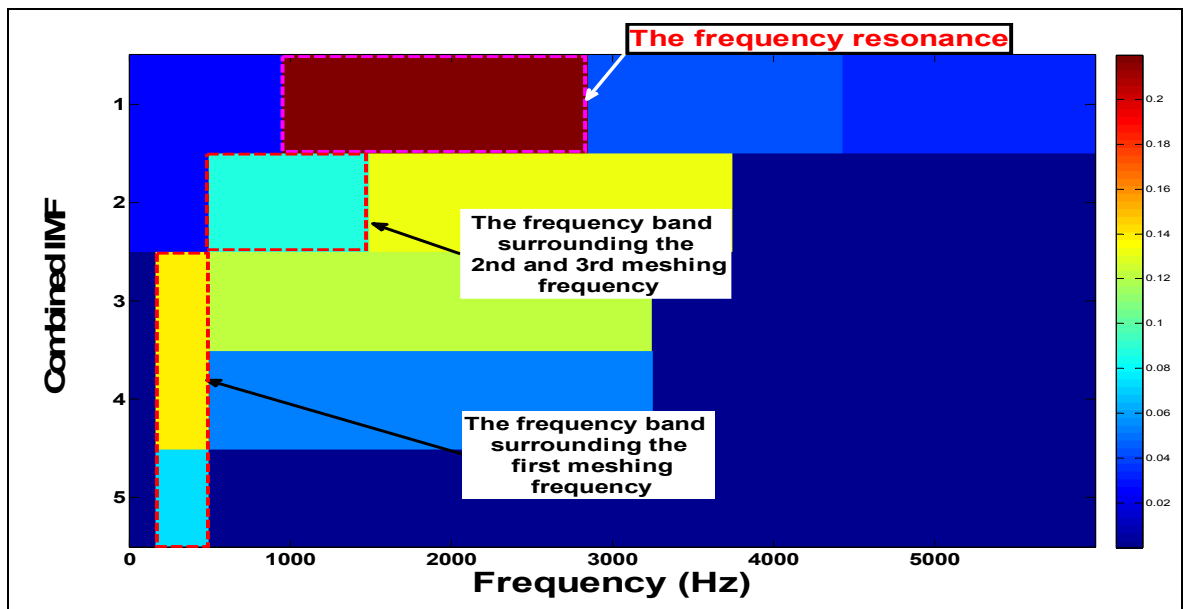


Figure 7.20 The diagram for the simulated signal with gear and bearing signature

A demodulation of the CMF_1 around this bandwidth allows for the detection of the BPFO frequency and its harmonics as illustrated in Figure 7.21. This is due to the fact that the EMD decomposes the signal from fast to slow components. The components related to the gear are located in the CMF_2 and CMF_3 .

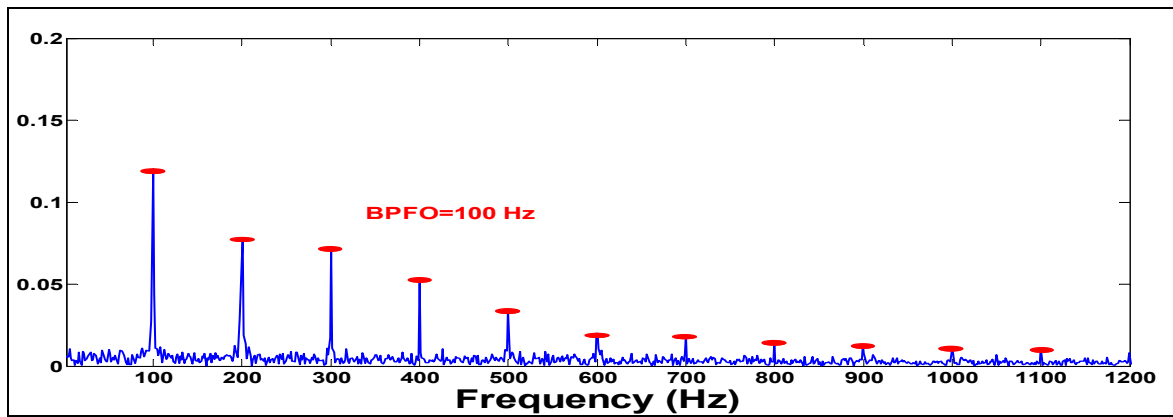


Figure 7.21 The envelope spectrum of the signal around the CMF1 bandwidth

In some cases, the gear mesh presents very high amplitude and the signal is very noisy and it may be difficult to extract a good bandwidth, whatever the method. So, it is better to pre-process the signal, the aim being only to extract the bearing signature (residual). Antoni et al. (2004) presented a review of some signal processing tools which can be used. Figure 7.22 presents an organization chart for different methods.

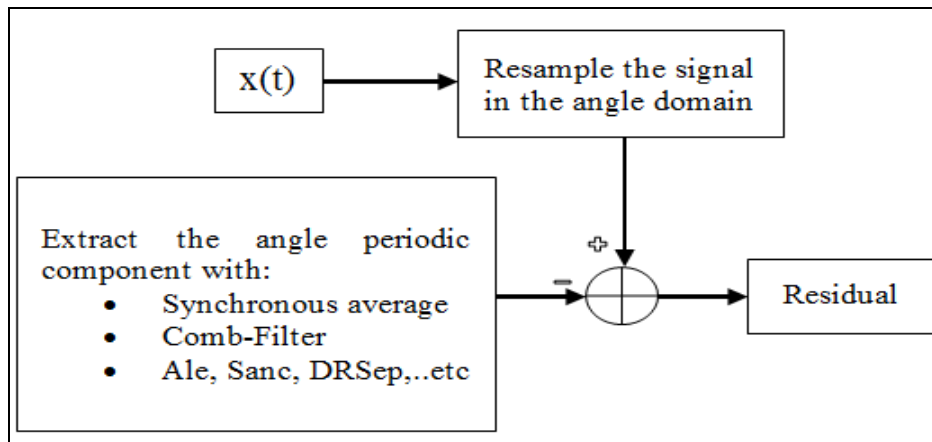


Figure 7.22 Methodology for processing signal machine signals

7.2.8 Experiments on a bearing test bench

7.2.8.1 Application 1

The test bench used in this study is shown Figure 7.23 (A) The shaft is supported by two bearings and connected to a motor with a coupling flange rubber. The bearings used in this test are double row ball (SKF, 1210 EKTN9). The defect is artificially caused on the outer ring by means of tool head carbide. The default size is only about of 40 microns as shown in Figure 7.23 (B). The mechanical system can be imbalanced with a rotating radial load and a fixed axial load can be applied. The measurements were conducted by using acoustic emission. The equipment consists in an ultrasound detector (UE Systems UltraProb 10000). The sensor is connected to an analogue digital converter (THOR Analyzer PRO: DT9837-13310) with a sampling frequency of 48 kHz. The latter is connected to a collector-analyzer BETAVIB (See Figure 7.23(C)). The ultrasonic sensor used in this study operates in the lower ultrasonic spectrum from 20 kHz to 100 kHz. A heterodyne circuit converts the high frequency AE signal as detected by the transducer around a central frequency F_c into an audible signal (0-7 kHz) (Figure 7.23(D)). The heterodyned signal may then be recorded through conventional data acquisition system at 48 kHz. The system was rotating at a speed of 300 rpm. The frequency of default is then about 36.6 Hz (BPFO).

The proposed method was applied to the acoustic emission data and the results are compared to the Fast Kurtogram which was developed by Antoni (2007) the same algorithm was used. The time signal is shown in Figure 7.24. The new method and the Kurtogram are applied to the signal

The Combined Mode Function of the signal is displayed in Figure 7.25. The filter bank obtained for each CMF_i , is exhibited in Figure 7.26. The diagram paved by our method is shown in Figure 7.27. The result reveals a strong energy in the bandwidth [8000-18000] Hz on CMF_1 .

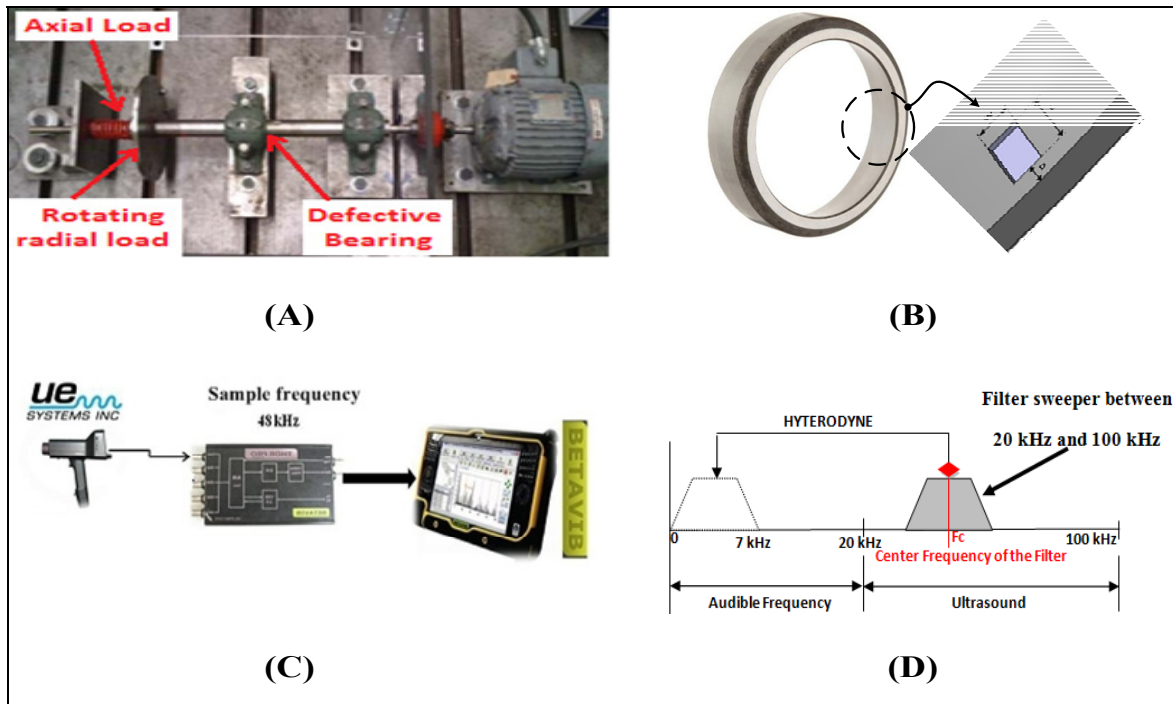


Figure 7.23 (A) Test bench, (B) Defect in outer (C) race Data acquisition system, (D) Heterodyne principle

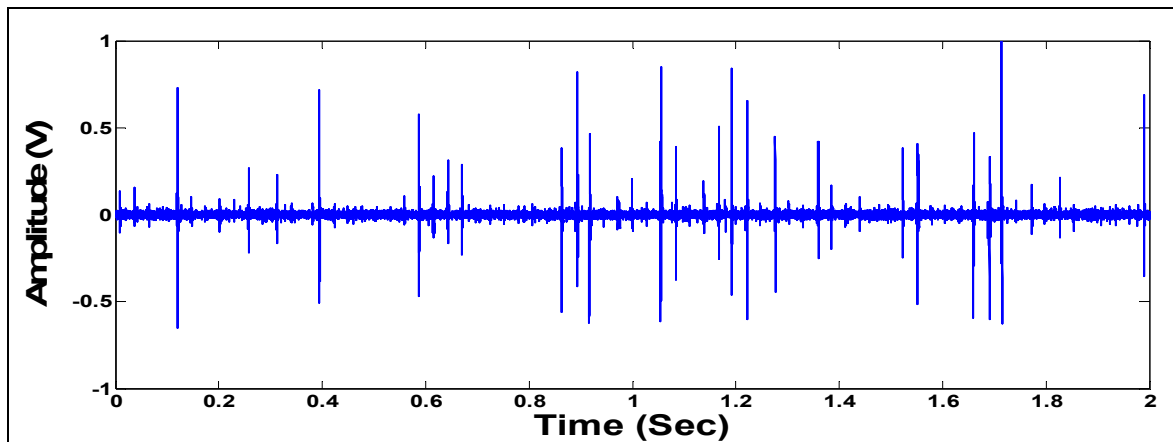


Figure 7.24 Acoustic emission signal

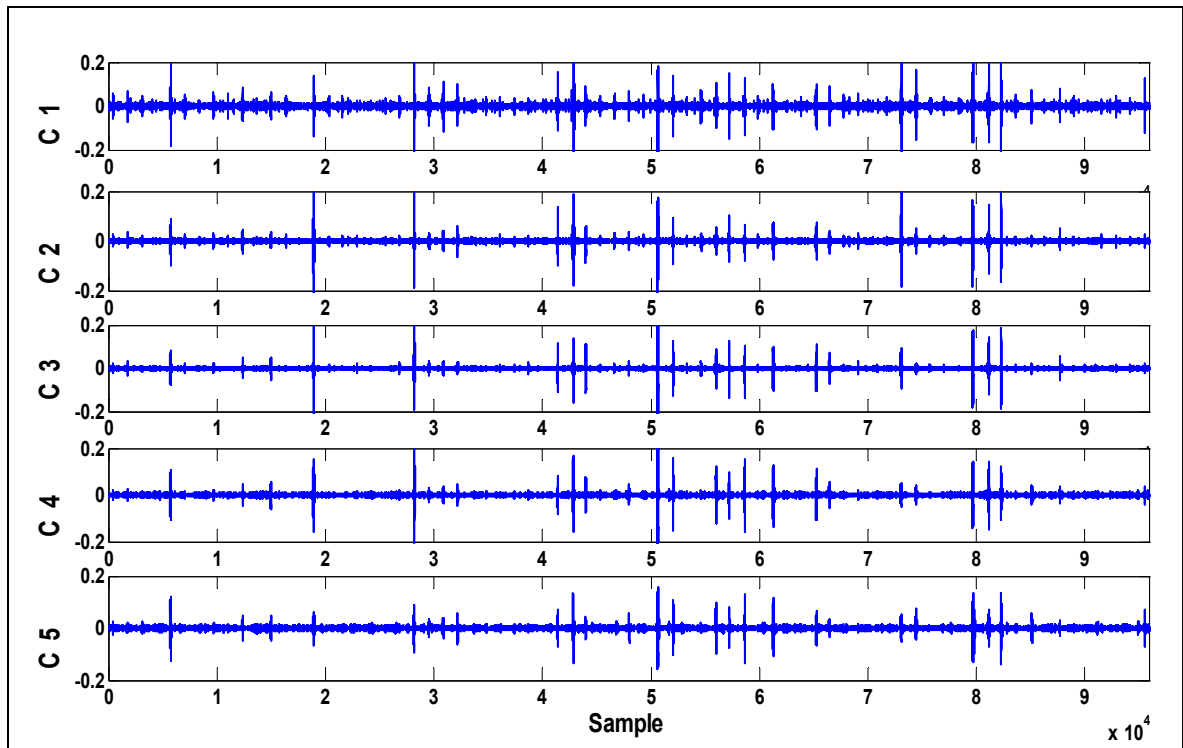


Figure 7.25 The Combined Mode Function of the bearing signal

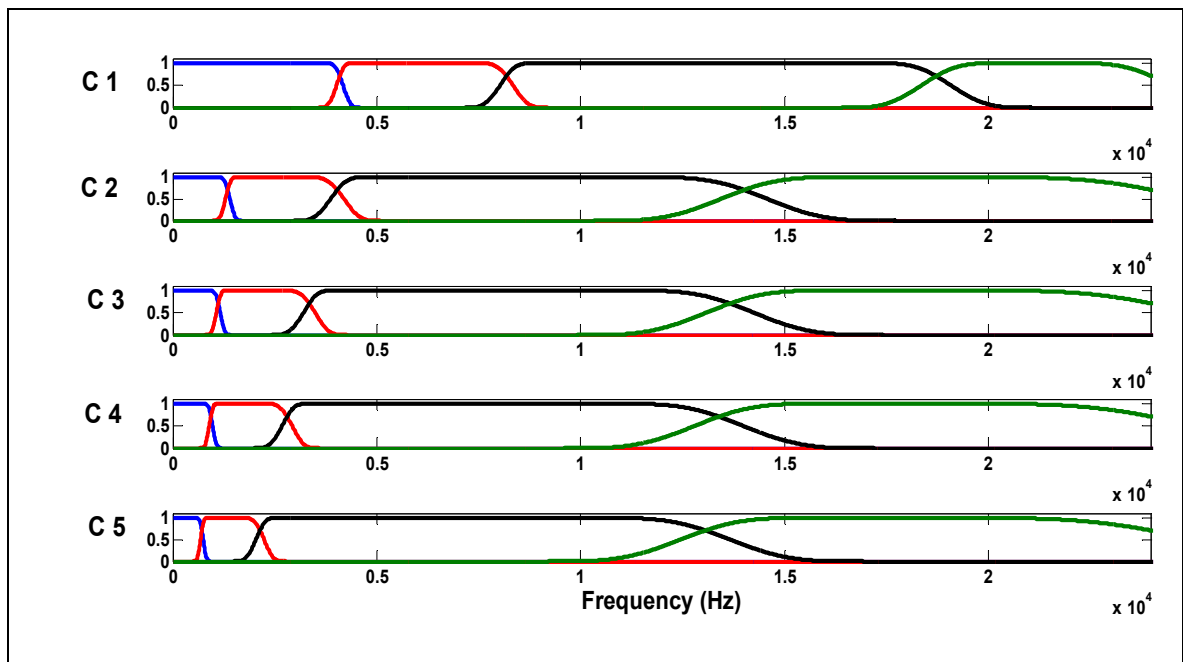


Figure 7.26 The Filter bank for each

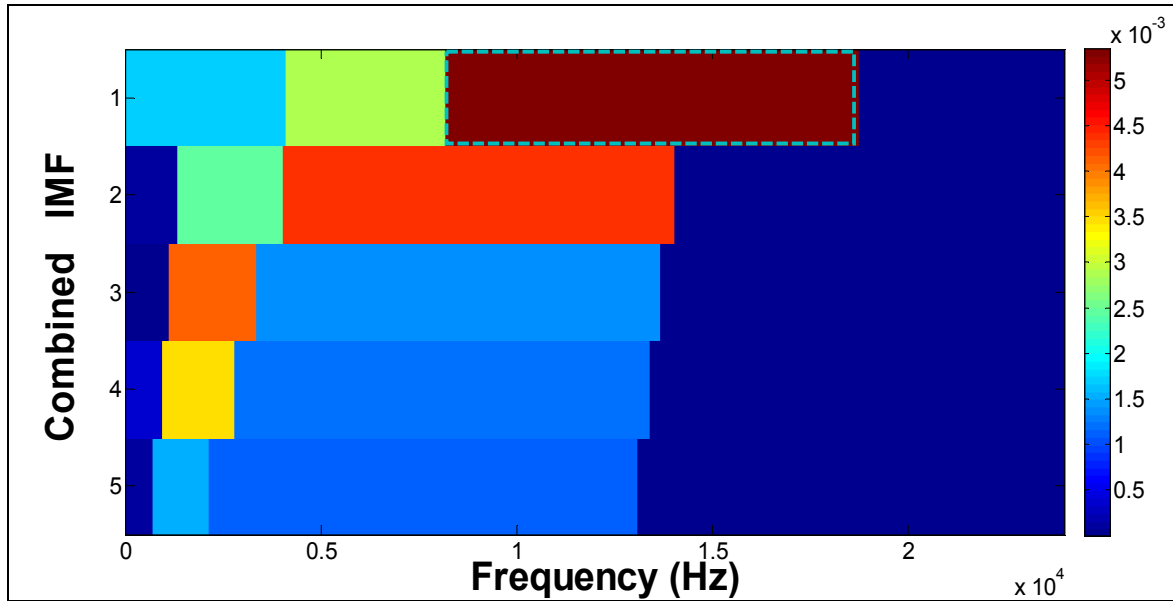


Figure 7.27 The diagram generated by our method for bearing signal

An analysis of the CMF_1 envelope around the bandwidth yields to the spectrum envelope as shown in Figure 7.28. This envelope spectrum shows clearly the presence of the fundamental peaks of the defect frequency (BPFO) and its harmonics until 800 Hz.

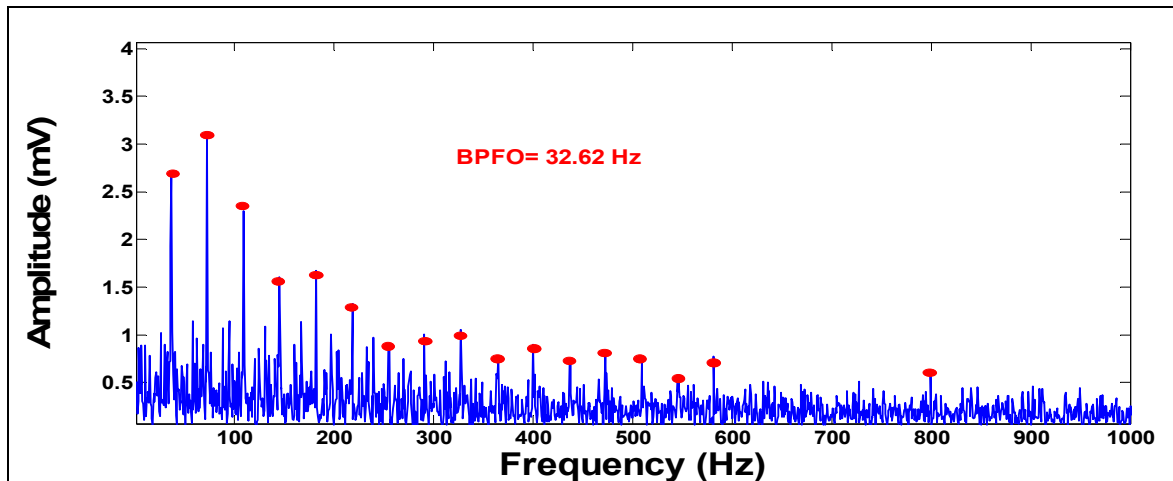


Figure 7.28 The envelope spectrum of CMF1 around the [8000-18000] Hz

The Kurtogram (Figure 7.29) indicates that the impulsiveness band is ranging between [4500- 6000] Hz. A demodulation of the signal around the bandwidth as detected by the Fast

Kurtogram is shown in Figure 7.30. The envelope spectrum shows the presence of the BPFO and its harmonics until 200 Hz, but less clearly. In fact, the peak of the fundamental BPFO as detected by our method is 3 times higher than the peak as detected by the Kurtogram and the number of harmonics is 4 times higher than the number observed when we used Kurtogram.

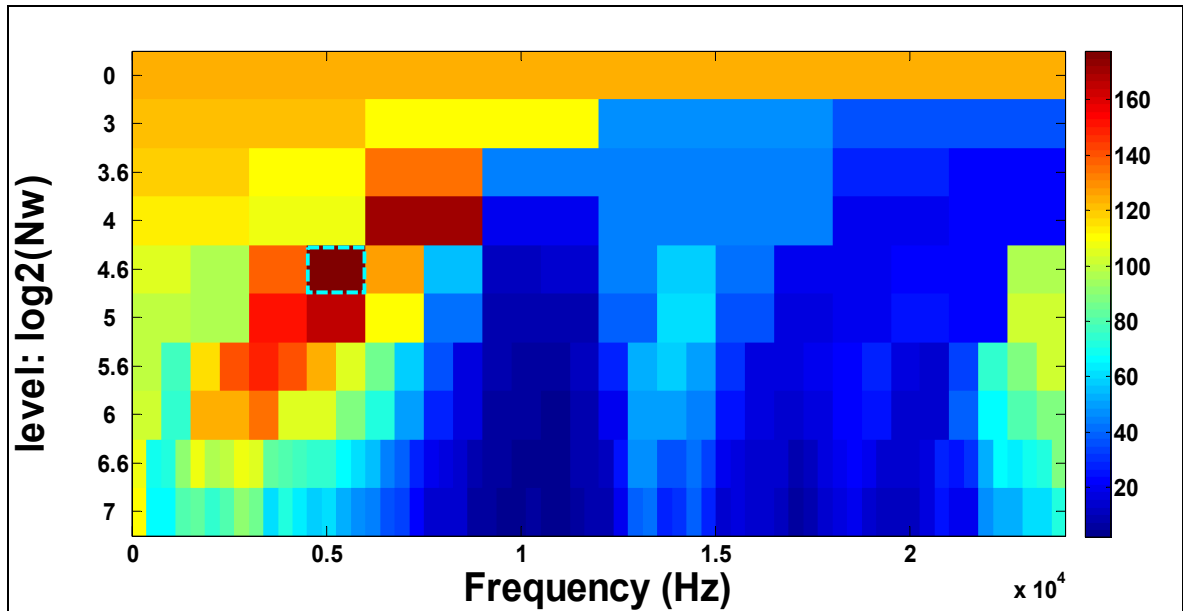


Figure 7.29 The Kurtogram of the signal

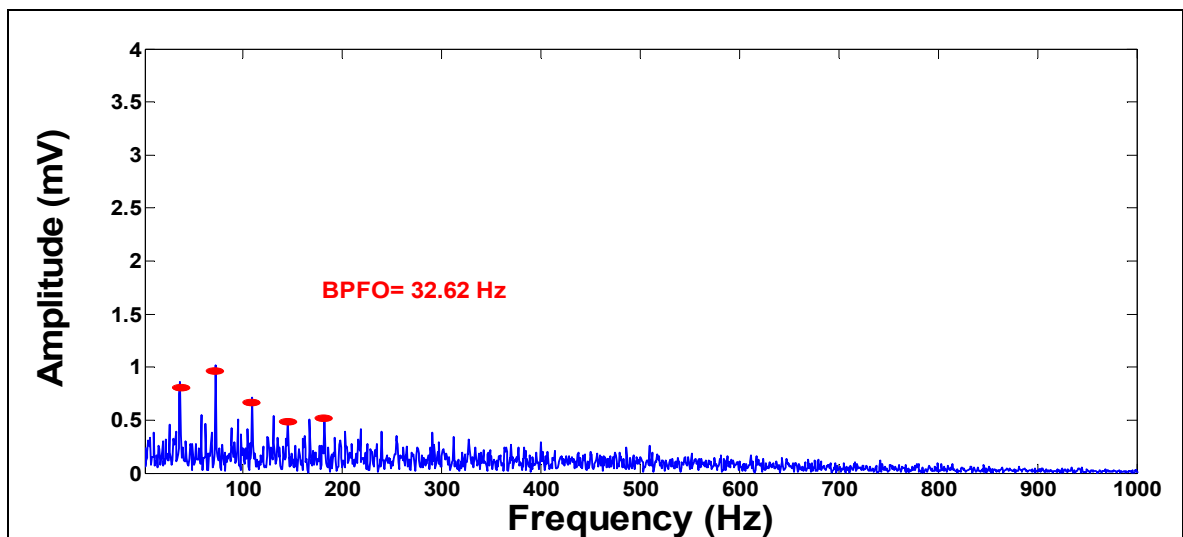


Figure 7.30 The envelope spectrum around the bandwidth as indicated by the Kurtogram [4500-6000] Hz

7.2.8.2 Application 2

This study uses experimental data from the bearing data Center of Case Western Reserve University (CWRU). The data acquisition system was used to acquire the data of the motor drive end bearing by acceleration sensors. The type of drive end bearing was SKF6205-2RS, the speed was 1796 rpm, and the sampling frequency was 12 KHz. The test rig is shown in Figure 7.31. The defect is artificially caused on the outer ring (0.007 inch). The characteristic frequency of outer race fault was 107.3 Hz.

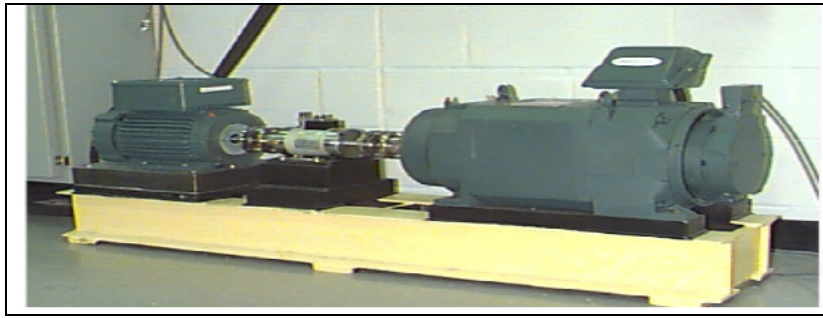


Figure 7.31 The test rig

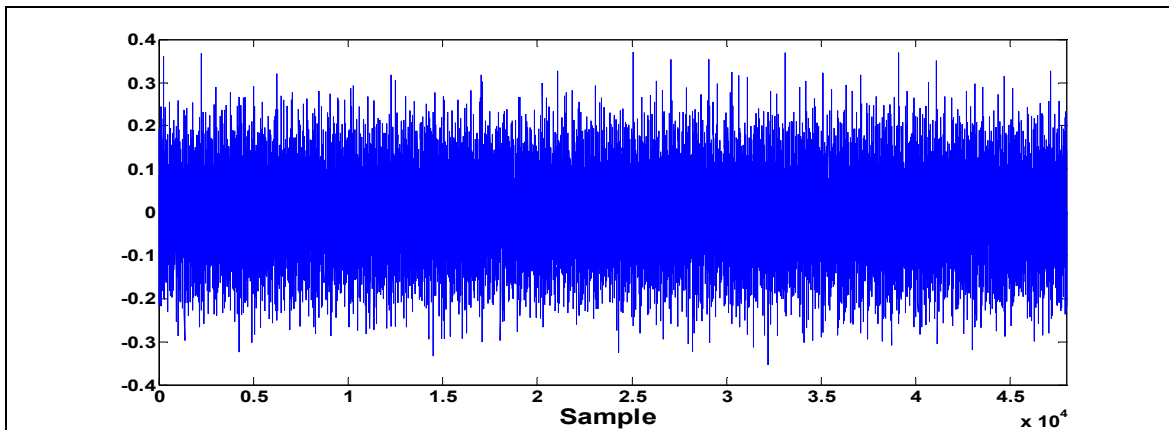


Figure 7.32 The Bearing signal

The time signal is shown in Figure 7.32. It is clear that the signal is very noisy. The Combined Mode Function of the signal is displayed in Figure 7.33. The filter bank obtained for each CMF_i , is exhibited in Figure 7.34. The diagram paved by our method is shown in Figure

7.35. This diagram indicates that the combined CMF_1 has the deepest color value between [2100-4000] Hz. A demodulation, using the Hilbert Transform of the CMF_1 around this frequency band allows for identifying the defect frequency (BPFO (107.7 Hz) and its harmonics) as shown in Figure 7.36.

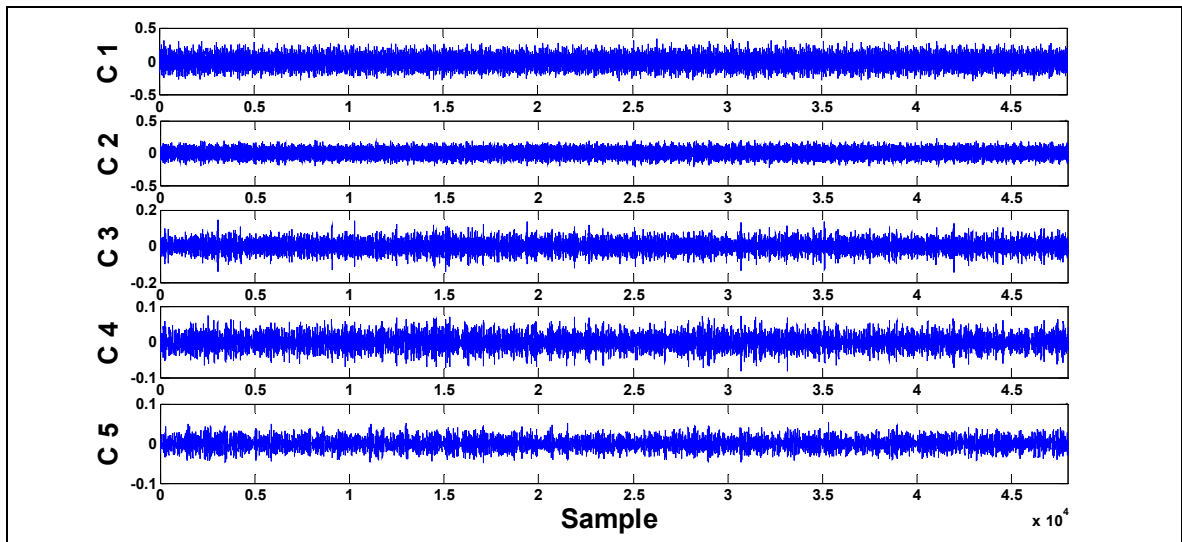


Figure 7.33 The Combined Mode Function of the bearing signal

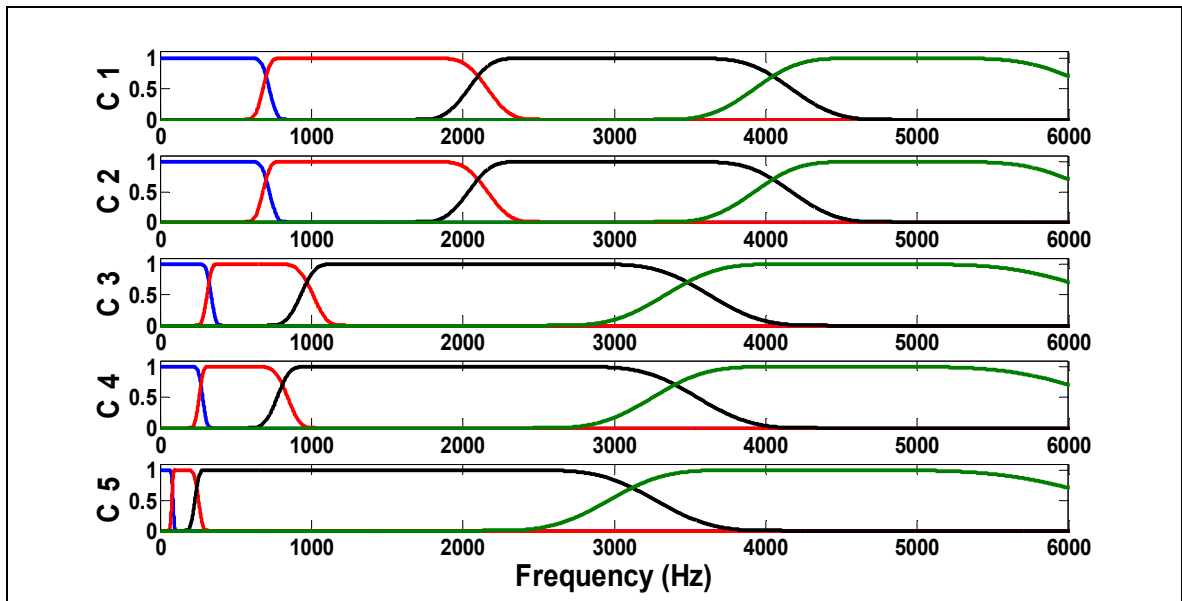


Figure 7.34 The Filter bank for each CMF .

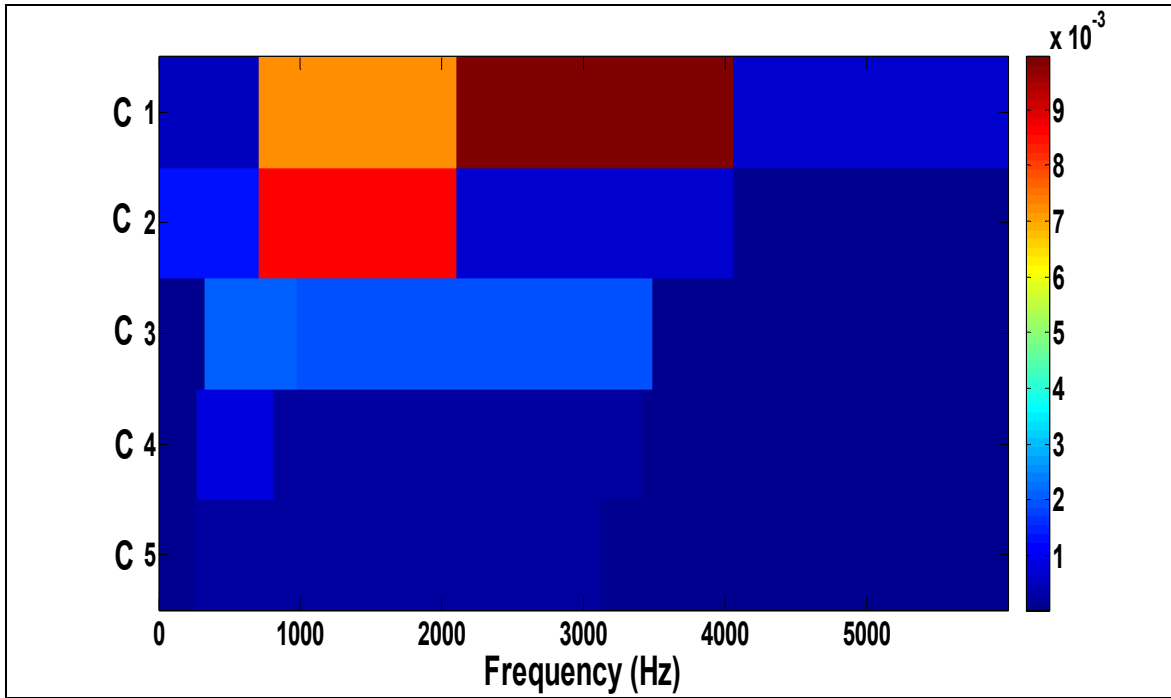


Figure 7.35 The diagram generated by our method for bearing signal

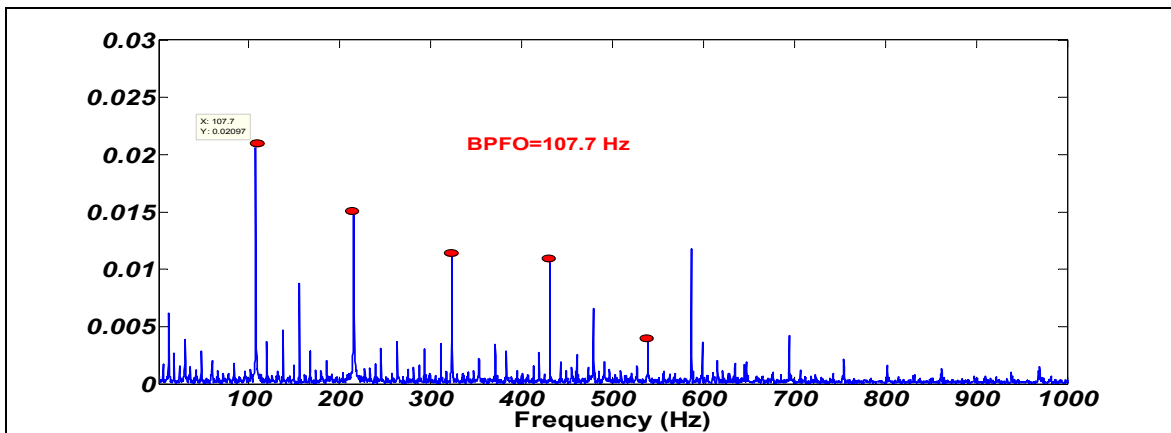


Figure 7.36 The envelope spectrum of CMF1 around the [2100-4000] Hz

The Kurtogram computed for the same signal is shown in Figure 7.37. It indicates that the impulsiveness band is ranging between [1125- 1315] Hz. A demodulation of the signal around the bandwidth as detected by the Fast Kurtogram is shown in Figure 7.38. The envelope spectrum shows only the presence of the fundamental of the BPFO. Consequently, we propose to use our new method instead Kurtogram, especially when the signal is very noisy.

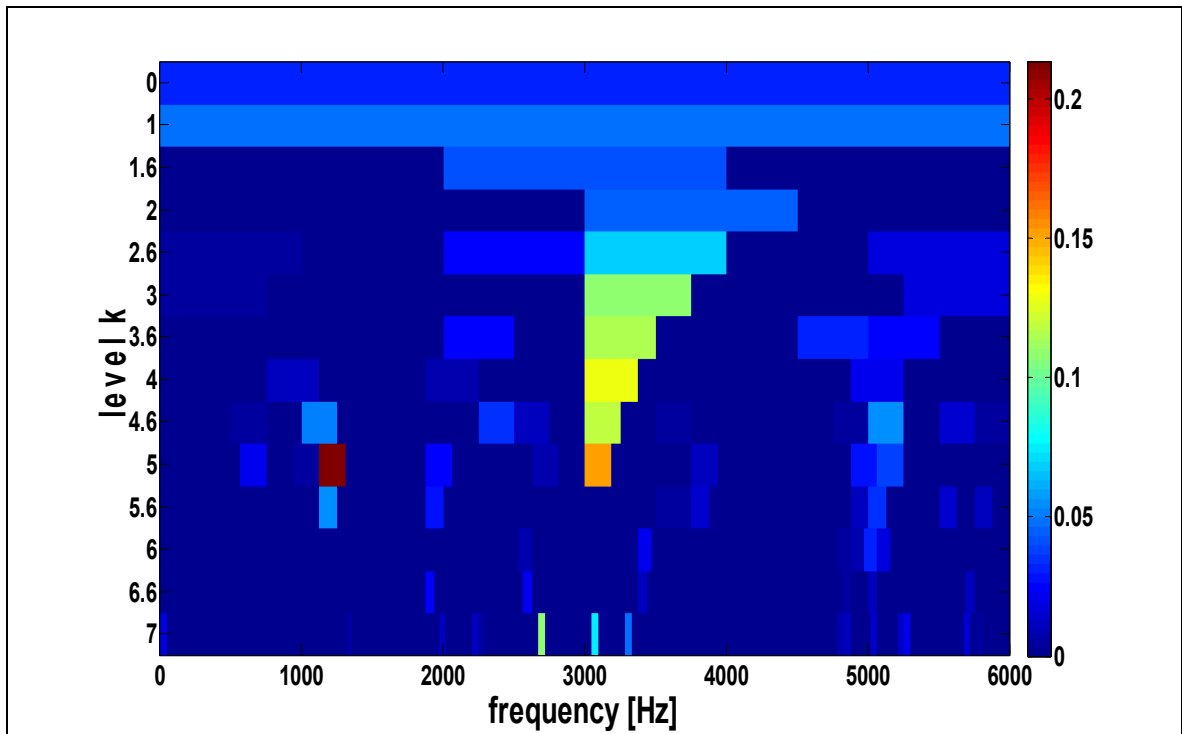


Figure 7.37 The Kurtogram of the signal

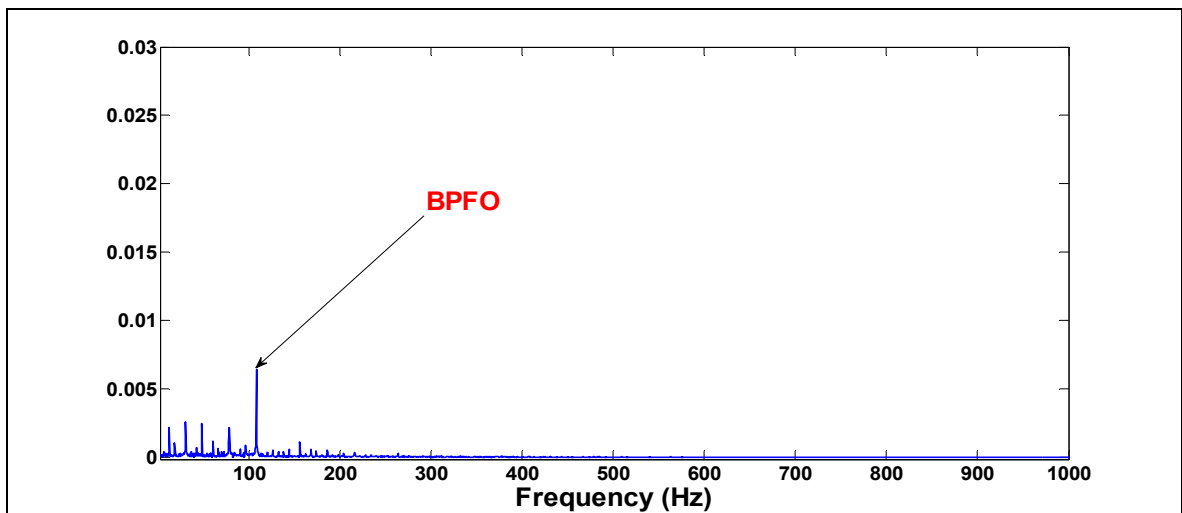


Figure 7.38 The envelope spectrum around the bandwidth as indicated by the Kurtogram [1125-1315] Hz

7.2.9 Conclusions

This study proposes a new concept based on the EMD and EW method for early detection of bearing defects. The method was validated from numerical and experimental signals. From the results obtained in the studied cases, the new method can easily detect the resonances and bearing defects. Furthermore, the method has shown its efficiency to detect the most excited frequency bandwidth even in presence of very noisy signals. The results have shown that the identification of resonances or bearing defects is not perturbed by the frequencies coming from gear. Through experimental results, the proposed method has proven its ability to detect extremely low defect sizes (40 microns), which is essential for early detection. Finally, it should be emphasized that this new approach is not an optimal method for establishing the resonant frequency bandwidth but it is a quick way for detecting bearing defects, since we have two information in the same time: the useful frequency band and the CMF on which the default occurs.

7.2.10 Acknowledgements

The support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada and Pratt & Whitney Canada is gratefully acknowledged.

CHAPITRE 8

INDICATEURS NON LINÉAIRES COMME OUTILS DE DIAGNOSTIC

8.1 Introduction

Durant le fonctionnement du roulement ou d'une machine en générale, certains phénomènes, comme la variation de vitesse, le frottement ou le glissement, peuvent se produire. Ces phénomènes provoquent la non stationnarité et non linéarité des signaux de vibration générés par les machines (Yan et Gao (2007)). En conséquence, les méthodes linéaires traditionnelles peuvent ne pas détecter efficacement les changements dynamiques de ces signaux de vibrations. À un stade de dégradation précoce d'une machine, l'usure est probablement précédée par une variation des phénomènes cités précédemment. Les indicateurs classiques ne peuvent pas suivre ces variations. Pour cette raison, il est intéressant d'étudier d'autres méthodes qui peuvent donner une perception dans le comportement dynamique de la machine. Par conséquent, les techniques d'estimation non-linéaire peuvent être des outils alternatifs à l'extraction de caractéristiques liées aux défauts cachés dans les signaux mesurés. Ces méthodes sont de plus en plus populaires et ont trouvé de nombreuses applications dans diverses disciplines. En particulier, parmi les indicateurs non linéaires qui ont connu des échos dans le domaine mécanique, se trouve la mesure de la complexité d'un signal. La complexité d'un signal indique le degré d'irrégularité de ce dernier. Elle peut être décrite en utilisant diverses méthodes telles que *Sample Entropy (SampEn)*, *Approximate Entropy (ApEn)* et *Lempel-Ziv Complexity (LZC)*. La complexité augmente lorsque le nombre de composantes fréquentielles contenu dans le signal augmente. En revanche, lorsque la taille des défauts augmente, on observe plus de composantes fréquentielles dans le signal et on peut utiliser la complexité du signal comme une mesure quantitative pour évaluer la gravité de l'anomalie.

8.2 Fondements théoriques

8.2.1 Approximate entropy (ApEn)

Soit un signal $x(i), i = 0, \dots, N$. Sa régularité peut être estimée par l'indicateur *ApEn* dans un espace dimensionnel multiple, une série de vecteurs est construite et exprimée par :

$$X(N - m + 1) = \{x(N - m + 1), x(N - m + 2), \dots, x(N)\} \quad (8.1)$$

Chaque vecteur est composé de m points consécutifs et discrets. La distance entre deux vecteur $X(i)$ et $X(j)$ est définie comme étant le maximum des distances, calculé entre leurs éléments respectifs :

$$d(X(i), X(j)) = \max_{k=1,2,\dots,m} (|x(i+k-1) - x(j+k-1)|) \quad (8.2)$$

où $i = 1, 2, \dots, N - m + 1$, $j = 1, 2, \dots, N - m + 1$, N

Pour chaque vecteur $X(i)$, la mesure qui décrit la similarité entre $X(i)$ et les autres vecteurs $X(j)$ est définie comme suit :

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N - (m - 1)} \sum_{j \neq i} \Theta\{r - d(X(i), X(j))\} \quad (8.3)$$

où

$$\Theta\{x\} = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (8.4)$$

Le symbole r représente un seuil de tolérance où $r = k \times std_S$, et k est une constante positive ($k > 0$) et std_S est l'écart type du signal S .

Alors, la valeur de l'indicateur *ApEn* est définie comme suit :

$$ApEn(m, r, N) = \varnothing^m(r) - \varnothing^{m+1}(r) \quad (8.5)$$

avec

$$\varnothing^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln[C_i^m(r)] \quad (8.6)$$

8.2.2 Sample Entropy (*SampEn*)

L'indicateur *SampEn* a été développé parce qu'il présente une meilleure représentation de l'entropie que le *ApEn* (Richman et Moorman (2000)).

Pour un nombre de points N , on forme $N-m+1$ vecteurs $X_m(i)$:

$$X_m(i) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\}, \quad i = 1 \text{ à } N-m+1 \quad (8.7)$$

où m est la taille de la séquence à comparer.

La distance entre chaque vecteur est définie comme suit :

$$d_m(X_m(i), X_m(j)) = \max(|X_m(i+k) - X_m(j+k)|), \quad 0 \leq k \leq m-1 \quad (8.8)$$

Pour chaque $i = 1$ jusqu'à $N-m+1$, soit:

$$B_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} v^m(i) \quad (8.9)$$

où r est la tolérance et v^m est le nombre de $d_m(X_m(i), X_m(j)) \leq r$, pour $i \neq j$.

Nous définissons une deuxième fonction A_i^m donnée par l'équation (8.10) ci-dessous :

$$A_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} w^{m+1}(i) \quad (8.10)$$

où w^{m+1} est le nombre de $d_{m+1}(X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)) \leq r$ pour $i \neq j$.

Le symbole r représente la tolérance où $r = k \times std_S$, et k est une constante positive ($k > 0$) et std_S est l'écart type du signal S .

$$r = k \times std_S \quad (8.11)$$

Nous pouvons déterminer l'expression de la probabilité des points correspondants par :

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (8.12)$$

$$A^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \quad (8.13)$$

où $B^m(r)$ représente la probabilité pour que deux séquences se correspondent pour les m points, tandis que $A^m(r)$ est la probabilité pour que deux séquences se correspondent pour les $m+1$ points.

Le *SampEn* est défini par :

$$Sample\ Entropy = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \quad (8.14)$$

8.2.3 Lempel-Ziv Complexity (*LZC*)

L'analyse de la complexité est basée sur la définition de Lempel-Ziv (Lempel et Ziv (1976)). Cette approche transforme le signal analysé en une séquence de données. Pour illustrer la procédure, on peut envisager un signal de vibration avec une valeur moyenne connue. Une nouvelle séquence (*S*) est reconstruite en comparant la valeur de chaque échantillon de la séquence précédente à la valeur moyenne. Si la valeur de l'échantillon est plus grande, il est mis à un (1), sinon à zéro (0). Par conséquent, on obtient un signal binaire. Le signal *S* est ensuite numérisé à partir de son premier échantillon à son extrémité. Quand une sous-séquence, qui n'est pas rencontrée dans le processus de balayage précédent, est trouvée, la valeur de complexité est augmentée de un (1). Ainsi, la complexité de Lempel-Ziv reflète le nombre de toutes les différentes sous-séquences contenues dans la séquence d'origine. La Figure 8.1 (reproduite à partir (Ruqiang et Gao (2004))) décrit l'algorithme.

La *LZC* normalisé ($C(n)$) est utilisée pour obtenir une mesure indépendante de la taille du signal étudié.

$$C(n) = c(n) / b(n) \quad (8.15)$$

$$b(n) = N / \log_2(N) \quad (8.16)$$

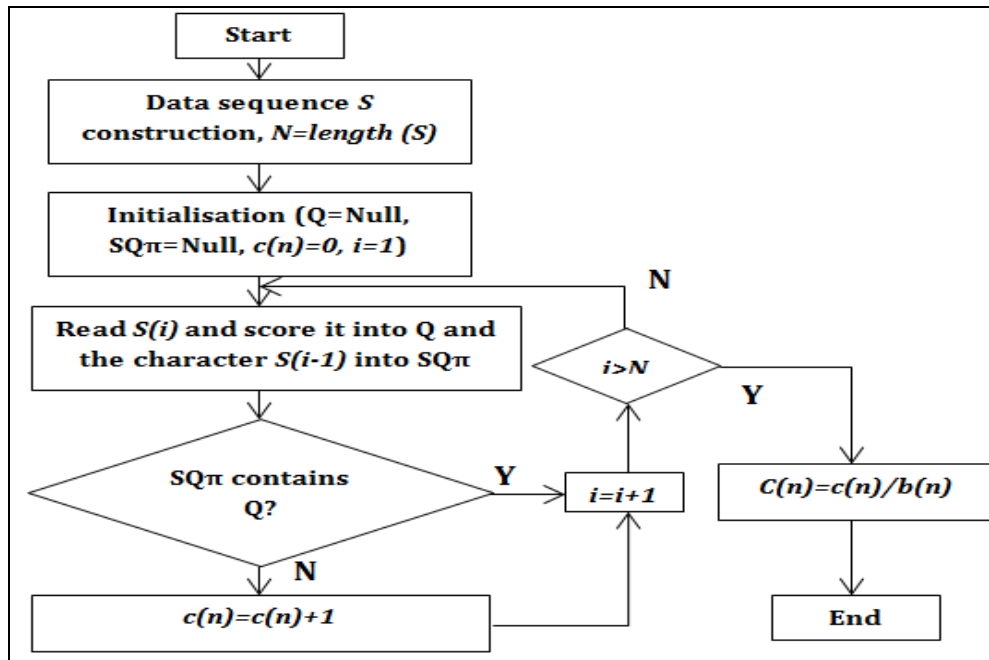


Figure 8.1 L'algorithme de LZC

8.2.4 Les paramètres d'analyse

Comme on peut le constater, les indicateurs présentés ci-dessus dépendent de certains hyper paramètres qu'il faut estimer avant de les appliquer. Ces paramètres sont : m , r et N .

Il n'existe pas de gabarit bien défini afin de prévoir les valeurs à utiliser. Des simulations sont requises afin d'estimer ces valeurs et dépendent aussi principalement de la nature du signal. Une étude détaillée est présentée sur l'estimation de ces paramètres appliqués sur un signal de type engrenage (ANNEXE III). Cette méthodologie est la même utilisée que dans (Ruqiang et Gao (2004), Yan et Gao (2007) et He et Zhang (2012a)).

8.3 Application pour le diagnostic des défauts de roulement

Depuis cette dernière décennie, les méthodes non linéaires commencent à être exploitées pour le diagnostic des machines tournantes. Ruqiang et Gao (2004) ont utilisé la LZC pour évaluer l'états des roulements. Les signaux de vibration acquis sur des roulements sains et défectueux (0.1 mm et 1mm) ont été analysés. Néanmoins, aucune étude comparative entre

les indicateurs statistiques classique n'est présentée pour évaluer l'efficacité de la technique. Yan et Gao (2007) ont repris la même étude, sauf que, cette fois-ci, une étude comparative entre le *ApEn* et *LZC* est présentée. Ils ont noté que le *ApEn* est meilleur pour suivre l'endommagement du roulement.

He et Zhang (2012a) ont utilisé le *ApEn* pour évaluer les signatures d'émission acoustique provenant d'un roulement défectueux. Ils ont noté qu'un débruitage est nécessaire afin de différencier les roulements sains de ceux qui sont défectueux. Cela s'explique par le fait qu'un signal d'un roulement non défectueux est assimilable à un bruit blanc, ce qui fait qu'il est très riche en contenu fréquentiel et alors, le *ApEn* est à son maximum. D'autre part, les roulements sur lesquels sont effectués les tests présentent des défauts dont le diamètre est de 3 et 5mm, ce qui est vraiment énorme comme défaut. Les indicateurs classiques sont largement et suffisamment efficaces pour ce type de cas, d'où l'inutilité d'avoir recours à l'utilisation des indicateurs non linéaires dans ce cas.

8.4 Application pour le diagnostic des défauts d'engrenage

À notre connaissance, aucune publication n'a été recensée dans la littérature sur l'application de ces indicateurs pour le diagnostic des engrenages. Notre contribution à ce stade se manifeste par une étude sur l'applicabilité de ces techniques pour l'évaluation de l'état de l'engrenage. Dans cette étude nous avons présenté une comparaison entre *ApEn*, *SampEn* et *LZC* pour évaluer leur efficacité par rapport aux indicateurs classiques. Cette étude a fait l'objet d'un article de conférence intitulé «*Monitoring gears by vibration measurements: Lempel-Ziv complexity and Approximate Entropy as diagnostic tools* » publié dans le 4^{ième} Colloque Analyse Vibratoire Expérimentale.

Cette étude a été améliorée et a fait l'objet d'un article de journal accepté dans la revue *Shock and Vibration* en Avril 2015 et est présenté intégralement dans l'ANNEXE III.

8.5 Conclusion partielle du chapitre 8

Les indicateurs non linéaires nécessitent un temps de calcul important par rapport aux indicateurs classiques les plus utilisés dans l'industrie. Avoir recours à ce type d'analyse peut être justifié uniquement par le fait qu'ils permettent une détection précoce du défaut. A l'heure actuelle, aucune étude n'a démontré cet aspect pour le diagnostic des roulements. Les études se sont beaucoup plus focalisées sur l'applicabilité de ces techniques.

Une étude préalable est nécessaire pour la sélection des paramètres (m , k et N) avant de pouvoir les appliquer sur des signaux réels. Le choix repose sur la convergence et la reproductibilité des résultats.

Les données d'émission acoustique contiennent une longue série de données vues l'importance de la fréquence d'échantillonnage. L'utilisation de ces indicateurs pour l'émission acoustique est très intéressante et prometteuse, surtout pour les machines fonctionnant à très basses vitesses. Il a été démontré que l'indicateur *ApEn* peut être appliquée aux données courtes ou longues avec une reproductibilité satisfaisante (He et Zhang (2012a)).

L'étude, présentée dans l'ANNEXE III, a démontré l'efficacité de ces techniques à détecter le défaut de façon plus précoce que les indicateurs statiques classiques. Dans cette étude, il a été démontré que l'indicateur *LZC* permet une détection précoce du défaut par rapport aux autres indicateurs. Par contre les indicateurs *ApEn* et *SampEn* ont le même niveau de détection que les indicateurs classiques. D'autre part, on a proposé un nouvel outil basé sur le Kurtosis et *LZC* qui permet de distinguer les différents stades de dégradation de l'engrenage. Cette représentation nous donne à la fois des informations sur l'évolution du contenu fréquentiel du signal et sur l'impulsivité de ce dernier. Néanmoins, les conclusions tirées de cet article ne sont pas définitives. Il reste encore beaucoup de travail à faire par la communauté scientifique et il est très intéressant de tester ces techniques sur d'autres bancs d'essais.

CONCLUSION ET SYNTHESE

Nous savons que les roulements sont considérés, à juste titre, comme les éléments les plus sollicités dans les machines tournantes. La préoccupation majeure en maintenance est de pouvoir : ① détecter une avarie sur une machine avant que sa gravité n'atteigne un seuil provoquant son arrêt ou encore d'autres dommages plus conséquents; ② si possible, établir un diagnostic minutieux permettant ainsi une intervention plus efficace pour les travaux d'entretien. Cette *capacité de détection* doit être précise, c'est-à-dire que la probabilité de détection doit être très grande pour un vrai défaut et que la probabilité d'une fausse alarme doit être très faible.

Pour répondre à la nécessité de mettre en place de nouvelles méthodes fiables pouvant répondre à cette problématique, la détection précoce des défauts de roulements est devenue l'une des priorités des travaux de recherche et de développement en maintenance industrielle. Dans le cadre de ma thèse, cette problématique est au cœur des travaux. Plusieurs approches et méthodologies ont été développées et validées expérimentalement pour répondre à ces trois questions fondamentales :

- Comme technique de mesure, est-ce que l'émission acoustique est meilleure que les vibrations?
- À quel stade de dégradation peut-on détecter fidèlement un défaut de roulement par un capteur d'émission acoustique?
- Est-ce que les outils classiques de traitement de signal suffisent pour avoir une meilleure détection avec l'émission acoustique?

Ces questions, légitimes et nécessaires, trouvent un intérêt très élevé dans le secteur industriel, plus spécifiquement dans la planification des opérations de maintenance. Une réponse claire et univoque aux questions précédentes aura un aboutissement certain dans le processus de maintenance dans l'industrie. Cela contribuera à réduire de façon significative les coûts d'entretien des industriels et à diminuer les risques liés aux avaries.

Dans un premier temps, nous avons présenté au Chapitre 2, une étude comparative entre les mesures issues de l'émission acoustique (EA) et les mesures vibratoires. Un certain nombre d'expériences ont été réalisées pour étudier le potentiel de la technique de mesure par émission acoustique pour surveiller l'état des roulements et sa capacité à détecter un très petit défaut (stade 2, $\approx 40 \mu\text{m}$). Des descripteurs statistiques ont été calculés et comparés, et finalement, l'analyse de l'enveloppe a été exploitée. Cette étude a révélé que la technique EA est au moins aussi bonne, sinon meilleure que les mesures vibratoires pour la détection précoce de défauts de roulements. Nous avons également démontré qu'un réglage à 30 kHz pour la fréquence centrale du capteur donne les meilleurs résultats. Ceci confirme les conclusions obtenues par Kim et al. (2006). Cette partie de notre recherche a fait l'objet d'un article qui a été soumis au *Journal. of Mechanics & Industry* et un exposé dans le 32th *Machinery Vibration CMVA Annual Seminar*.

La même méthodologie a été appliquée sur des signaux expérimentaux issus d'un moteur d'avion. Cette étude a été faite chez notre partenaire industriel Pratt&Whitney Canada. L'objectif de cette étude est d'évaluer l'efficacité des techniques par émission acoustique pour détecter les défauts de roulements à un stade précoce. Deux roulements d'un turbopropulseur ont été utilisés, l'un jugé comme en état normal et l'autre qui présente une défectuosité minime de l'ordre de $120 \mu\text{m}$ sur la bague extérieure. L'expérimentation est faite sous deux conditions différentes, la première à haute vitesse et l'autre à basse vitesse. Dans les deux cas, on détecte la fréquence du défaut (BPFO) sous la bande dont $F_c = 30 \text{ kHz}$. Dans le domaine fréquentiel, l'analyse d'enveloppe s'est avérée un outil intéressant pour déceler les fréquences du défaut. À partir de cette étude réalisée sur le moteur PW120, on peut conclure que la technique EA présente une excellente alternative pour détecter un défaut de façon précoce. Cela rejoint les conclusions de l'article présenté au Chapitre 2.

Notre contribution ne s'est pas limitée uniquement à une étude comparative. Les techniques avancées de traitement de signal, telles que la cyclostationnarité, ont été exploitées pour démontrer une meilleure capacité à détecter de façon précoce un défaut sur un roulement. C'est le sujet de notre deuxième article qui a été publié et qu'on peut trouver dans la

littérature. Dans cette étude, nous proposons une étude expérimentale qui caractérise l'aspect cyclostationnaire des signaux d'émission acoustique enregistrés à partir d'un roulement très faiblement défectueux (40 μm sur la bague extérieure) pour sonder la capacité de ces nouvelles techniques à effectuer une détection précoce. La densité cyclique spectrale, qui est un outil qui met en évidence la cyclostationnarité, est utilisée afin de caractériser l'aspect cyclostationnaire de l'EA. Deux nouveaux indicateurs issus de la cyclostationnarité sont proposés et comparés. Cette partie de notre recherche a fait l'objet d'une publication dans la revue *Mechanics & Industry* ainsi qu'un exposé dans la 4th *ICEIRE International Congress on Engineering of Industrial Risk*.

Le deuxième volet de notre thèse s'est penché sur le développement de nouveaux outils de traitement de signal. Trois méthodes qui peuvent être qualifiées d'hybrides sont développées, validées et proposées.

La méthode 1 exploite la technique MED (*Minimum Entropy Deconvolution*) afin de débruiter le signal pour extraire les chocs reliés à la signature du défaut. Ensuite la technique EMD a été utilisée pour décomposer le signal en multiple composantes. La métrique TKEO (*Teager Kaiser Energy Operator*) est appliquée sur la composante sélectionnée automatiquement par le facteur de corrélation. La méthode a été appliquée à la fois sur des signaux simulés et des signaux expérimentaux obtenus par EA et des mesures vibratoires afin de valider l'approche. Les résultats ont montré l'efficacité de la méthode.

- **Avantage** : l'avantage fondamental de la méthode proposée s'appuie sur le fait qu'aucune connaissance préalable de la dynamique structurale n'est requise. Les résultats ont montré que le procédé proposé peut effectivement révéler les fréquences du défaut et ses harmoniques associées.
- **Inconvénient** : l'inconvénient de la méthode réside dans le choix des paramètres du filtre à estimer par la MED. Donc, le choix de ces hyper paramètres repose sur l'expérience du diagnosticien. Une analyse du résultat obtenu par un expert est requise, ce qui limite l'automatisation de tout le processus. En d'autres termes, la méthode développée est semi-automatique.

Cette partie de nos travaux a fait l'objet d'une publication dans la revue *Advances in Acoustics Emission and Vibrations*. D'autre part, elle a été validée sur des signaux d'engrenages et a fait l'objet d'un autre article accepté dans la revue *Mechanics & Industry*, ainsi qu'un exposé dans une conférence.

La méthode 2 est une méthode originale basée sur la technique EWT (*Empirical Wavelet Transform*) qui permet de décomposer le signal en multiples composantes. Cette technique a montré son efficacité pour l'estimation des modes vibratoires contrairement à l'EMD et EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*). Un indicateur de sélection inspiré du 4^{ème} moment statistique (Kurtosis) est introduit, ce qui permet une sélection automatique des composantes qui doivent être utilisées pour calculer le spectre de l'enveloppe. Cette méthode a été validée sur des signaux de simulations numériques et des signaux expérimentaux provenant de roulements endommagés. L'enveloppe de la somme de ces composantes a clairement révélé les fréquences du roulement et ses harmoniques qui sont excitées par les chocs sur le défaut. Cette approche montre donc un fort potentiel.

- **Avantage** : l'avantage fondamental de cette méthode réside dans le fait que les filtres estimés dépendent du contenu fréquentiel du signal, ce qui rend les supports du filtre adaptatifs. D'autre part, le temps de calcul est court et ne dépend pas de la taille du signal contrairement à la technique EMD et EEMD. La sélection des composantes pour accomplir un diagnostic est automatique. Globalement, nous avons prouvé que la technique permet une meilleure détection du défaut.
- **Inconvénient** : le choix de la taille de la fenêtre d'analyse du signal temporel, qui est une étape essentielle pour estimer les supports du filtre, nécessite une interaction avec le diagnosticien. Le but est de sélectionner une portion contenant un choc relatif au défaut. La tâche est donc beaucoup plus difficile si on travaille à des vitesses très élevées.

Cette étude a fait l'objet d'une soumission d'un article dans la revue *Mechanical Systems and Signal Processing (MSSP)*.

La méthode 3 est aussi une nouvelle méthode basée sur la combinaison de la méthode EMD et la méthode EWT. Cette étude montre que la technique proposée permet de détecter les résonances excitées par le roulement. Aussi, elle indique dans quelle composante le défaut apparaît ; cette capacité est essentielle aux opérations de diagnostic. La technique proposée a été validée en utilisant des signaux expérimentaux obtenus à partir d'un banc d'essais avec un défaut de seulement de 40 μm sur la bague extérieure, ce qui démontre que la méthode est très efficace pour une détection précoce des défauts de roulement. Finalement, elle a été validée sur des signaux issus du *Center of Case Western Reserve University (CWRU)*.

- **Avantage** : l'avantage fondamental réside dans sa robustesse au bruit. Cette méthode a l'avantage de nous fournir deux informations à la fois : ① dans quelle CMF (*Combined Mode Function*), le défaut se manifeste; ② dans quelle bande fréquentielle, cette CMF doit être filtrée pour calculer l'enveloppe de Hilbert pour avoir une meilleure détection.
- **Inconvénient** : l'indicateur proposé dans cette étude est construit à partir du Kurtosis, du niveau d'énergie et de l'entropie du signal *ApEn* (*Aproximate Entropy*). L'*ApEn* est utilisé pour réduire l'effet des impulsions transitoires sur la valeur de l'indicateur, mais il présente un temps de calcul assez important puisqu'il dépend de la taille du signal. Ceci est d'autant plus important si on a affaire à un signal provenant d'une machine qui tourne à très basse vitesse, ce qui nécessite un temps d'acquisition important pour avoir une meilleure représentation fréquentielle du spectre. Néanmoins, si la signature ne présente pas d'interférence, on peut utiliser la méthode sans avoir recours à *ApEn*.

Cette étude a fait l'objet d'une soumission d'un article dans la revue *Mechanics & Industry* ainsi qu'un exposé dans une conférence (*4th International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations (CMMNO)*).

Comme constaté, toutes les méthodes proposées ont leurs avantages et leurs inconvénients. Implémenter une technique pour une utilisation industrielle repose encore sur la fluidité et le temps de réponse de l'application. Le temps de réponse de la **méthode 2** ne dépend pas de la taille du signal, ce qui n'est pas le cas pour les deux autres méthodes basées sur l'EMD. La seule difficulté que la **méthode 2** présente est le choix de la fenêtre d'analyse qui permettra

par la suite de déterminer les supports du filtre. Cette étape peut être remplacée par une analyse modale expérimentale de la structure dans laquelle le roulement est installé. Les fréquences de résonance obtenues peuvent alors être utilisées pour calculer les supports du filtre. C'est une opération qui peut se faire une seule fois après la mise en place du roulement.

Pour terminer, le défi soulevé m'a permis de publier deux articles de revues (et de soumettre 4 articles dont deux d'entre eux ont été sélectionnés par un comité de réviseurs à travers les conférences effectuées). Chaque article constitue un des chapitres 2 à 7 de cette thèse et le sixième est présenté dans l'ANNEXE 2. En plus, 7 publications ont été générées à travers la participation à plusieurs conférences internationales. Parmi celles-ci, celle parlant de l'utilisation de la complexité pour détecter les phénomènes non linéaires, est décrite au chapitre 8 et à l'annexe III. Un récapitulatif des références des cinq articles a été présenté dans le Tableau 1-2. Les propositions pour de futures recherches reliées à ce domaine sont présentées dans la partie suivante « Recommandations ».

RECOMMANDATIONS

La détection précoce d'un défaut à son stade précoce de dégradation a soulevé l'intérêt de plusieurs chercheurs. Cette question pertinente trouve un intérêt immédiat dans l'industrie. Le développement des outils performant est décisif pour cette industrie. Chaque amélioration dans ce processus se traduit par une amélioration du niveau de compétitivité et une optimisation des couts relative à la maintenance.

Le présent projet a pour objectif d'utiliser la technique d'émission acoustique pour le diagnostic des défauts de roulement. Dans le cadre de cette thèse, on a proposé d'une manière spécifique, des outils de traitement de signal qui peuvent être exploités pour cette fin. Les outils en question ont montré leur efficacité sur des signaux d'émission acoustique et des mesures de vibration. Comme résultats de nos travaux, nous avons démontré la capacité de l'émission acoustique à détecter le défaut de façon précoce par rapport aux mesures vibratoire et nous avons proposé trois nouveaux outils de traitement de signal

Nous espérons que les travaux présentés dans cette thèse permettront dans un proche avenir d'inciter et de stimuler la recherche dans ce domaine d'application. Nous proposons dans cette section quelques recommandations pour de futures pistes de recherche que nous jugeons comme utiles aux personnes qui travaillent sur la même problématique.

Validation des performances métrologiques du capteur UE 10 000

En dehors des méthodes conventionnelles connues telles que les vibrations, qui sont considérées comme validées par les organismes d'accréditation lorsqu'elles sont utilisées dans leur domaine d'application, les autres méthodes doivent démontrer que leurs performances sont en adéquation avec les besoins formulés par un client. En effet, le besoin peut être de répondre à une demande ponctuelle d'un client ou pour proposer une nouvelle prestation. L'analyse de la méthode de mesure candidate (processus de mesure au sens large) et du

besoin client se traduit par une ou plusieurs caractéristiques (justesse, répétabilité, reproductibilité, linéarité...) à étudier. Dans le présent projet, on s'est focalisé sur le diagnostic. Implémenter la technique utilisée dans l'industrie, une étude des caractéristiques citée précédemment est impérative. Cet aspect a été déjà soulevé chez notre partenaire industriel Pratt&Whitney Canada pour vérifier la répétabilité des mesures. À cet effet, l'étude du projet, ainsi que les coûts associés pour les tests sont en cours en espérant que le projet continuera dans un avenir proche.

Amélioration des outils de traitement de signal proposés

Le deuxième volet de notre thèse s'est penché sur le développement de nouveaux outils de traitement de signal. Trois méthodes qui peuvent être qualifiées d'hybrides sont développées, validées et proposées. Chaque méthode possède ses avantages et inconvénients. Il est recommandé d'améliorer ces trois techniques, de trouver un moyen de rendre ces outils automatiques, et qui ne nécessite pas une interaction avec l'utilisateur.

Étendre les applications pour d'autres systèmes mécaniques, présentant des phénomènes non linéaires

L'émission acoustique a été appliquée pour le diagnostic des engrenages. Il est intéressant d'étendre la technique utilisée tout le long de cette thèse pour la détection précoce des défauts d'engrenages. Une tentative a été réalisée ce qui a abouti à un article publié dans la conférence internationale Surveillance 7. L'article est intitulé « *A Comparative Study between Acoustic Emission and Vibration for Early Detection of Gear Cracks* ». Les résultats ont démontré l'efficacité de la technique EA à détecter des fissures par rapport aux vibrations, en utilisant une analyse temps-fréquence des signaux. Les analyses par complexité devraient être étendues à tous les systèmes mécaniques présentant de fortes linéarités.

Établissement des seuils d'alarmes

À l'heure actuelle, il n'existe pas des normes standardisées établies pour les intensités d'émission acoustique générées par les machines tournantes, puisque la réponse s'exprime en volts. Toutefois, Lineham (2008) a souligné qu'il existe des tentatives faites par la NASA au début des années 1970 pour définir des seuils d'alarme sans donner une indication sur la sévérité du défaut. Lineham (2008) a déclaré qu'un changement dans l'amplitude de la lecture d'origine est une indication de défaillance du roulement. Si elle dépasse la lecture précédente de 12 dB, on peut supposer que le roulement est entré dans le début du mode de défaillance. D'autre part, l'augmentation du niveau RMS n'indique pas forcément un dommage du roulement car ceci peut être dû à d'autres facteurs comme un manque de lubrification. Par exemple, il est admis qu'un niveau RMS qui augmente de 8 à 10 dB au-dessus du niveau de référence accompagné par un bruit uniforme, indique un manque de lubrification. Aussi, une hausse de 12 à 16 dB accompagnée de grésillements ou de craquements indique que le roulement est entré dans le mode de défaillance.

Il existe différentes normes dans le domaine de la surveillance vibratoire, pour établir des seuils de gravité : ISO 2372⁷, ISO 3945⁸, CDA/MS/NVHS107⁹. Il existe aussi des normes légèrement différentes selon l'application ou le pays pour un ensemble large de machines. La norme ne donne qu'un ordre de grandeur de l'intensité vibratoire et ne reflète pas forcément les vibrations d'une machine spécifique. De ce fait, il est recommandé d'établir des niveaux d'alarme relatifs au niveau de vibration normale de la machine considérée (niveau de référence) enregistrée lorsque le matériel fonctionne dans sa période de maturité (Thomas (2002)). En général, les gestionnaires de maintenance ont recours à trois méthodes qui sont les plus appliquées :

- Un accroissement d'un niveau de vibration d'un facteur 2.5 est significatif et suffisant pour déterminer un niveau de préalarme.

⁷ Gravité des vibrations en fonction de la puissance

⁸ Gravités des vibrations des grandes machines : puissance supérieure à 300 kW

⁹ Gravité des vibrations en fonction du type de machine

- Si le matériel fonctionne dans sa zone de maturité, on considère que les amplitudes mesurées suivent une loi normale de moyenne X_{ref} et d'écart type σ ; alors toute amplitude dépassant le niveau ($X_{ref} + 3\sigma$) est considérée comme un état probablement anormal et par conséquent, ce niveau peut être utilisé comme le niveau de pré-alarme.
- Pour les niveaux d'alarme critique, un accroissement d'un facteur de 10 du niveau X_{ref} est considéré comme une alarme d'urgence.

Cette dernière technique peut être exploitée pour les mesures EA dans l'industrie, ce qui permettra d'avoir différentes bases de données selon le type de la machine surveillée (vitesse, charge, puissance). Ces bases de données peuvent être exploitées afin de statuer sur la possibilité d'en faire une norme standard. Une relation entre le voltage exprimé par EA et les mesures vibratoires (en mm/s ou g) serait d'une grande aide pour relier le tout aux normes de sévérité.

Peut-on se passer de mesures vibratoires?

Plusieurs capteurs différents montés sur les roulements fournissent des informations qui ne seraient pas disponibles à partir des capteurs individuels. La fusion de données provenant de différents capteurs améliore la détection des défauts et le diagnostic en fournissant des informations complémentaires. Il est intéressant de combiner plusieurs approches pour avoir une bonne précision dans le diagnostic. D'ailleurs, une machine ne présente pas uniquement des défauts de roulements. D'autres défauts peuvent prendre naissance qui se manifestent dans les basses fréquences ($<20\text{kHz}$), comme le balourd et le désalignement. Donc, il est très intéressant de jumeler les deux techniques (vibrations et émission acoustique) afin d'accomplir un diagnostic plus complet de la machine. La question intéressante est «(University) comment peut-on jumeler ces deux informations ?» Nous sommes convaincus que ça reste un volet à exploiter par de futurs chercheurs.

ANNEXE I

CARACTÉRISTIQUES MÉTROLOGIQUES COMPLÈTES DU CAPTEUR UE 10 000

ULTRAPROBE® 10,000 Specifications	
Construction:	Hand-held pistol type made with coated aluminum and ABS plastic
Circuitry:	Solid State Analog and SMD Digital Circuitry with temperature compensation and true RMS conversion
Frequency Range:	20 kHz to 100 kHz (tunable in 1 kHz increments)
Response Time:	< 10 ms
Display:	64 x 128 LCD with LED Backlight
Memory:	400 storage locations
Battery:	Lithium ION Rechargeable
Operating Temperature:	32°F to 122°F (0°C to 50°C)
Outputs:	Calibrated heterodyned output, decibel (dB) frequency, RS-232 data output
Probes:	Trisonic Scanning Module and Stethoscope Module, Long Range Module and RAS-MT
Headset:	Deluxe noise attenuating headphones – for hard hat use
Indicators:	dB, Frequency, Battery Status and 16 Segment Bar Graph
Sensitivity:	Detects .005" (.127 mm) diameter leak @ 5 psi (.34 bar) at a distance of 50 ft. (15.24 m)
Threshold*:	1 x 10 ⁻² std. cc/sec to 1 x 10 ⁻³ std. cc/sec
Dimensions:	Complete kit in Zero Halliburton aluminum carrying case 21.5" x 18.5" x 8" (55 x 47 x 20 cm)
Weight:	Pistol Unit: 2.35 lbs. (1.1 kg) Complete carrying case: 19 lbs. (8.6 kg)
Warranty:	1-year parts/labor standard, 5 years with completed warranty registration card.
Display Modes:	Real Time, Snap Shot, Peak Hold, Storage Display, and Application Specific
*depends on leak configuration Ultraprobe 10,000 Kit: Meets and exceeds ASTM E1002-2005 requirements for Leak Detection. Covered by one or more of the following patents: 0151115; 0303776; 0315199; 1206586; 1297576; 1881263; 2562758; 2689339; 4416145; 4823600; 5955670; 6122966; 6339961; 6341518; 6415645; 6655214; 6707762; 6804992 UE Systems is committed to continual product improvement; therefore specifications are subject to change without notice. Warranty details are available by request.	

ANNEXE II

MONITORING GEARS BY USING A METHOD COMBINING ENERGY SEPARATION, EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION AND MINIMUM ENTROPY DECONVOLUTION

Kedadouche M., Thomas M. and Tahan A.

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure. 1100, Notre-Dame street West,
Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA

mourad.kedadouche.1@ens.etsmtl.ca, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been accepted in the journal of “Mechanics & Industry, Mars 2015

A.III.1 Abstract

Amplitude demodulation is an essential tool for diagnosing gears faults. The quality of the demodulation determines the efficiency of the spectrum analysis in detecting the defect. A signal analysis technique based on Minimum Entropy Deconvolution (MED), Empirical Mode Decomposition (EMD) and Teager Kaiser Energy Operator (TKEO) is presented. The proposed method consists in enhancing the signal by using MED, decomposing the signal in Intrinsic Mode Functions (*IMF*) and selects only the *IMF* which presents the highest correlation coefficient with the original signal. After that, TKEO is used to track the modulation energy. The spectrum is applied to the instantaneous amplitude. The simulation and experimental results show that an envelope spectrum analysis based on MED-EMD and TKEO provide a consistent signal analysis tool.

Keywords: Gear Defect / Teager Kaiser Energy Operator (TKEO) / Minimum Entropy Deconvolution (MED) / Empirical Mode Decomposition (EMD) / Intrinsic Mode Function (IMF).

A.III.2 Introduction

Gearboxes play an important role in industrial applications, and unexpected failures often result in significant economic losses. Numerous papers considering gear condition monitoring through vibration measurements were published over the years. A good review of most technique used for diagnosis and applied to gears is presented in (Samuel et Pines (2005), Jardine, Lin et Banjevic (2006)). The most important components in gear vibration spectra are the tooth-meshing frequency and its harmonics, together with sidebands due to modulation phenomena. The increment in the number and amplitude of such sidebands may indicate a fault condition (Thomas (2002)). So, demodulation amplitude using high-frequency resonance technique is one of most technique used to diagnosis gears. On other hand, Teager Energy Operator (TEO) (Kaiser (1990)), originally proposed for nonlinear signal processing provides an effective approach to extract the instantaneous amplitudes and frequencies of a modulated signal by energy operator demodulation approach and the demodulation effect is good compared with Hilbert demodulation method; meanwhile the computation time greatly decreases (Potamianos et Maragos (1994)). This method was first used for the frequency and amplitude demodulation of the speech signals (Kaiser (1990), Potamianos et Maragos (1994), Maragos, Kaiser et Quatieri (1993b) and Maragos, Kaiser et Quatieri (1993a)) and was adopted for vibration signals of rotating machines (Junsheng, Dejie et Yu (2007), Kedadouche, Thomas et Tahan (2014b)). Recently, TKEO is used to diagnosis gears defects; Hui, Lihui et Zhentao (2009) used TKEO to diagnosis a gear fault, a pre-process of the signal is used to perform the TKEO. Bozchalooi et Liang (2010) proposed a combined method based on wavelet and TKEO to improve the diagnosis of gear faults. Zhong, Zeng et Zhao (2013) decomposed gear faults of wind turbine gearbox on a multiple component using EMD, after that, TKEO is applied to the selected *IMF*. Feng et al. (2012b) proposed a method for fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on ensemble empirical mode decomposition and energy separation.

The TKEO incorporates both amplitude and frequency demodulation and improves the fault signal to interference ratio and thus could enhance detection performance. The energy

separation algorithm is completely data driven without the need to construct any basis functions. It is therefore adaptive to the local structure of a signal. It can track the energy and identify the instantaneous frequency and instantaneous amplitude of mono-component signals. However, it is well known that the vibration signal from gears is a multi-component signal.

For this reason, before computing TKEO, we propose to decompose the signal in multi-components by using the Empirical Mode Decomposition method (EMD), since it can adaptively decompose the signal into Intrinsic Mode Functions (*IMFs*) (Kedadouche, Thomas et Tahan (2014a), Lei et al. (2013)). The TKEO can be computed for the *IMF* which the most is correlated with the original signal. We thus propose to use the coefficient of Pearson's correlation as an indicator to select the *IMF*. So, the selected *IMF* is the *IMF* which presents the higher correlation coefficient with the original signal. However, in the early stages of gear failure, the signal amplitude is somewhat weak and is often hidden by large noises and other signals. The selected *IMF* may thus be submerged by noise and cannot effectively discriminate the real defect signal from noise. Furthermore the TKEO is highly sensitive to the noise level. A preprocessing method is thus needed for signal decomposition using the EMD method. We propose to use the Minimum Entropy Deconvolution (MED) which has been proven to be efficient in detecting incipient faults buried in large noise, and allows for an optimal filter to extract impulsive signals (Sawalhi, Randall et Endo (2007), Endo et Randall (2007)). We thus proposed to combine all these three methods for the diagnosis of gears faults. The simulation and experimental results show that this hybrid method can effectively diagnose the faults of the bearing faults. The paper is organized as follows: Section 2 presents a theoretical background of the three methods to be used. Section 3 gives the different steps of the proposed method. Section 4 and 5 gives the results from simulation and experimental data of gear faults. Finally, the conclusions are provided in section 6.

A.III.3 Theoretical background

A.II.3.1 Empirical Mode Decomposition

The EMD method decomposes the time signal into a finite set of oscillatory functions called Intrinsic Mode Functions (*IMF*). An *IMF* is a function that meets the following conditions:

- The number of extrema and the number of zero crossings must either equal or differ at most by one;
- The value of the moving average envelope defined by local maxima and the envelope defined by local minima is zero.

The decomposition method in *IMF* may be summarized as follows ((Kedadouche, Thomas et Tahan (2014a))

-
- (1) Initialize: $r_0 = x(t)$ and $i = 1$;
 - (2) Extract the i^{th} IMF C_i ;
 - (a) Initialize: $h_{i(k-1)} = r_{i-1}$, $k = 1$;
 - (b) Extract the local maxima and minima of $h_{i(k-1)}$;
 - (c) Interpolate the local maxima and the minima by cubic spline lines to form upper and lower envelopes of $h_{i(k-1)}$;
 - (d) Calculate the mean $m_{i(k-1)}$ of the upper and lower envelopes of $h_{i(k-1)}$;
 - (e) Let $h_{ik} = h_{i(k-1)} - m_{i(k-1)}$;
 - (f) If h_{ik} is an IMF then set $C_{ik} = h_{ik}$ else go to step (b) with $k = k + 1$;
 - (3) Define the remainder $r_{i+1} = r_i - C_i$;
 - (4) If r_{i+1} still has least 2 extrema then go to step (2) with $i = i + 1$, else, the decomposition process is finished and r_{i+1} is the residue of the signal.
-

A.II.3.2 Teager Kaiser Energy Operator (TKEO)

The Teager-Kaiser Energy tracking Operator (TKEO) is a nonlinear operator considered as a high-resolution energy estimator quantifying a product of both frequency as well as amplitude. TKEO can track the modulation energy and identify the instantaneous amplitude and frequency. This operator was developed by Kaiser (1990). TKEO, applied on a continuous signal $x(t)$ is defined as:

$$\psi(x(t)) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (\text{II.1})$$

The discrete function equivalent to the energy operator is given by:

$$\psi(x(n)) = [x(n)]^2 - x(n+1)x(n-1) \quad (\text{II.2})$$

where $x(n)$ is a discrete-time signal.

The operator can extract the amplitude modulation and the frequency modulation from the signal. The TKEO has a great time resolution since the operator only needs three samples into the signal to be computed. This excellent time resolution provides the ability to capture the energy fluctuations. Furthermore, this operator is very easy to implement efficiently. The Energy Separation Algorithm (ESA) developed by Maragos, Kaiser et al. (1993) uses the TKEO to separate the signal $x(n)$ into its amplitude envelope $|a(t)|$ and signal $f(t)$ accomplish mono-component AM-FM signal demodulation:

$$f(t) \approx \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{\psi(\dot{x}(n))}{\psi(x(n))}} \quad (\text{II.3})$$

$$|a(t)| \approx \frac{\psi(x(n))}{\sqrt{\psi(\dot{x}(n))}} \quad (\text{II.4})$$

The ESA is a very simple demodulating technique for AM-FM demodulation. It presents a good time resolution but is very sensitive to noise. For this reason, Minimum Entropy deconvolution (MED) is proposed to extract the fault impulses while minimizing the noise before computing EMD and the TKEO.

A.II.3.3 Minimum Entropy Deconvolution (MED)

MED was originally proposed for applications on seismic recordings by Wiggins (1978). The MED is a deconvolution aimed for extracting the fault impulses while minimizing the noise (McDonald, Zhao et Zuo (2012)). Higher entropy corresponds to a tendency to become random and the aim of MED is to enhance the structured information into the signal by searching for an optimum set of filter coefficients that recover the output signal with the maximum value of *Kurtosis*. The *Kurtosis* is an indicator that reflects the ‘peakiness’ of a signal, and therefore the property of impulses.

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (\text{II.5})$$

The detailed steps of this implementation can be recalled from Sawalhi, Randall et Endo (2007).

A.II.4 The proposed method

The choice of the *IMFs* to be analyzed is usually realized by visual or experience criteria by the user. However the process is not automatic in this way and an interaction with the user is required. We propose to use the coefficient of Pearson's correlation as an indicator to select the *IMF*. So, the selected *IMF* is the *IMF* which presents the higher correlation coefficient with the original signal. The procedure of the proposed method based on MED-EMD and TKEO is given as follows:

1. Enhance the peakiness of the signal by using the MED method;
2. Decompose the time domain the signal into *IMFs* using EMD;
3. Select the *IMF* which has the higher correlation coefficient;
4. Compute the instantaneous amplitude using TKEO;
5. Analyze the spectrum of the envelope computed.

In order to demonstrate the effectiveness of the proposed method for fault detection of ball bearings, we proposed to compare between three methods.

- The first method consists in applying the TKEO to the original signal;
- The second method consists in decomposing the signal into *IMFs* selecting the *IMF* with higher correlation coefficient and computing the TKEO (see Figure-A.II-1)

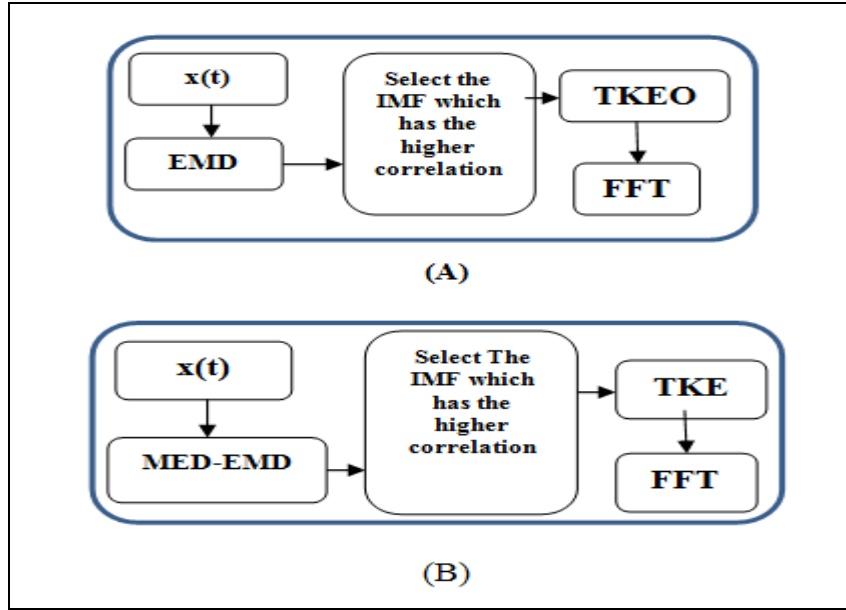


Figure-A.II-1 (A) Method 2. (B) Method 3

A.II.5 Simulation

As illustrated in Figure-A.II-2 , the vibration signal $x(t)$ of a gearbox can be described as a convolution between the impulse response function (IRF) of the transmission path h and the combined effect of an anomaly caused by a localized gear tooth fault (fault impulses) $y(t)$, the deterministic signals $d(t)$ inherent in operating gears and the noise. The model of vibration signal from a gear can write as (Endo and Randall (2007)):

$$x(t) = (d(t) + y(t) + e_0) * h(t) \quad (\text{II.6})$$

where ‘*’ represents convolution operator.

In general, vibration signals generated from a healthy gearbox are dominated by gear meshing vibration accompanied by some modulation effects caused by geometric and assembly errors, speed and load fluctuations of the gears. The modulation effects include

both amplitude and phase modulations. In a complete revolution of the gear of interest, the signal of gearbox vibration signal can be described by the following equation (Thomas (2002):

$$d(t) = \sum_{m=0}^M A_m [1 + a_m(t)] \cos\{2\pi f_m t + \beta_m + b_m(t)\} \quad (\text{II.7})$$

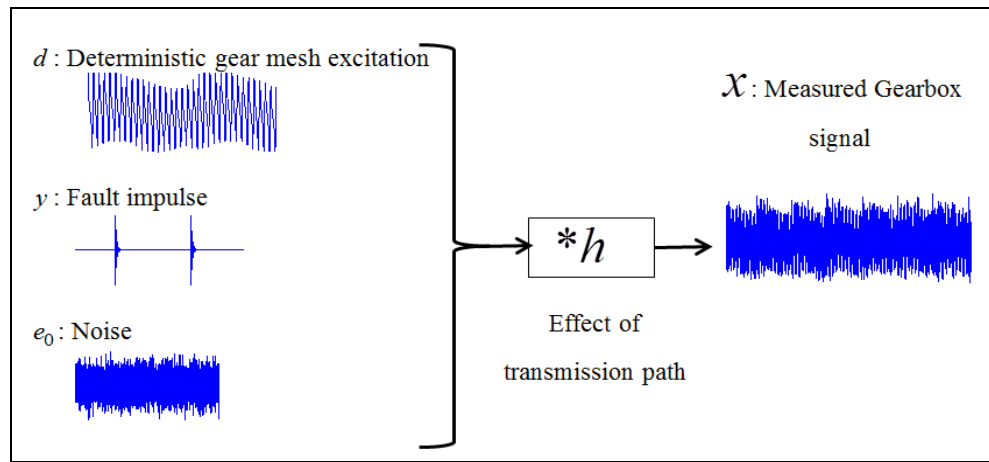


Figure-A.II-2 Vibration signal from a Gear

where m ($0,1,\dots,M$) is the meshing harmonic number, A_m the amplitude at m^{th} harmonic frequency f_m . $f_m = m \cdot N f_s$, where N is the gear tooth number, f_s is the gear shaft rotation frequency. The functions $a_m(t)$ and $b_m(t)$ are the amplitude and phase modulation functions, respectively, and β_m the initial phase.

In the case where a localised fault occurs, an impact will be produced by the fault. The impact excites the resonance of the gear which can be represented as a series of damped oscillations, superposed on system vibration (Thomas (2002), Bozchalooi and Liang (2010), Endo and Randall (2007), Parey et al. (2006), Wang (2001), Randall (1982), Elbadaoui, Guillet et Danière (2004)). The response is influenced by the transmission path (h) between the gears meshing area. For simplicity, the effects of transfer function on gear meshing

vibration are assumed to be relatively insignificant. The impact produced by the gear can be represented as:

$$y(t) = A_i e^{-\zeta w_0 t} \cos(w_0 \sqrt{1-\zeta^2} t + \varphi) u(t - iT_s) \quad (\text{II.8})$$

where ζ reflects the damping characteristic of the system, w_0 is the excited resonance frequency and A_i the amplitude of the i^{th} impulse and $T_s = 1/f_s$ the time period associated with the gear rotational speed.

So the vibration of the faulty gear signal can be modeled as:

$$x(t) = \left[\sum_{m=0}^M A_m [1 + a_m(t)] \cos\{2\pi f_m t + \beta_m + b_m(t)\} \right] + A_i e^{-\zeta w_0 t} \cos(w_0 \sqrt{1-\zeta^2} t + \varphi) u(t - iT_r) + e_0 \quad (\text{II.9})$$

We simulate vibrations of a single-stage healthy and defective gearbox. The parameters of the simulation are given in Table-A.II-1

The input and output gears have 20 and 21 teeth, respectively. The instantaneous input shaft speed $f_s = 15\text{Hz}$. Three harmonics of the meshing frequency are included in the signal. A normally distributed random signal with 0 mean and standard deviation of 0.5 is added into the simulated signal. Figure-A.II-3 shows the amplitude spectra of simulated vibration signal for a normal gear and Figure-A.II-4 a defective gear, respectively. The major difference between the two spectra is in the region around the 4000 Hz where a damped resonance is assumed excited.

Table-A.II-1 Parameters of simulation

Parameters	Value
The input gear tooth number N	20
The output gear tooth number N'	21
The gear shaft rotation f_s	15 Hz
Phase modulation $b_m(t)$	$b(t) = \sin(2\pi f_s t)$
β_m	0
Meshing harmonic number M	3
The amplitude at m^{th} harmonic A_m	$A_1 = 1$; $A_2 = 0.6$ and $A_3 = 0.3$
Damping ratio ζ	0.22
resonance frequency w_0	4100 Hz
the amplitude of the i^{th} impulse A_i	1
φ	0
e_0	$\sigma_{e_0} = 0.5$, $mean = 0$

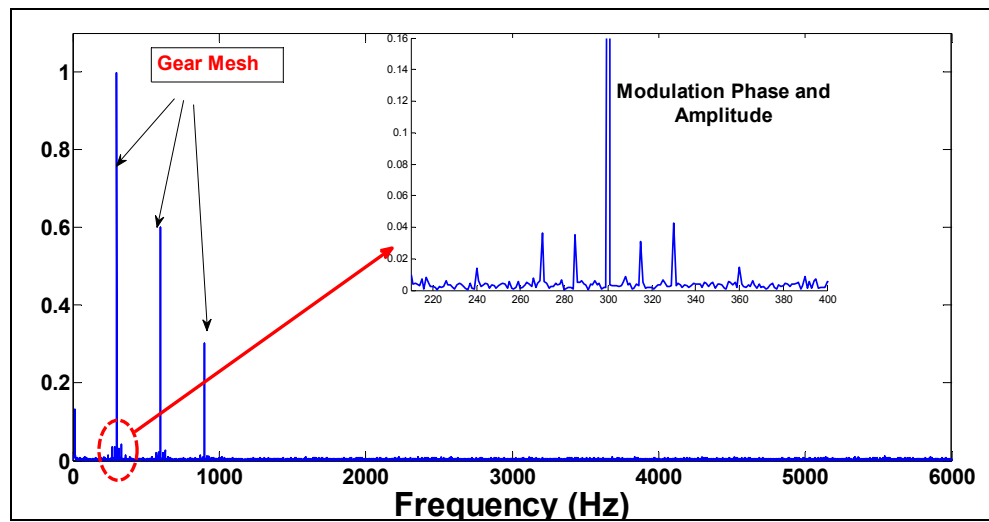


Figure-A.II-3 Simulated signal: a normal gear

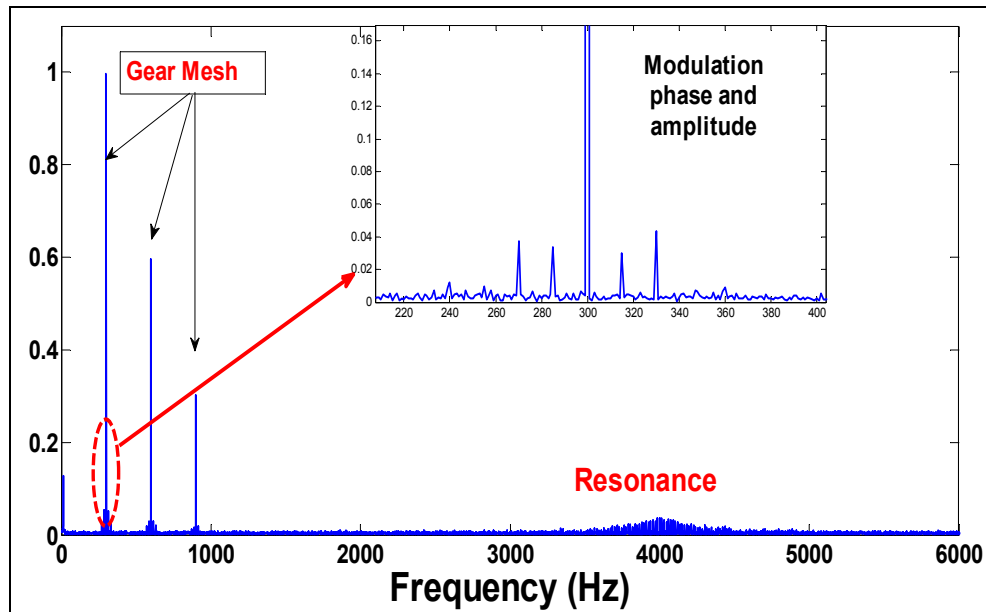


Figure-A.II-4 Simulated signal: a defective gear

A.II.5.1 Method 1: TKEO applied to the

Figure-A.II-5 exhibits the TKEO of the raw signal.

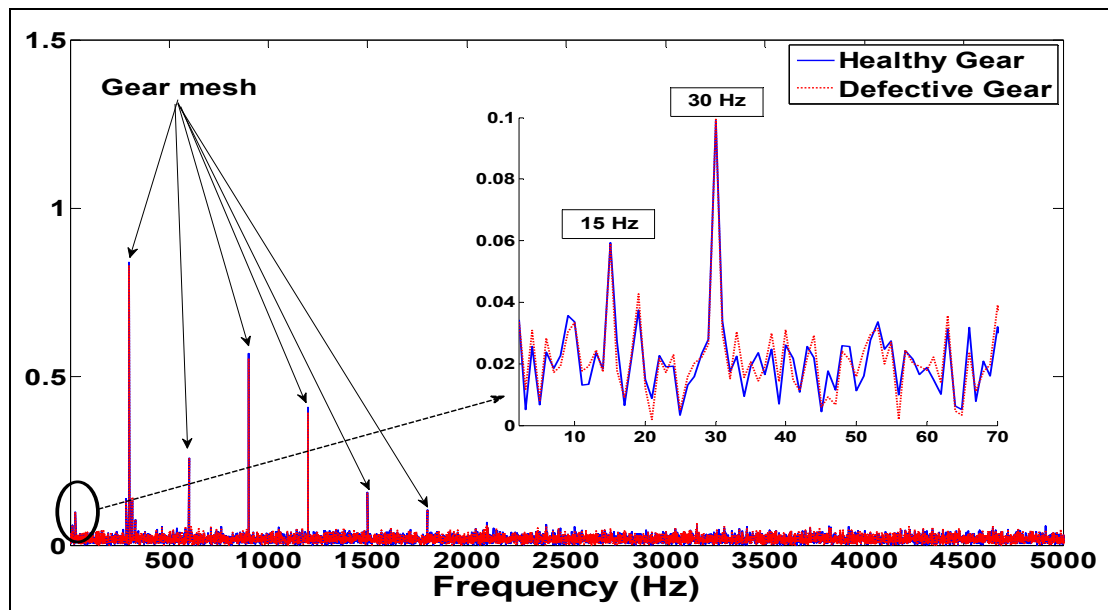


Figure-A.II-5 Spectrum of TKEO for the healthy and defective gear

The Blue Color (full line) represents the healthy gear and the red color (dotted line) represents the effect of the defect (with repetitive impacts). The figure shows clearly the gear mesh and its harmonics. In the very low frequency range, we note the presence of the frequency rotation and its harmonic (15, 30 Hz). It must be noticed that except the gear variation in amplitude, there is no significant variation in frequency between the both cases. This may be caused by the fact that the TKEO become effective when the signal is mono-component. So, it must be concluded that it may be difficult to achieve a diagnosis by applying TKEO directly to the signal

A.II.5.1 Method 2: Applying EMD and TKEO

The simulated defective gear was processed using the EMD technique. Figure-A.II-6 shows the *IMFs* of the decomposition and Table-A.II-2 lists the Pearson's correlation coefficients between the signal and their corresponding *IMFs*.

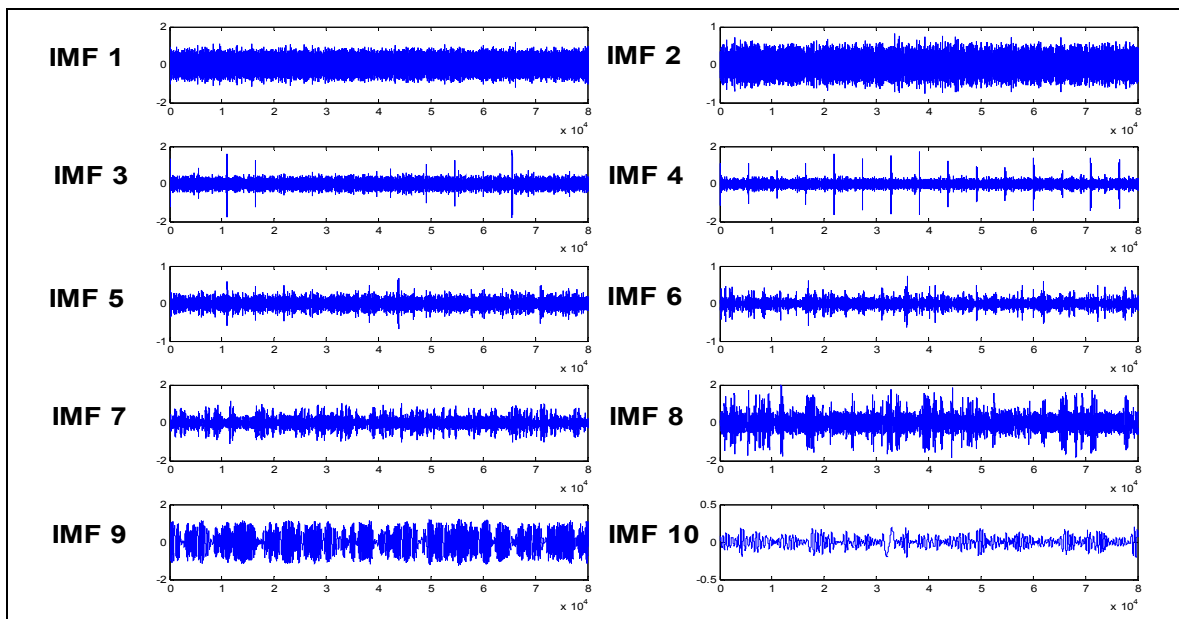


Figure-A.II-6 EMD Decomposition of the signal (Defective gear)

Table-A.II-2 Pearson's correlation coefficient between each IMF and the raw signal

	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6	IMF_7	IMF_8	IMF_9	IMF_{10}
$x(t)$	0.35	0.21	0.18	0.16	0.10	0.15	0.25	0.54	0.55	≈ 0

It may be noticed that most of the noise imbedded in the raw signal resides in the high frequencies.

Figure-A.II-6 shows that the repetitive impulses (at 15 Hz) reside in IMF_4 . Its spectrum is presented in Figure-A.II-8. It can be noticed that exhibits the modulations and its harmonics. This is due to the fact that the EMD decomposes the signal from high to low frequencies and the impulses due to the defect are located around the damped resonance 4000Hz. However, the aim of the method is only to use the IMF which presents the highest coefficient value with the raw signal, in order to automatically select it. According to the Table-A.II-2, the IMF_9 (which represents the low frequency components) is, in this case, the component with the highest correlation value. The spectrum of TKEO for is presented in Figure-A.II-7. We note the presence of the fundamental gear mesh (300 Hz) and its harmonic, but the information related to the defect is not revealed. We must conclude that the method 2 is not enough efficient compared to the method 1.

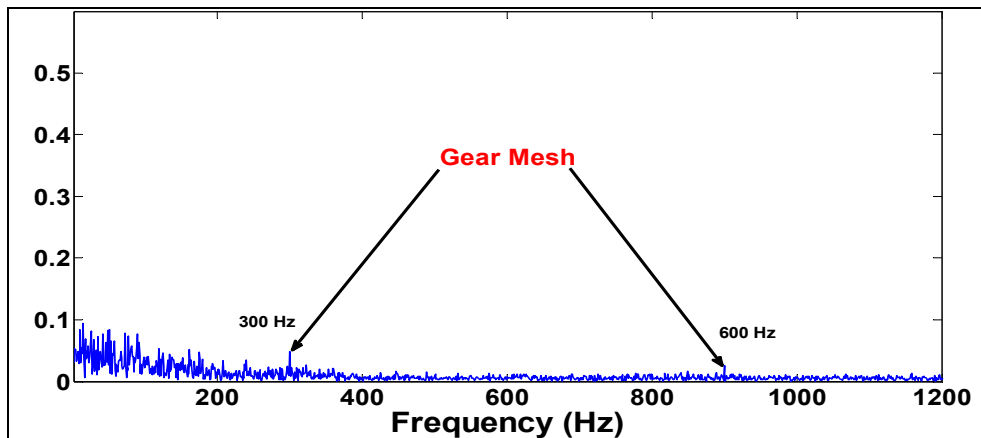


Figure-A.II-7 Spectrum of TKEO after applying EMD

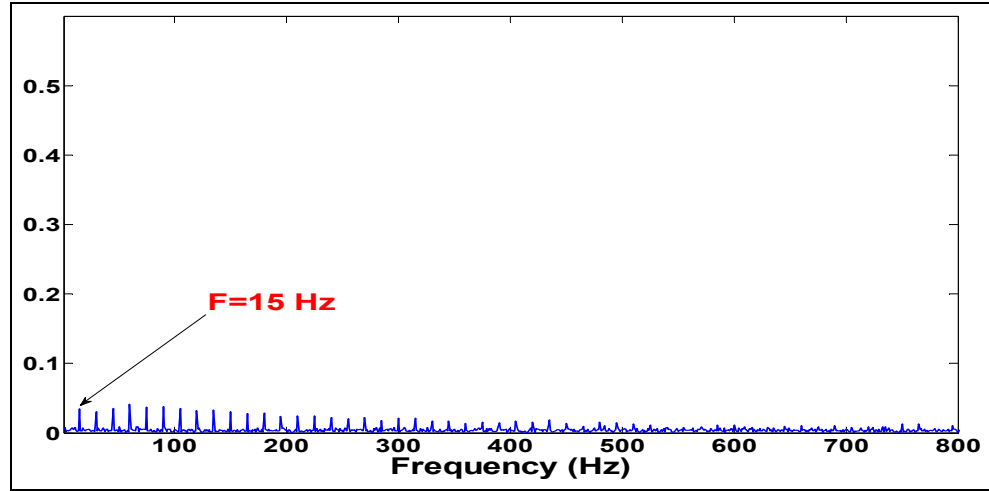


Figure-A.II-8 Spectrum of TKEO after applying EMD:

A.II.5.2 Method 3: Applying MED-EMD and TKEO

Before computing EMD, the MED is used. The MED depends on the number of iteration to perform and the choice of the length of the filter (N). Figure-A.II-9 shows the evolution of the *kurtosis* obtained after applying MED to the signal $x(t)$. The result obtained from MED filter output is denoted $\hat{y}(t)$. Figure-A.II-9 shows the convergence characteristics of the Kurtosis of $\hat{y}(t)$ over the number of iterations performed. The convergence properties of the MED filters with different filter lengths (16, 32, 64, 128, 256, 512 and 1024 samples) were compared. For the filters (16 and 32), the convergence was achieved within 7 iterative steps, while, for the others filter lengths, the convergence was achieved within 12 iterative steps regardless of the lengths of the MED filter. The length of the MED filter seems to have an important influence on the value of the kurtosis. We can see that when the length of the filter increases, the kurtosis values increase also. We may also notice that there is no much difference on the *kurtosis* values when the length of the filter is more than 128. So, we may consider that $N = 128$ is a good choice. However, the comparison of the time signals of the MED outputs $\hat{y}(t)$, performed with a filter length equal to 128 in Figure-A.II-10, shows that there is no considerable improvement from having more than 5 iterations. As cautioned by Endo et Randall (2007), a greater number of iteration of the MED filter can erroneously enhance small impulses, unrelated to gear faults, mainly in case of real vibration signal.

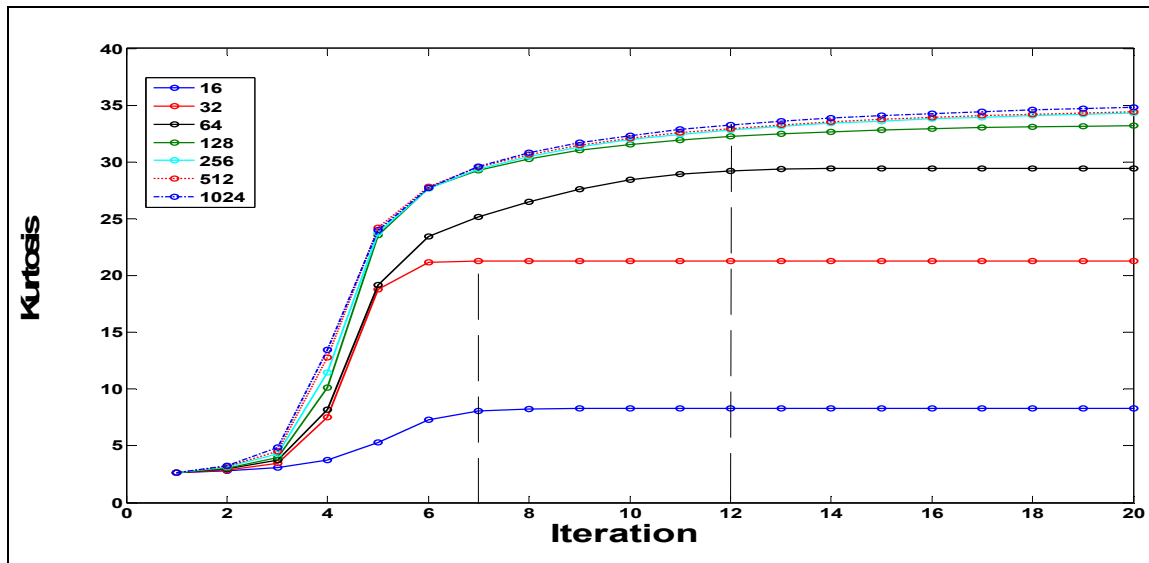


Figure-A.II-9 Values of kurtosis on each iteration of MED Algorithm for different length of the filter varying from 16 to 1024.

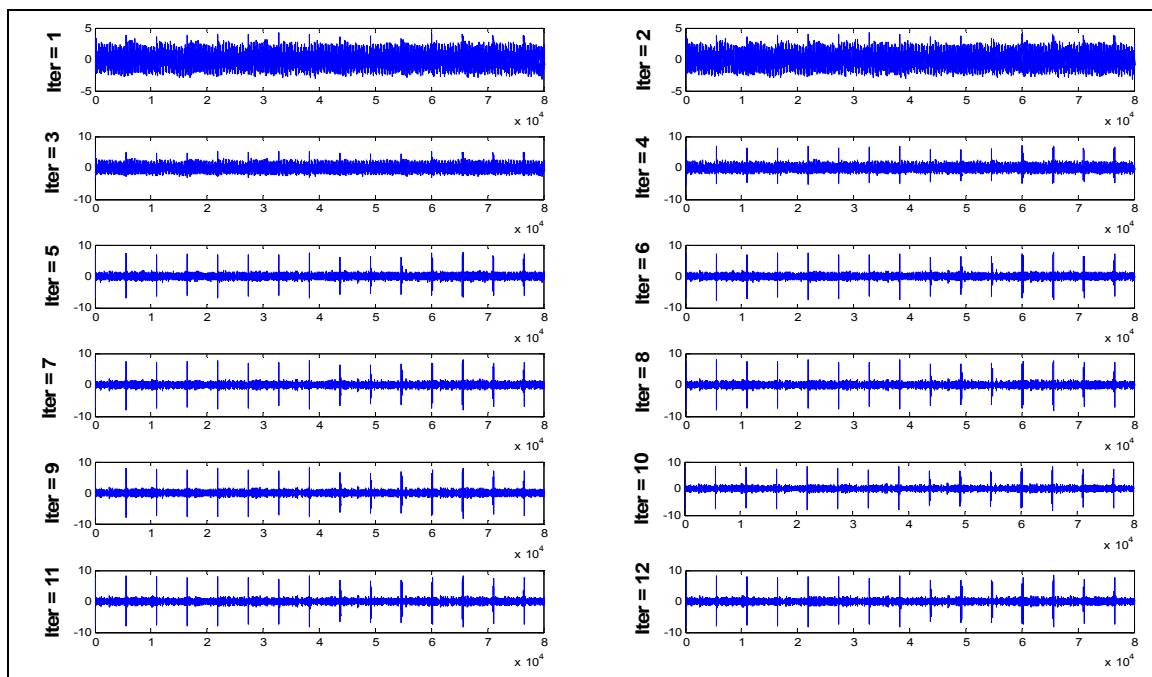


Figure-A.II-10 Effect of the number of iteration on the characteristics of the output MED signal

When the EMD is applied to the results obtained by MED $\hat{y}(t)$, the estimated correlation is improved. Table-A II-3 lists the Pearson's correlation coefficients between the signal and their corresponding $IMFs$.

Table-A.II-3 Pearson's Correlation value between each IMF and the filtered signal $\hat{y}(t)$

	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6	IMF_7	IMF_8	IMF_9	IMF_{10}
$\hat{y}(t)$	0.77	0.47	0.19	0.05	0.02	0.01	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0

The first three $IMFs$ exhibit higher correlation coefficients than the others, and thus Figure-A.II-11 (A), only shows the first three $IMFs$. Most of the noise is distributed into IMF_2 and IMF_3 , and only the periodic impulses due to the impact reside into IMF_1 . As indicated in Table-A.II-3, IMF_1 has a stronger correlation coefficient (0.77) than all the other signal components and contains the main component in the filtered signal. Hence, IMF_1 was selected as the final resultant signal recovered from the raw signal. The spectrum of TKEO for IMF_1 (obtained by MED-EMD) is presented in Figure-A.II-11 (B). We clearly detect the modulation due the impact and its harmonics until 800 Hz. Consequently, the hybrid method gives improved results than the two others presented previously.

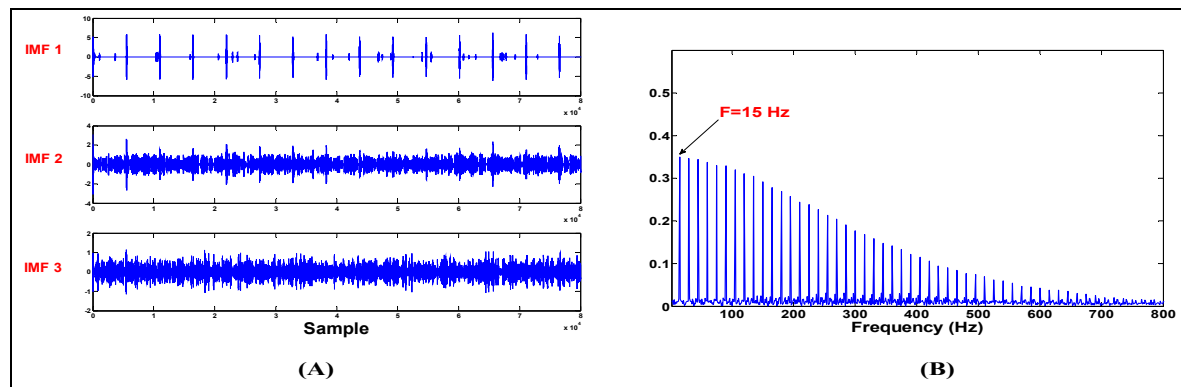


Figure-A.II-11 (A) EMD Decomposition of the signal $\hat{y}(t)$, (B) Spectrum of TKEO obtained after applying MED-EMD to the signal

A.II.6 Experimental study

The recordings of vibration signal were carried out at CETIM¹⁰, on a gear system with a train of gearing, with a ratio of 20/21 functioning continuously until its destruction. Table-A.II-4 gives the details of the gear test rig parameters. The test duration was 13 days with a daily mechanical appraisal; measurements were collected every 24 h except at the first day. Table-A.II-5 gives a description of the state of the gear at each 24 h. The frequency sample for the data is 20 kHz.

Table-A.II-4 Geared system data

Parameter	Pinion	Gear
Number of tooth	20	21
Speed (rpm)	1000	952.38
Drive torque (Nm)	200	

These signals have already been used on several occasions to demonstrate diagnostic procedures (Parey et al. (2006), Elbadaoui, Guillet et Danière (2004)). The EMD (method 2) and the MED-EMD (Method 3) algorithms were applied. The length of the filter used is 1024 and the number of iteration is 5. To simplify the procedure, the IMF_1 was automatically selected. Table-A.II-6 lists the coefficient correlation between IMF_1 (obtained by applying EMD) and original signal, and between the IMF_1 (obtained by applying MED-EMD) and the filtered signal.

¹⁰ Centre des Études Techniques des Industries Mécaniques de Senlis, France

Table-A.II-5 Daily mechanical appraisal

Day	Observation
1	No acquisition
2	No anomaly
3	No anomaly
4	// //
5	// //
6	// //
7	Chipping teeth 1/2
8	No evolution
9	Tooth 1/2 : no evolution; Tooth 15/16: start chipping
10	Evolution of the chipping of the teeth 15/16
11	// //
12	// //
13	Chipping across the full width of the tooth

Table-A.II-6 Pearson's Correlation value between: (IMF_1 (obtained by EMD) & the signal) and (IMF_1 (obtained by MED-EMD & $\hat{y}(t)$)

	Day 2	Day 3	Day 4	Day 5	Day 6	Day 7	Day 8	Day 9	Day 10	Day 11	Day 12	Day 13
Signal	0.36	0.37	0.34	0.35	0.43	0.41	0.39	0.39	0.37	0.37	0.37	0.40
$\hat{y}(t)$	0.49	0.49	0.47	0.47	0.45	0.49	0.54	0.52	0.52	0.53	0.44	0.48

Figure-A.II-12 shows the original signal (12.A and 12.B) and IMF_1 (12.C and 12.D) obtained after applying MED-EMD, for the day 2 and 3, respectively. A decrease of noise may be noticed and the periodic shocks appear clearly. The period of the shocks is equal to

the shaft rotation period. The same observations are noted for the others days (See Table-A.II-7).

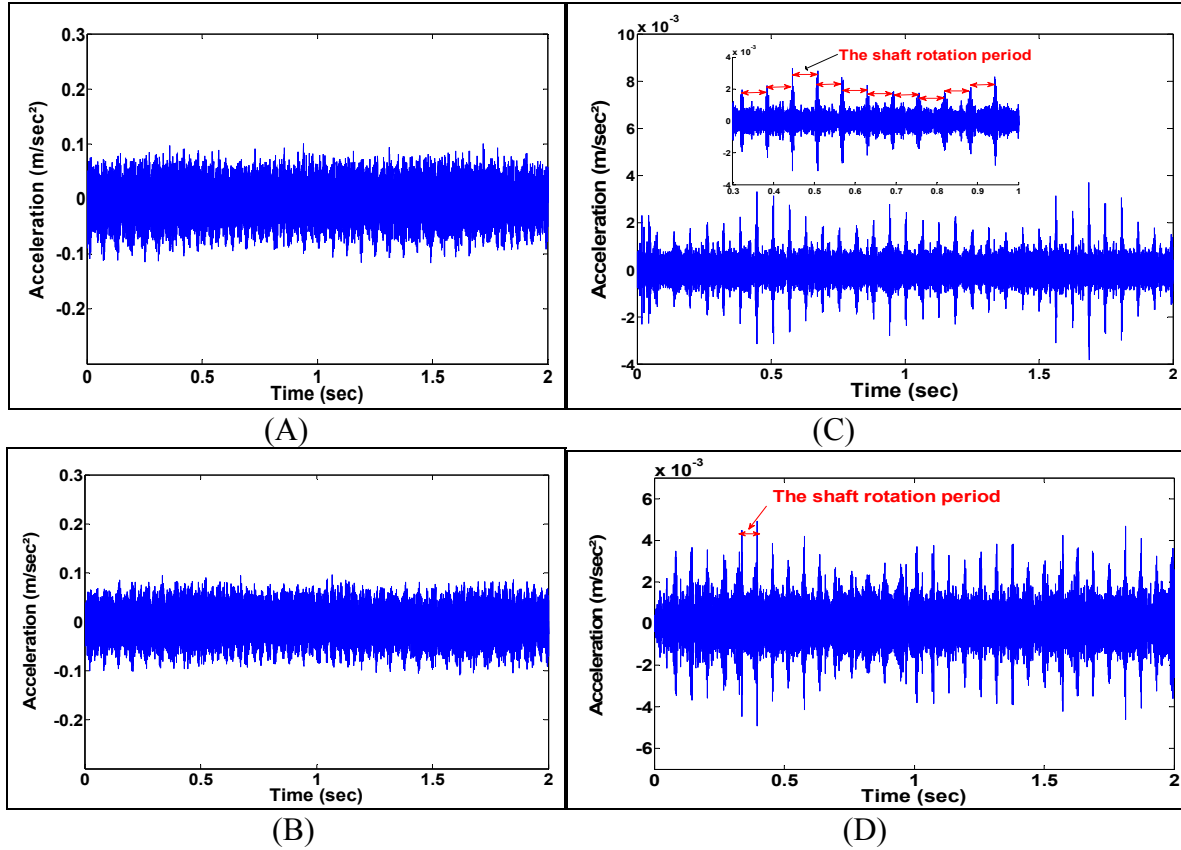
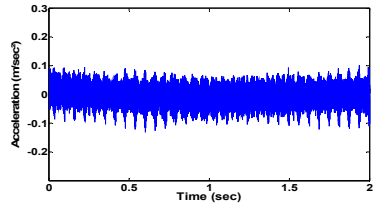
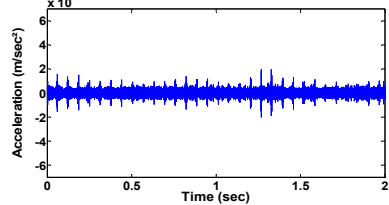
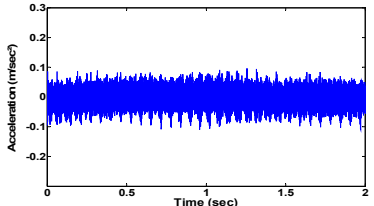
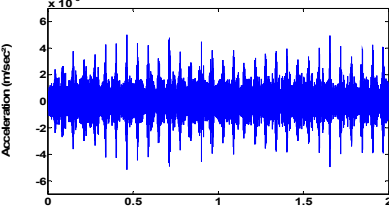
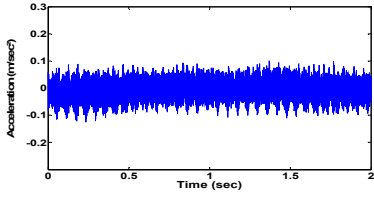
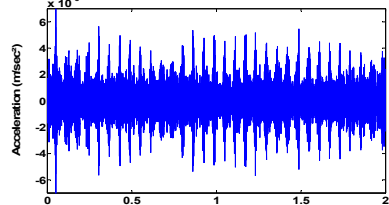
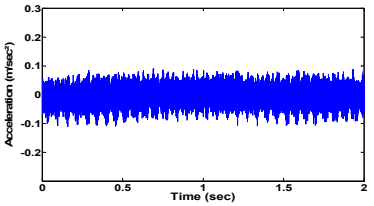
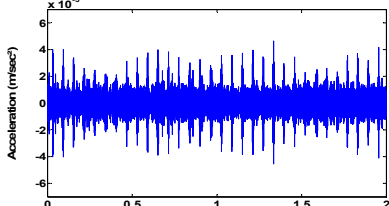
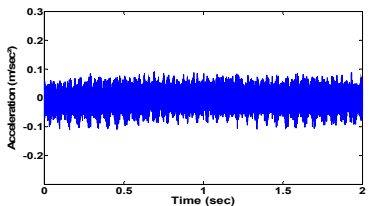
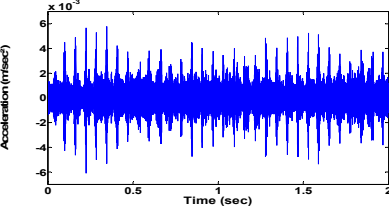
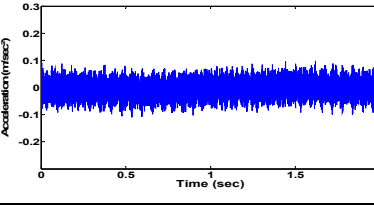
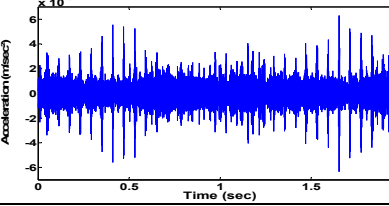


Figure-A.II-12 Temporal signal and the selected *IMF* after applying MED-EMD: (A) & (C) The Day 2 and its selected *IMF* . (B) & (D) Day 3 and its selected *IMF* .

The spectrum of TKEO for the selected *IMF* (obtained by MED-EMD) is presented in Figure-A.II-13 and Figure-A.II-14. Figure-A.II-13 shows all spectrums from the day 2 to 11 and Figure-A.II-14 shows all spectrums from the day 11 to 13. For the first 10 days, we clearly detect the modulation due to the impact and its harmonics. This shows that the TKEO can effectively extract the AM/PM modulations

Table-A.II-7 Temporal signal and the selected *IMF* after applying MED-EMD from day 4 to 13

Day	Signal	The selected IMF after MED-EMD
4		
5		
6		
7		
8		
9		

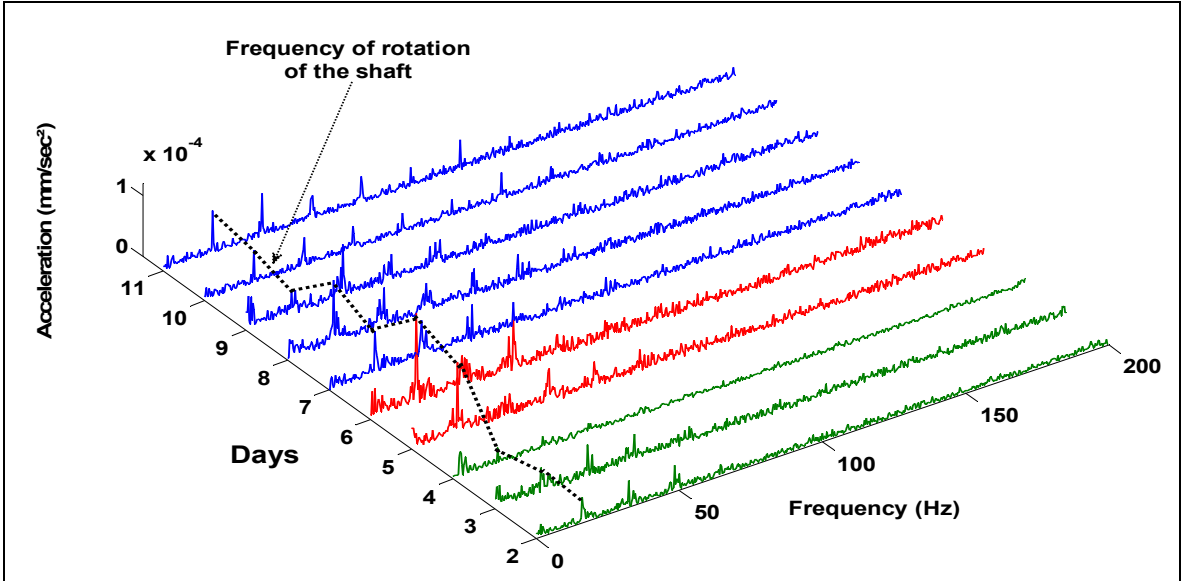
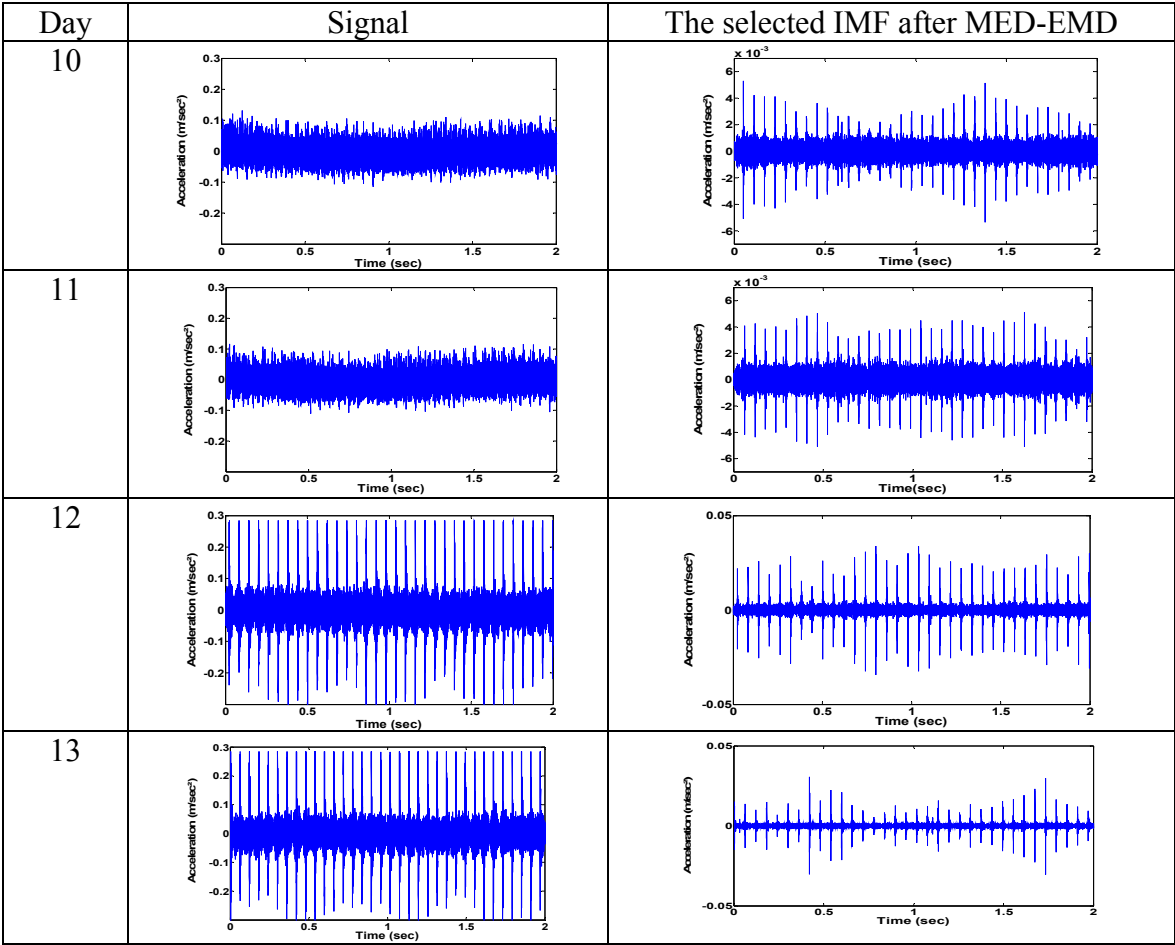


Figure-A.II-13 Spectrum of TKEO of the selected *IMFs* from day 2 to day 11

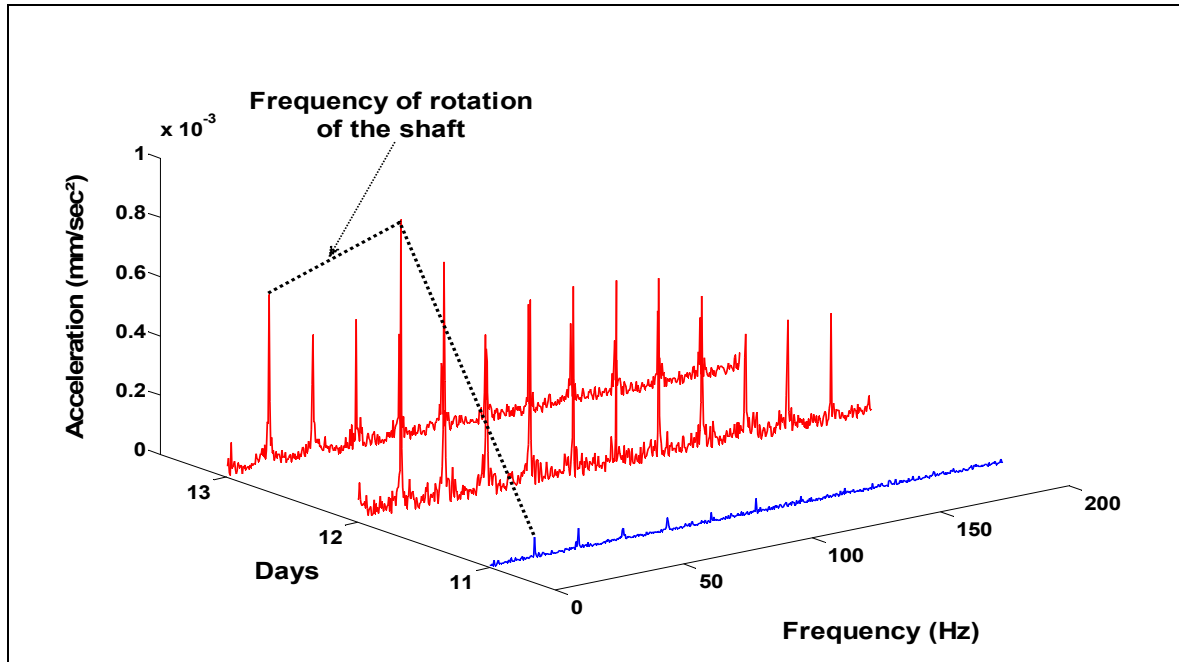


Figure-A.II-14 Spectrum of TKEO of the selected *IMFs* from day 11 to day 13

The change in the spectrums is marked from day 5 and day 6. We note an increase of the amplitude of the peak related to the frequency rotation of the shaft compared to the days 2, 3 and 4. According to Table-A.II-5, the chipping has only visually been observed after the day 6. According to the spectrum of TKEO of the selected *IMF*, the beginning of the chipping was in fact initiated at the day 5. From day 7 to 11, we note a little decrease of the amplitude, which stay still higher than the first 3 days. But we observe an increase of the number of the harmonics. The number of the harmonics can be used as an indicator to characterise the damage. The last two days (12 and 13) is noticeable by the growth of amplitude of the peak of the frequency rotation of the shaft and its harmonics. At this stage the gear is completely damaged. The *Kurtosis* values for the experimental signal were calculated from day 2 to 13 (day1 no signal was taken) are shown in Figure-A.II-15. The *Kurtosis* computed for the raw signal (blue color) indicates a change after the day 11. It can be seen that the *Kurtosis* increases greatly only after the day 11. But, when the signal is pre-processed by MED and decomposed by EMD, the *Kurtosis* values computed for the selected *IMF* (red color) starts increasing only after day 5. So, The *Kurtosis* analysis of *IMF* could be considered as an advantageous indicator for early detection and characterization of faults.

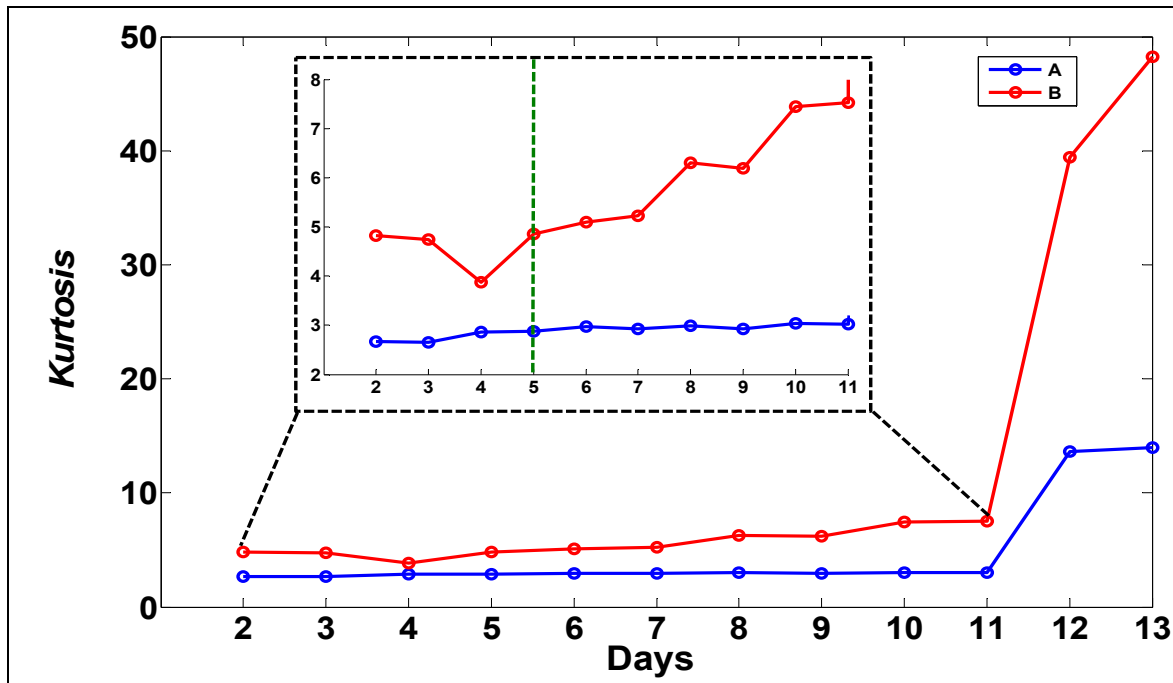


Figure-A.II-15 Evolution of the Kurtosis, (A) The Kurtosis of the raw signal. (B) The Kurtosis of the selected *IMF* using MED-EMD

A.II.7 Conclusion

In this paper, a new approach for fault diagnosis of gears faults is presented. The algorithm involves a simple transformation and a spectral analysis step. Three methods are compared. The selected method is hybrid and consists in first, filtered the signal by using MED. After that, the obtained signal is decomposed into several *IMFs*. The study of the correlation coefficient between each *IMF* and the original signal allows for automatically selecting the better *IMF*. In our study, the first component IMF_1 , which represents the highest frequency components, was considered to accomplish the diagnosis by using the TKEO metric in order to compute the instantaneous amplitude. We illustrated the principle and the effectiveness of the proposed method by analyzing a simulated signal and the experimental signals of a gearbox. The analysis results show that the proposed method is potentially useful to detect and locate faults gear.

A.II.8 Acknowledgments

The financial support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada, Pratt & Whitney Canada and CETIM which provided the experimental results are gratefully acknowledged.

ANNEXE III

NONLINEAR PARAMETERS FOR MONITORING GEARS : COMPARAISON BETWEEN LIMPEL ZIV, APPROXIMATE ENTROPY AND SAMPLE ENTROPY COMPLEXITY

Kedadouche M., Thomas M., Tahan A. and Guilbault, R.

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure. 1100, Notre-Dame street West,
Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA

mourad.kedadouche.1@ens.etsmtl.ca, marc.thomas@etsmtl.ca, antoine.tahan@etsmtl.ca

This article has been accepted in the journal of “Shock and Vibration, April 2015

A.III.1 Abstract

Vibration analysis is the most used technique for defect monitoring failures of industrial gearboxes. Detection and diagnosis of gear defects is thus crucial to avoid catastrophic failures. It is therefore important to detect early fault symptoms. This paper introduces signal processing methods based on approximate entropy (ApEn), sample entropy (SampEn) and Lempel-Ziv Complexity (LZC) for detection of gears defects. These methods are based on statistical measurements exploring the regularity of vibratory signals. Applied to gear signals, the parameter selection of ApEn, SampEn and calculation are first numerically investigated, and appropriate parameters are suggested. Finally, an experimental study is presented to investigate the effectiveness of these indicators and a comparative study with traditional time domain indicators is presented. The results demonstrate that ApEn, SampEn and provide alternative features for signal processing. A new methodology is presented combining both Kurtosis and for early detection of faults. The results show that this proposed method may be used as an effective tool for early detection of gear faults.

A.III.2 Introduction

Gearboxes play an important role in industrial applications and unexpected failures often result in significant economic losses. Numerous papers considering gear condition monitoring through vibration measurements were published over the years. Compared to classical techniques such as statistical time indicators or Fast Fourier Transform, advanced signal processing techniques like time-frequency analysis (STFT, Wigner-Ville) (Wang et McFadden (1993b), Wang et McFadden (1993a), Safizadeh, Lakis et Thomas (2005) and Safizadeh, Lakis et Thomas (2002)) or wavelet transform (Peng et Chu (2004) and Yan, Gao et Chen (2014)) have shown to be more efficient for gear defect detection. Baydar (Baydar et Ball (2000) - Baydar et al. (2001), Baydar et Ball (2001) and Baydar et Ball (2003)) proposed various methods such as the instantaneous power spectrum, Wigner-Ville distribution and the wavelet transform method for local tooth fault detection from vibration and acoustic signals. Yesilyurt (2004) applied the spectrogram and scalogram approach for gearbox fault detection.

Various researches are focused in the understanding of dynamic gears behaviour. Parey et Tandon (2003) give a review of the dynamic modelling of spur gears including defects. The effects of various nonlinearities, such as variable mesh stiffness, mesh damping, gear errors, effect of friction, and backlash, on gear dynamic behaviour have been discussed. Due to instantaneous variations of these effects, gear systems are often characterised by non-linear behaviours.

Randall (1982) classified the vibrations generated by gear meshing as being caused by deviations from the ideal tooth profile producing a vibration signal at the tooth-meshing frequency. These variations in tooth loading generate amplitude modulations and fluctuations in the rotational speed. Non-uniform tooth spacing produces frequency modulation effects and local tooth faults generate additional impulses. Imperfections (errors) in the gear during manufacture will also be a source of vibration. The instantaneous variations of the effects cited above, may be considered as the first steps of degradation of the gear. At this stage, a

modification of the characteristics of dynamics responses may be observed. However, in the early stages of fault development, main frequencies have low amplitudes and can be masked by other vibration sources or buried in background noise.

A large number of statistical metrics have been applied for monitoring gear defects, such as the root mean square, crest factor, kurtosis, FM0, FM4, FM4*, M6, M6A, M6A*, NA4, NA4*, NB4, NB4*...etc. (Samuel et Pines (2005), Lebold et al. (2000) and Sait et Sharaf-Eldeen (2011)). Most of these measures characterize the statistical properties of vibration and give a global view to provide any recognition of localized phenomena. Stevens (1996) noted that these measures are suitable for detection and diagnosis when mechanical faults take the form of impulses which impose periodic pulses of short time duration. However, Feng, Zuo et Chu (2010) noted that these parameters cannot give a perception into the gear dynamic system generating the vibration signals. Wu, Zuo et Parey (2008) used the standard deviation for monitoring tooth cracks of gear, but it has been proven to be ineffective for tooth crack detection.

Therefore, it is interesting to use others techniques as non-linear estimations of parameters which may be a good alternative to monitoring hidden faults in the measured signals. Yan et Gao (2007) give a review of a large number of non-linear parameter identification techniques. Wang et al. (2001) researched the application of some nonlinearity analysis methods, including the pseudo-phase portrait, singular spectrum, and correlation dimension, for monitoring and diagnosis of rotating machinery. Jiang, Chen et Qu (1999) used the correlation dimension for monitoring gearbox. Feng, Zuo et Chu (2010) investigated the irregularity of the gear signal using the regularisation dimensions.

As said before, the effects of various nonlinearities cause a variation in the dynamic behaviour of the gear. As the default develop, more the contact pressure between two mating parts changes. The contact pressure variation results in amplitude and frequency modulations and hence more frequency will appear in the frequency domain with their harmonics and an increase of the noise can be observed. Therefore, the fault progress leads to complexity

(randomness) changes because a variation of the contact pressure between two mating parts. The complexity of a signal increases when more frequency components exist. In other hand, when the defect increases, we observe more frequency components in the signal and we can use the complexity of the signal as a quantitative measurement to evaluate the severity of the defect. The complexity of the signal can be described by : the approximate entropy, (*ApEn*), the sample entropy (*SampEn*) and the Lempel-Ziv Complexity (*LZC*). These parameters are nonlinear parameters which can be used to characterise the regularity of the signal.

The Lempel-Ziv complexity (*LZC*), sample entropy (*SampEn*) and approximate entropy (*ApEn*) thus present alternative tools for signal analysis involving nonlinear dynamics. These methods are becoming more popular and have found wide applications in various disciplines, especially in the field of biomedical engineering. *ApEn* has recently received more attention. Yan et Gao (2007) investigated the application of *ApEn* for the health monitoring of rolling element bearings. He et Zhang (2012a) applied the *ApEn* for monitoring signal of the acoustic emission from defects in rolling element Bearings. Fu et al. (2008) used the *ApEn* method to fault signal analysis in electric power system. Using *ApEn*, Xu, Li et He (2001) detected the looseness of the bearing bushing in turbo generator. In all these work, *ApEn* is used as a nonlinear feature parameter for analysing the vibration signal and effectively identifying the conditions of the mechanical system.

On the other hand, Ruqiang et Gao (2004) investigated the application of Lempel-Ziv complexity (*LZC*) for the health monitoring of rolling element bearings. Wang et al. (2013) compare and analyse quantitative diagnosis methods based on Lempel-Ziv complexity for bearing faults, using continuous wavelet transform (CWT), Empirical Mode Decomposition (EMD) method, and wavelet packet method for decomposition of vibration signal. Kedadouche et al. (2013) combined *LZC* and EMD for early detection of gears cracks.

The use of *SampEn* was introduced by Richman et Moorman (2000) which was the improvement of a previous method namely approximate entropy (*ApEn*). However, Sample Entropy was not often used in monitoring of rotating machine. Wong, Liu et Nandi (2013)

used Sample Entropy for classification of ball bearing faults. Zhang et al. (2010b) used multi-scale Entropy and adaptive neuro-fuzzy inference for bearing fault classification. The sample entropy was discussed and implemented in many areas such as physiological time series analysis (Richman et Moorman (2000)), heart rate variability (Tuzcu et Nas (2005)) and neural respiratory signal (Chen, Solomon et Chon (2004)). Sun, Jou et Wu (2009) proposed a health auxiliary method based on SampEn for lead-acid battery unit. Widodo et al. (2011) proposed intelligent prognostics for battery health based on sample entropy (*SampEn*) features of discharge voltage. The *SampEn* feature can depict degradation condition of battery and represents the health condition of battery.

As illustrated above, *LZC*, *SampEn* and *ApEn* are becoming more and more attractive in the field of detection and fault diagnosis. However, no work has been found to apply *ApEn*, *LZC* or *SampEn* measurement for diagnosis of gear faults. Therefore, in this paper, *ApEn*, *SampEn* and *LZC* are introduced to analyse vibration signals from gear and investigate their efficiency for the defect detection and severity evaluation of gears faults.

A.III.3 Theoretical background

A.III.3.1 Approximate entropy

Consider a time series $S(i), i = 0 \dots N$. Its “regularity” may be measured by *ApEn* in a multiple dimensional space so that series of vectors are constructed and expressed as follows:

$$X(N - m + 1) = \{x(N - m + 1), x(N - m + 2), \dots, x(N)\} \quad (\text{III.1})$$

Each vector is composed of m consecutive and discrete point data of the time series S . The distance between two vectors $X(i)$ and $X(j)$ can be defined as the maximum difference between their respective corresponding elements:

$$d(X(i), X(j)) = \max_{k=1,2,\dots,m} (|x(i+k-1) - x(j+k-1)|) \quad (\text{III.2})$$

where $i = 1, 2, \dots, N-m+1$, $j = 1, 2, \dots, N-m+1$, N is the number of data points contained in the times series.

For each vectors $X(i)$, a measurement that describes the similarity between the vectors $X(i)$ and all other vectors $X(j)$ can be defined as:

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-(m-1)} \sum_{j \neq i} \Theta\{r - d(X(i), X(j))\} \quad (\text{III.3})$$

where

$$\Theta\{x\} = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

The symbol r represents a predetermined tolerance value. $r = k \times std_S$, where k is a positive constant ($k > 0$) and std_S is the standard deviation of the time series S .

A finite time series consisting of N data points is used to estimate the *ApEn* value of the time series, which is defined as:

$$ApEn(m, r, N) = \varnothing^m(r) - \varnothing^{m+1}(r) \quad (\text{III.5})$$

$$\varnothing^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln[C_i^m(r)] \quad (\text{III.6})$$

A.III.3.2 Sample Entropy

Sample Entropy was developed because it has better representation of the entropy in the analysed signals as comparing with the original approximate entropy (*ApEn*) (Richman et Moorman (2000)). The motivation for this method is the classification of complex systems that includes both deterministic and stochastic features from time series with a limited of number data points ((Tuzcu et Nas (2005)). Higher values of Sample Entropy describe more irregularities in the time series.

For a given N total number of data points, we form the $N-m+1$ vectors $X_m(i)$ as:

$$X_m(i) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\},$$

$$i = 1 \text{ to } N-m+1 \quad (\text{III.7})$$

where m is the length of sequences to be compared.

The distance between to such vectors is defined as:

$$d_m(X_m(i), X_m(j)) = \max(|X_m(i+k) - X_m(j+k)|),$$

$$0 \leq k \leq m-1 \quad (\text{III.8})$$

Defining for each $i = 1$ to $N-m+1$, let

$$B_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} v^m(i) \quad (\text{III.9})$$

where r is the tolerance for accepting matrices, and v^m is the number of $d_m(X_m(i), X_m(j))$, for $i \neq j$.

Similarity, we define another function.

$$A_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} w^{m+1}(i) \quad (\text{III.10})$$

where w^{m+1} is the number of $d_{m+1}(X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)) \leq r$ for $i \neq j$.

The symbol r represents a predetermined tolerance value, where k is a positive constant ($k > 0$) and std_s is the standard deviation of the time series.

$$r = k \times std_s \quad (\text{III.11})$$

We can determine the expression of probability matching points:

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (\text{III.12})$$

$$A^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \quad (\text{III.13})$$

where $B^m(r)$ represents the probability that two sequences will match for m points, whereas $A^m(r)$ is the probability that two sequences will match for $m+1$ points. The Sample Entropy is then defined as:

$$\text{Sample Entropy} = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \quad (\text{III.14})$$

A.III.3.3 Complexity analysis

The complexity analysis is based on the Lempel-Ziv definition (Lempel et Ziv (1976)). This approach transforms the analysed signal into a data sequence. To illustrate the procedure, consider a gear vibration signal with a known mean value. A new sequence (S) is reconstructed by comparing the value of each sample of the previous sequence within the mean value. If the value of the sample is larger, it is set to one (1), otherwise to zero (0). Therefore, only two binary symbols are present in the new data sequence. This S is subsequently scanned from its first sample to its end. When a subsequence that is not encountered in the previous scanning process is discovered, the complexity value is increased by one (1). Thus, the Lempel-Ziv complexity reflects the number of all different subsequences contained in the original sequence. Figure-A.III-1 (reproduced from (Ruqiang et Gao (2004))) described the algorithm.

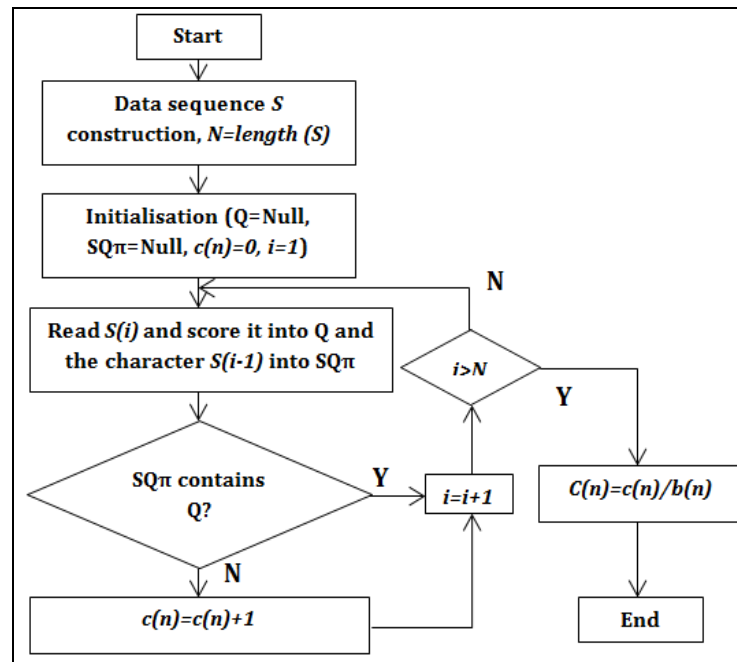


Figure-A.III-1 The Flow chart of LZC algorithm

For generality sake, normalized complexity $C(n)$ is often used to obtain a measure independent of the sequence length.

$$C(n) = c(n) / b(n) \quad (\text{III.15})$$

$$b(n) = N / \log 2(N) \quad (\text{III.16})$$

A.III.3.4 Parameters Selection of *ApEn*, *SampEn* and *LZC* for gear Signals

From above described algorithm of *ApEn* and *SampEn*, it can be seen that the calculated *ApEn* and *SampEn* values depend on two parameters which are the embedded dimension m and the tolerance r . However, no guideline exists for optimizing their values. In order to simulate the vibratory signals of gearbox, a gear multiplicative model whose the meshing is modulated in amplitude has been used. The gear model as defined in ((El Badaoui, 1999)) is used:

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} S_{r1}(t - m\tau_{r1}) + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} S_{r2}(t - m\tau_{r2}) + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} S_e(t - n\tau_e) \cdot \left(1 + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} S_{r1}(t - m\tau_{r1}) \right) \quad (\text{III.17})$$

where τ_e , τ_{r1} and τ_{r2} represent the meshing period and the rotational periods. $S_e(t)$, $S_{r1}(t)$ and $S_{r2}(t)$ represents the meshing signal and its modulation.

Table-A.III-1 gives the parameters simulation of the model described in equation (III.17).

Figure-A.III-2 and Figure-A.III-3 represent the simulated signal and its spectrum, respectively.

For a given dimension m , the key step of the *ApEn* algorithm is to calculate the distance between two vectors and to count the number of distance less than r (where $r = k * \text{standard deviation of the time series}$), as discussed in (Yan et Gao (2007)).

Table-A.III-1 Geared system data of the simulated signal

	Frequency (Hz)	Amplitude
Pinion: Number of teeth=20	15	0.15
Gear: Number of teeth=21	14.28	0.15
Gear mesh: The First Harmonic	300	1
Gear mesh: The Second Harmonic	600	0.6
Gear mesh: The Third Harmonic	900	0.3

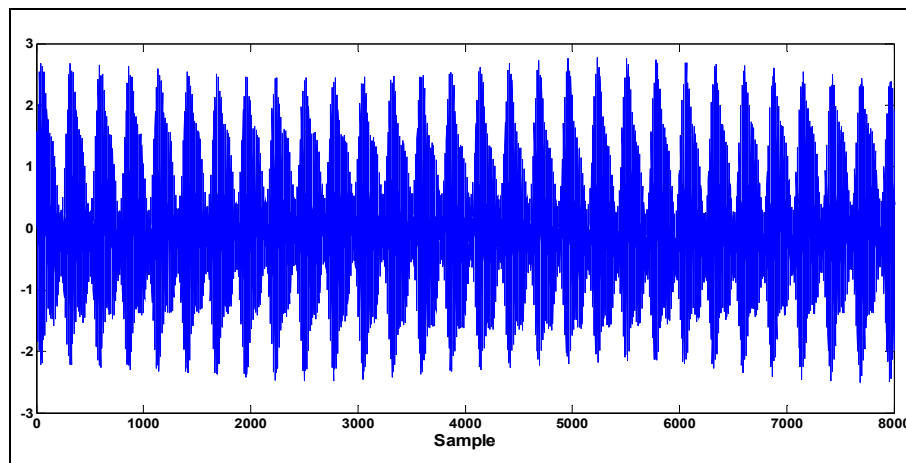


Figure-A.III-2 The simulated signal

The selections of k and m are based on a convergence analysis (Yan et Gao (2007), . Fu et al. (2008), Xu, Li et He (2001), Ruqiang and Gao (2004), He and Zhang (2012)). The choice of m and k depends on the nature of the time series treated. The best parameters to be chosen are those who present little fluctuation or in other hands a good reproducibility.

From Figure-A.III-4, it can be seen that, when $m=1$, $ApEn$ has poorest convergence property (a big fluctuation). With m increasing (more than 2), the convergence property of $ApEn$ becomes better for k greater than 0.4.

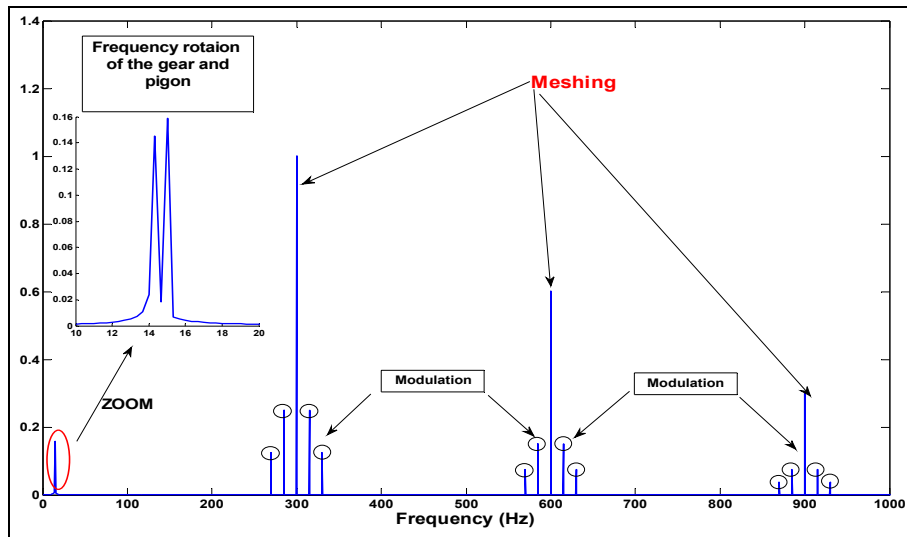
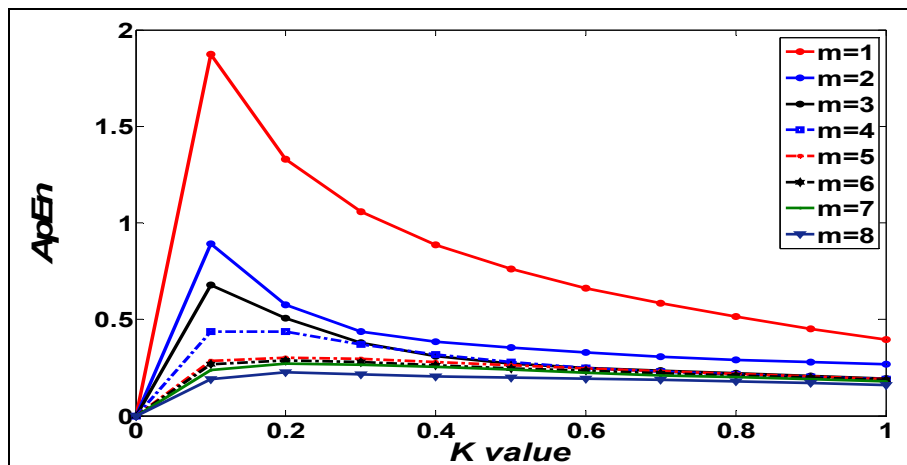


Figure-A.III-3 Spectrum of the simulated signal

Figure-A.III-4 The calculated $ApEn$ values by different parameters.(K value and m).

Like $ApEn$, sample entropy ($SampEn$) depends on the two parameters m and k . Therefore, the determination of these two parameters is critical. The same procedure was undertaken for the selection of k and m . The same characteristic was obtained as $ApEn$. From Figure-A.III-5 we can see that for $m=2$, the $SampEn$ presents a good convergence when k is greater than 0.5.

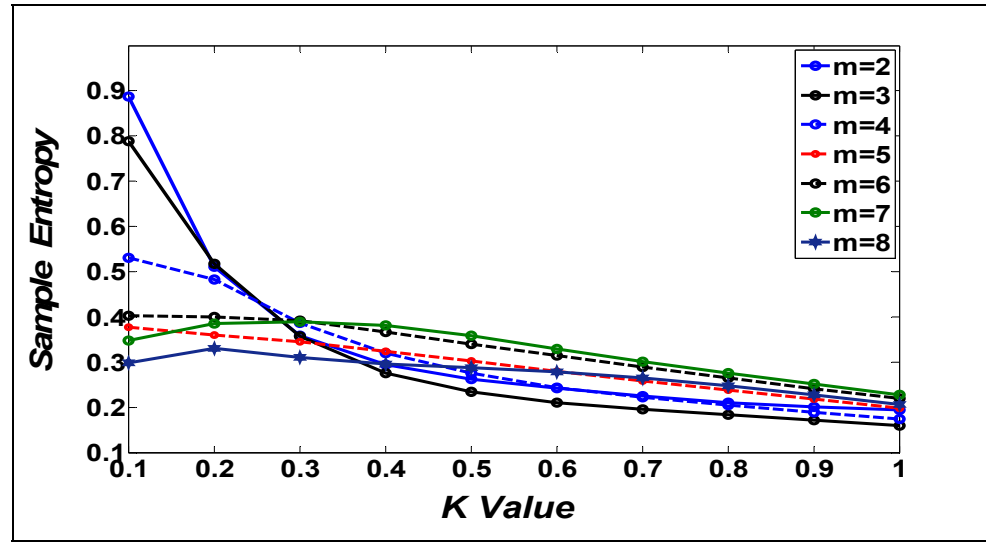


Figure-A.III-5 The calculated Sample Entropy values by different parameters.(*K* value and *m*).

However, a larger *m* will lead to much higher computational cost. Actually, when *m*=2, the convergence property of *ApEn* and *SampEn* is already good enough. Of course, the *k* value should also be a compromise to avoid losing much detailed system information. By this investigation, *m*=2 and *K* value = 0.5 times the standard deviation are selected for the *ApEn* and *SampEn* calculation of the vibration signal in this paper.

The relationship between the *ApEn*, *SampEn* and *LZC* value and the data length is illustrated in Figure-A.III-6., Figure-A.III-7 and Figure-A.III-8, seven simulated signals are comparatively displayed under sampling rates of 4, 8, 12, 16, 20 and 24 kHz, respectively. It is seen, in three cases (*ApEn*, *SampEn* and *LZC*), that when the data length is greater than 5000 points, the variation of *ApEn*, *SampEn* and *LZC* with respect to each frequency sampling rate become insignificant.

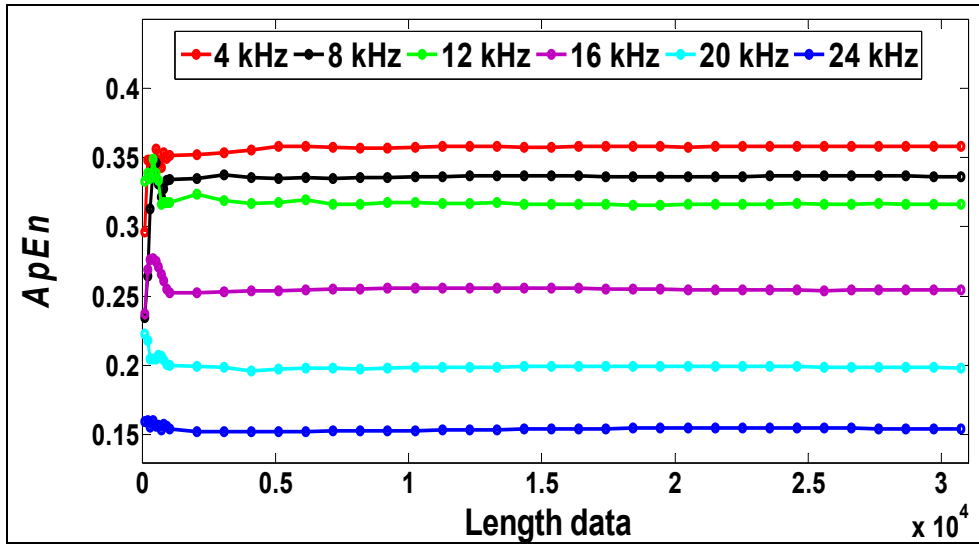


Figure-A.III-6 The calculated $ApEn$ values by different parameters. (Length of the data and the sample frequency)

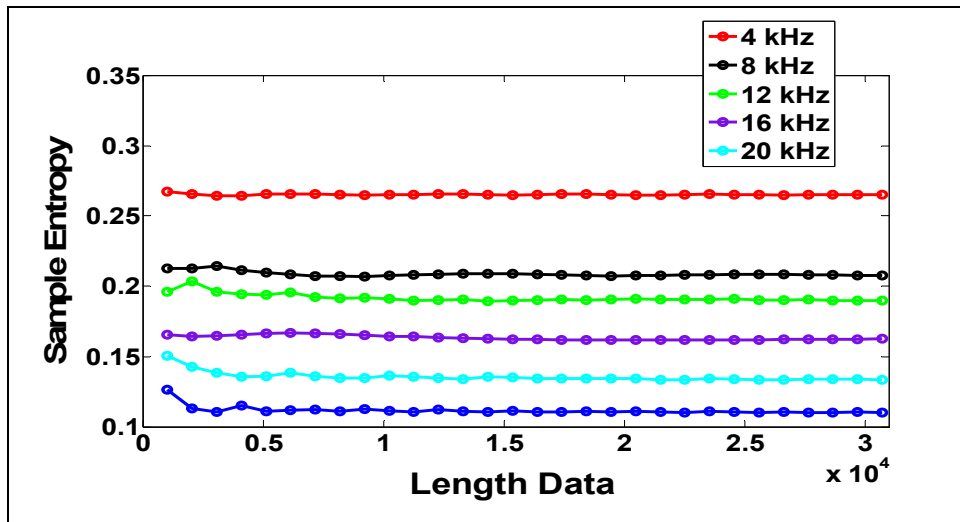


Figure-A.III-7 The calculated $SampEn$ values by different parameters. (Length of the data and the sample frequency)

However, the sampling frequency and the data length are linked. So we must take consideration of the component defining the signal. The sample frequency must be more than 2 times the highest frequency presented in the signal, for Shannon respect. In our case, the sample frequency must be greater than 2 time the third meshing frequency (900 Hz).

The simulation was conducted with F_s greater than 4 kHz which is enough sufficient. In other hands, for a better detection of the modulations, we must choose a good resolution frequency which is defined by $\Delta H = F_s / \text{length}(\text{signal})$. For the simulated signal, the modulations are about $\pm 15\text{Hz}$. So, a frequency resolution of 1 Hz is enough. This means that the minimum length of data to be analysed is equal to the sample frequency (4000 Hz).

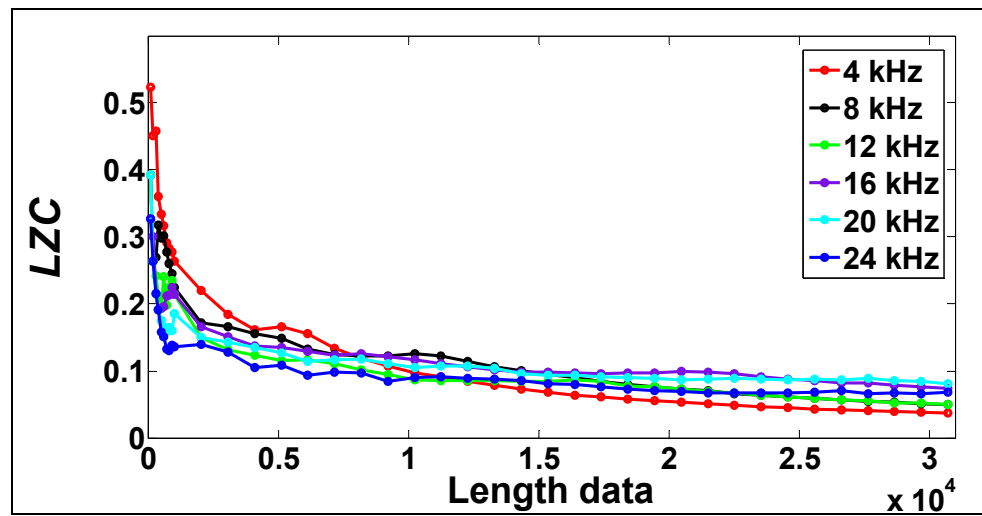


Figure-A.III-8 The calculated LZC values by different parameters. (Length of the data and the sample frequency)

Figure-A.III-9 shows a comparison of computing time between LZC , $ApEn$ and $SampEn$.

It is clear that the LZC is the best method for time computing. The Sample Entropy algorithm is simpler than the $ApEn$ algorithm, requiring approximately one-half time to calculate.

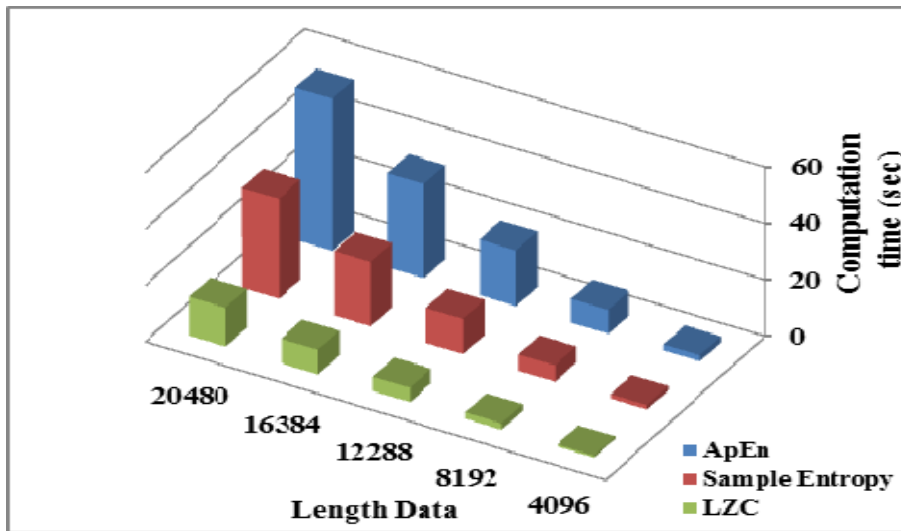


Figure-A.III-9 Time Computation of both *LZC* and *ApEn* for different length of data

A.III.3.5 Influence of noise

It is well known that a white noise contains most abundant frequency components compared with other kinds of signal. If a signal is contaminated by a white noise, calculated *ApEn*, *SampEn* and *LZC* values will also be. Using the simulated signal, the *ApEn*, *SampEn* and *LZC* values corresponding to different SNRs are calculated, as listed in Table-A.III-2.

Table-A.III-2 *ApEn*, *SampEn* and *LZC* for different SNR of gear signals

Cases	<i>ApEn</i>	<i>LZC</i>	<i>SampEn</i>
The simulated signal	0.3529	0.1294	0.2644
SNR= 80 dB	0.3547	0.1364	0.2656
SNR=60dB	0.3648	0.1692	0.2765
SNR=40 dB	0.4495	0.3056	0.3500
SNR=0 dB	1.3163	0.8909	1.2190

It may be noticed that the *ApEn*, *SampEn* and *LZC* values increase as the SNR decreases, which corresponds to a degradation of the data quality. As discussed in (Yan and Gao (2007)), the working condition of machine system deteriorates due to the initiation and/or propagation of the defects. The number of frequency components contained in the signal will increase and the SNR decrease, resulting in a decrease in its regularity. This allows a decrease of its *ApEn*, *SampEn* and *LZC* values. The simulation results listed in Table-A.III-2 confirms that the *ApEn*, *SampEn* and *LZC* value provides a quantitative measurement for characterising a dynamic signal which can be represented by the deterioration of a machine's health condition.

From Table-A.III-2, it can be seen that *ApEn* and *SampEn* are very sensitive to large noises; however, *ApEn* and *SampEn* are nearly unaffected by the noise which stay low. Otherwise, we can say that the *LZC* is more sensitive to noise than *ApEn* and *SampEn*.

A.III.4 Experimental study

The recordings of vibration signal were carried out at CETIM, France on a gear system with a train of gearing, with a ratio of 20/21 functioning continuously until its destruction. The sample frequency is equal to 20 kHz. Table-A.III-3 gives the details of the gear test rig parameters. The test duration was 13 days with a daily mechanical appraisal; measurements were collected every 24 h except at the first day. Table-A.III-4 gives a description of the state of the gear at each 24 h. Figure-A.III-10 presents some picture of the chipping observed in day 11 and 12. The acceleration signals for days 2, 5, 7, 9, 10 and 12 are shown in Figure-A.III-17.

Parey et al. (2006) use the same signal for their own researches. In time domain, a multitude of indicators exist, more or less efficient for the observation of certain failures. The most commonly used indicators are scalars from time analysis described by the equations below:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (\text{III.18})$$

$$Peak = \sup_{1 \leq i \leq N} |x_i| \quad (\text{III.19})$$

$$CF = \frac{Peak}{RMS} \quad (\text{III.20})$$

$$K_factor = Peak \times RMS \quad (\text{III.21})$$

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (\text{III.22})$$

$$Skewness = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (\text{III.23})$$

Table-A.III-3 Geared system data

Parameter	Pinion	Gear
Number of tooth	20	21
Speed(rpm)	1000	952.38
Drive torque (Nm)	200	
Face width (m)	0.015	0.03
Module (m)	0.01	0.01
Pressure angle	20°	20°
Addendum coefficient	1.0	1.0
Dedendum coefficient	1.4	1.4

The RMS, Peak, Kurtosis, Crest Factor, K Factor and Skewness of the experimental signal were considered and calculated from day 2 to 13 (on day 1 no signal was taken).

The evolutions of these descriptors are displayed in Figure-A.III-11 to -A.III-16. It can be seen that the all indicators increase greatly after the day 11. After the day 11 the signal becomes impulsive. The Crest Factor (CF) observes a little growth after the day 9 (17% of evolution compared to day 9).

Table-A.III-4 Daily mechanical appraisal

Day	Observation
1	No acquisition
2	No anomaly
3	No anomaly
4	// //
5	// //
6	// //
7	Chipping teeth 1/2
8	No evolution
9	Tooth 1/2 : no evolution; Tooth 15/16: start chipping
10	Evolution of the chipping of the teeth 15/16
11	// //
12	// //
13	Chipping across the full width of the tooth

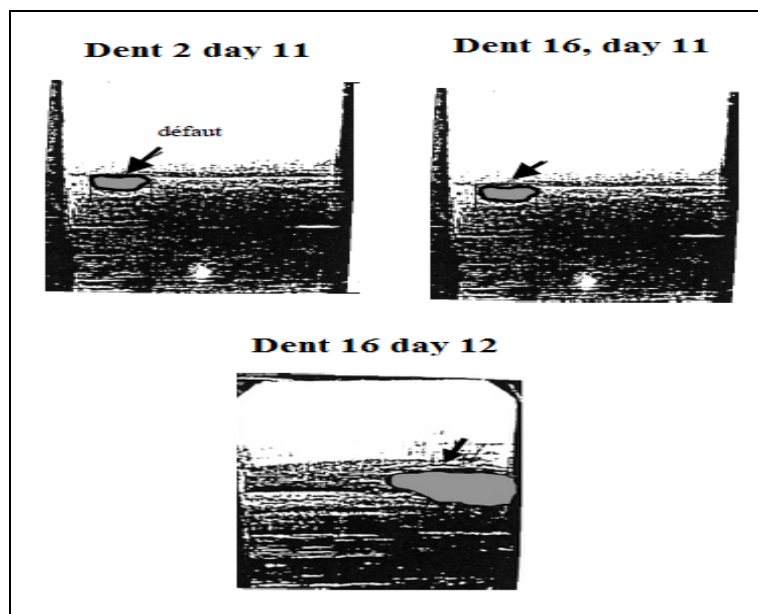
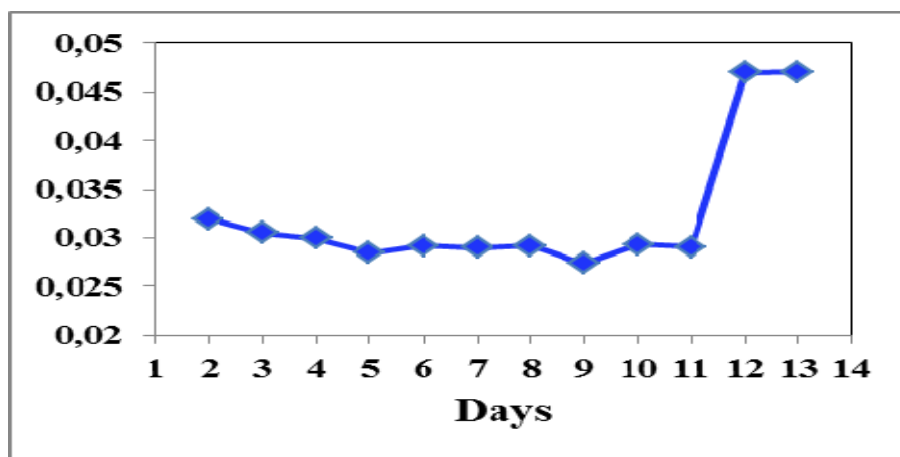


Figure-A.III-10 Evolution of the chipping

Figure-A.III-11 RMS (m/s²) Value during the test for all days

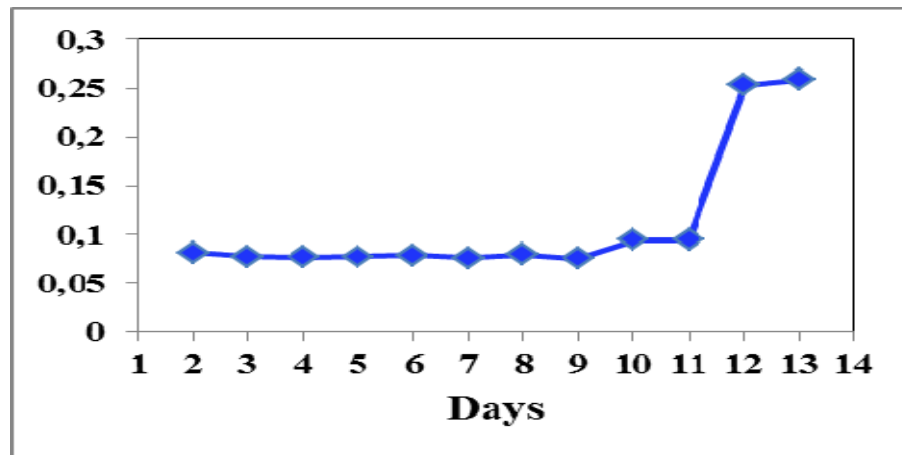


Figure-A.III-12 *Peak* (m/s²) Value during the test for all days

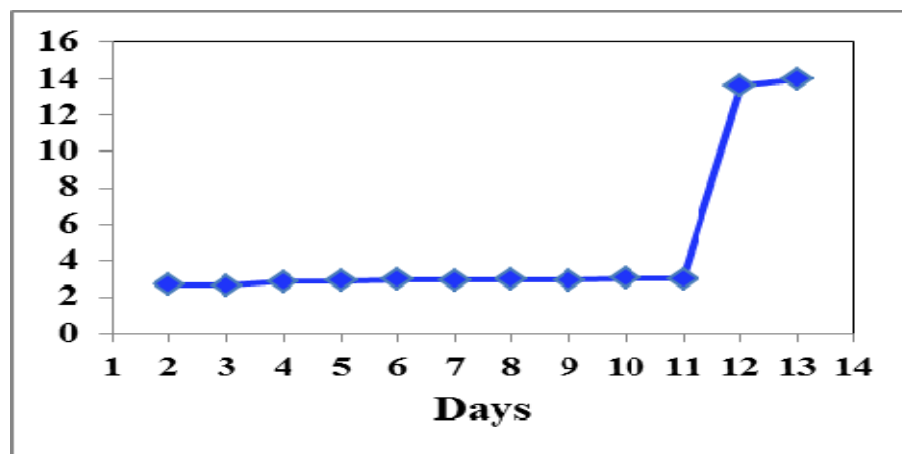


Figure-A.III-13 *Kurtosis* Value during the test for all days

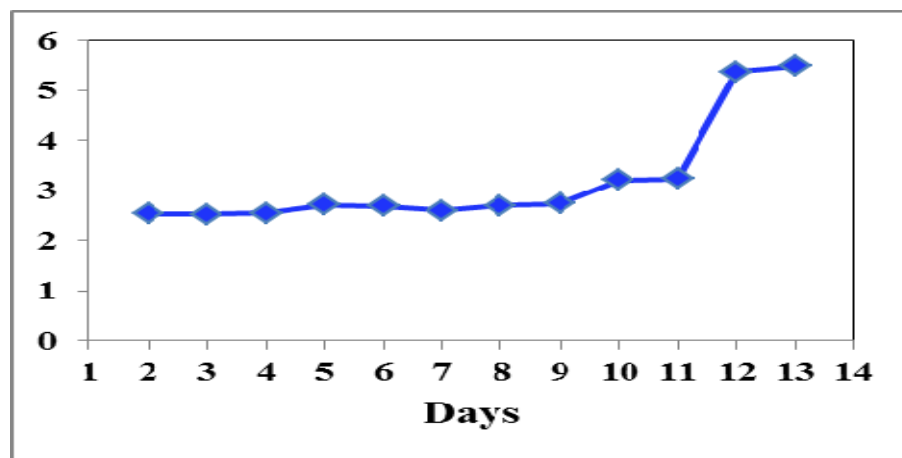
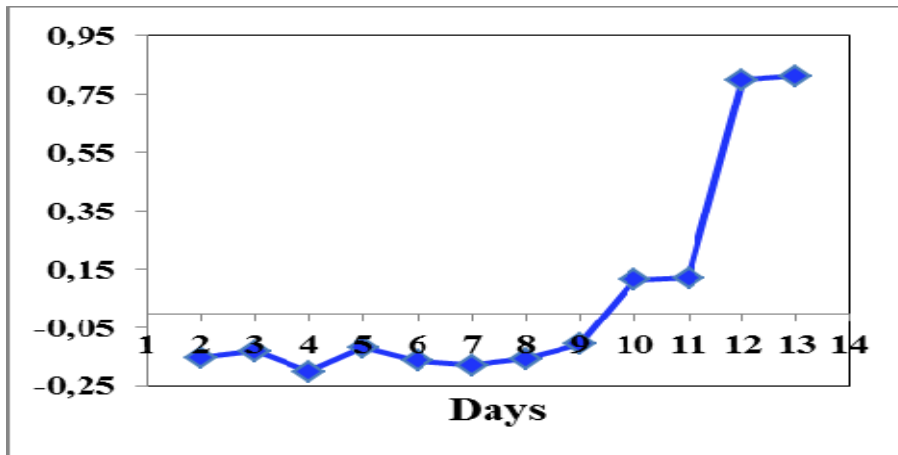
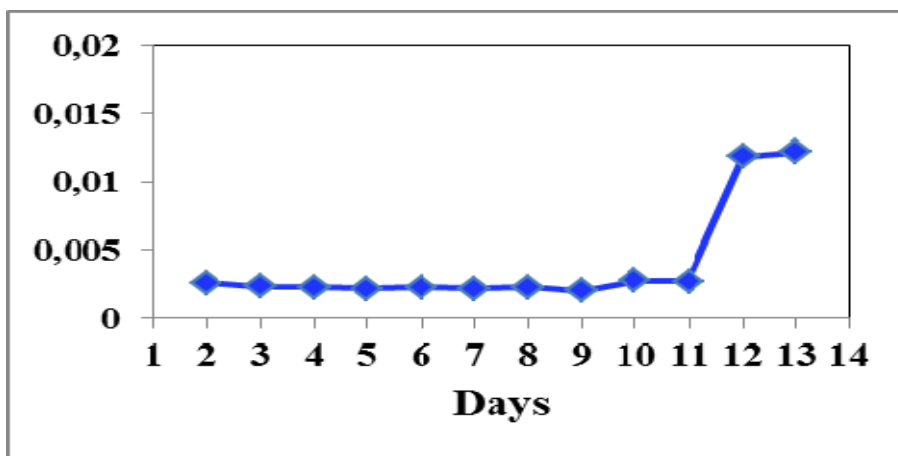


Figure-A.III-14 *Crest Factor* Value during the test for all days

Figure-A.III-15 *Skewness* Value during the test for all daysFigure-A.III-16 *K_factor* Value during the test for all days

The same observations were observed for the Peak Value (26%), the K Factor (35%) and the Skewness (20%). This is due to the evolution of the chipping of the teeth 15/16 observed in the day 9. A visual chipping was observed in the day 7. The time indicators are only able to detect the deterioration after the day 9. Consequently, the classical time domains are ineffective for early detection of gear defects.

The values of *ApEn* and *SampEn* are plotted in Figure-A.III-18. The *ApEn* method doesn't present a significant increase except at the Day 12. So the characteristic *ApEn* seems to have equivalent performance as the classic Kurtosis. After the day 11, the *ApEn* decreases significantly. This is due to the fact that the signal becomes impulsive and the SNR becomes

higher as explained in section 2. The *SampEn* presents the same evolution as *ApEn*, but it presents a higher value after the day 11 than *ApEn*. On the other hand, as explained exhibited in Figure-A.III-9, the *SampEn* algorithm requires approximately one-half time to calculate than *ApEn*. So it is preferable to use the *SampEn* than *ApEn*.

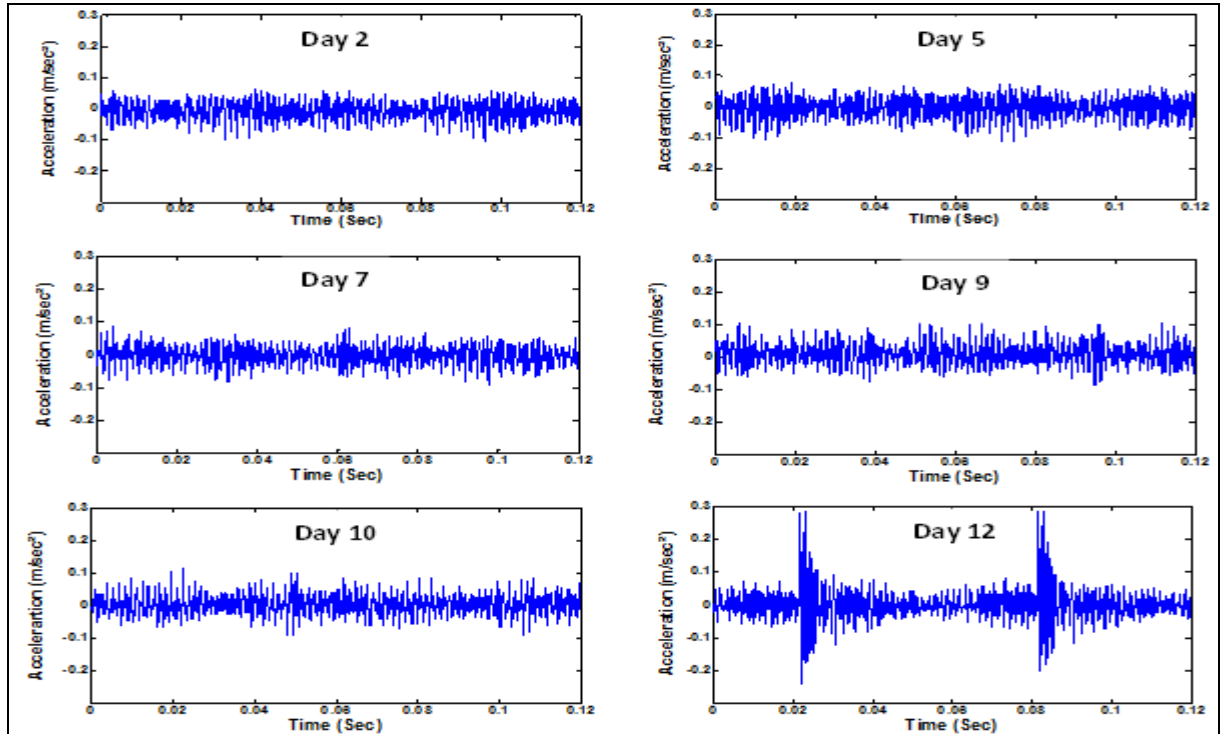


Figure-A.III-17 Evolution of acceleration signal with wear

The *LZC* for all signal are plotted in Figure-A.III-19. The *LZC* shows a significant increase after the day 4, revealing a clear anomaly due to gear wears. Table-A.III-4 showed that the cheeping was observed clearly on the Day 7. That means that the beginning of the processes of the degradation was inevitably initiated before Day 7. Figure-A.III-20 compares the spectrum evolution between days 4 and 5. An increase of the amplitude at day 5 may be clearly noticed as compared with the day 4. Effectively, this day presents the beginning of the degradation due to wear. According to *LZC* measurements, the beginning of the chipping was in fact initiated at the day 5. This initiation is characterised by the growth of the frequency components related to the meshing. Consequently, these results show that *LZC*

measurement is better than approximate entropy and sample entropy for early detection of the gear defects, in this history case.

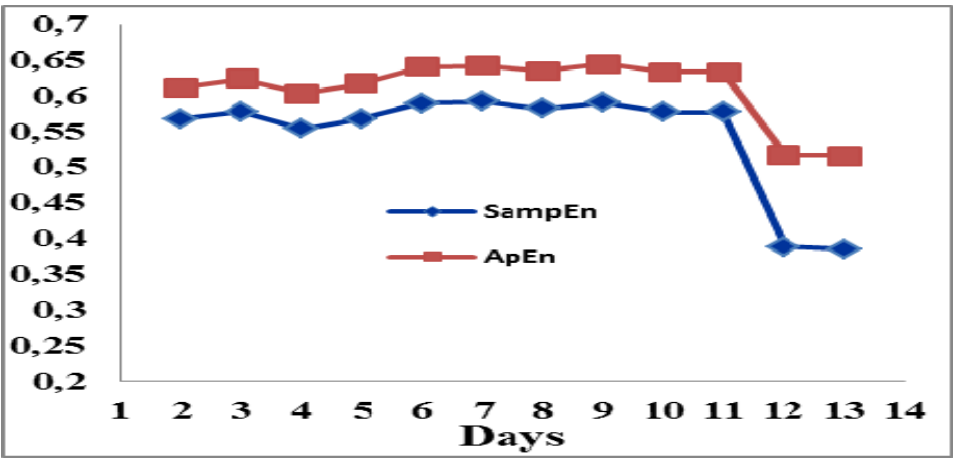


Figure-A.III-18 *ApEn* and *SampEn* Value during the test for all days

Figure-A.III-21 presents both the kurtosis and *LZC* of all days. The Kurtosis is reported in the abscise X and the *LZC* on Y. It can be seen that this plot divides the twelve days into three regions.

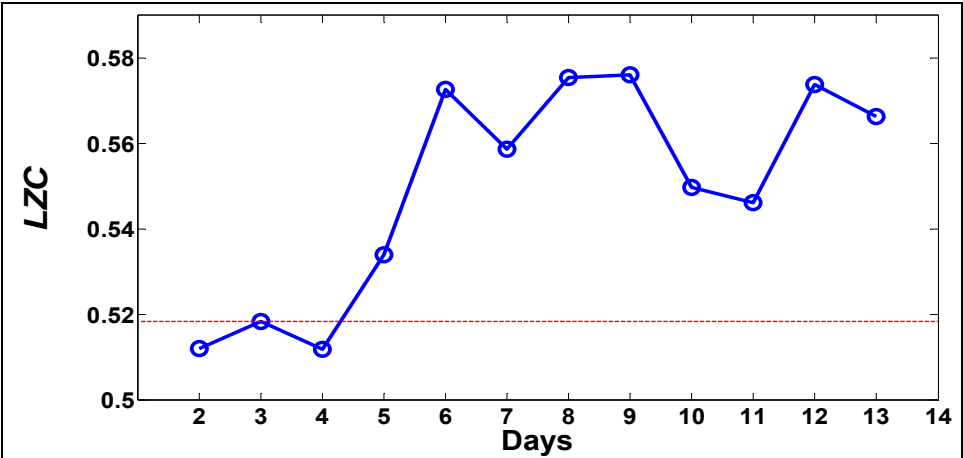


Figure-A.III-19 *LZC* Value during the test for all days

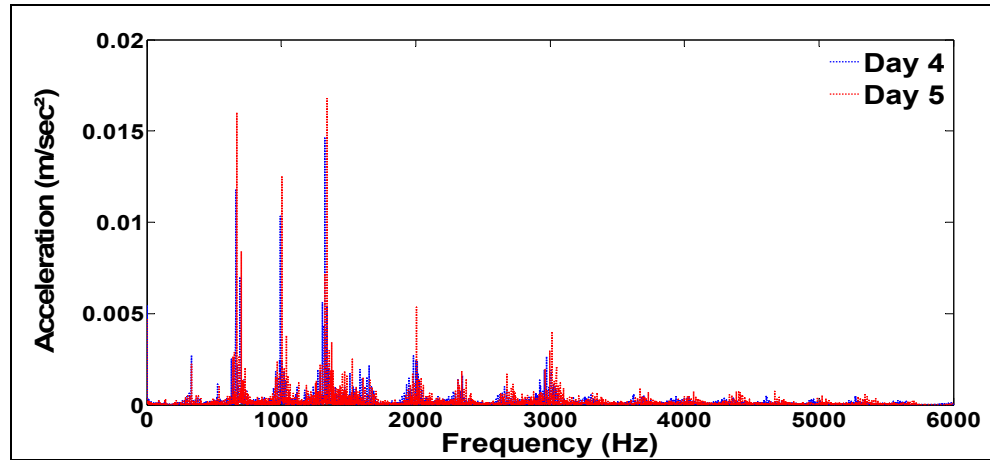


Figure-A.III-20 Spectrum of the experimental signal

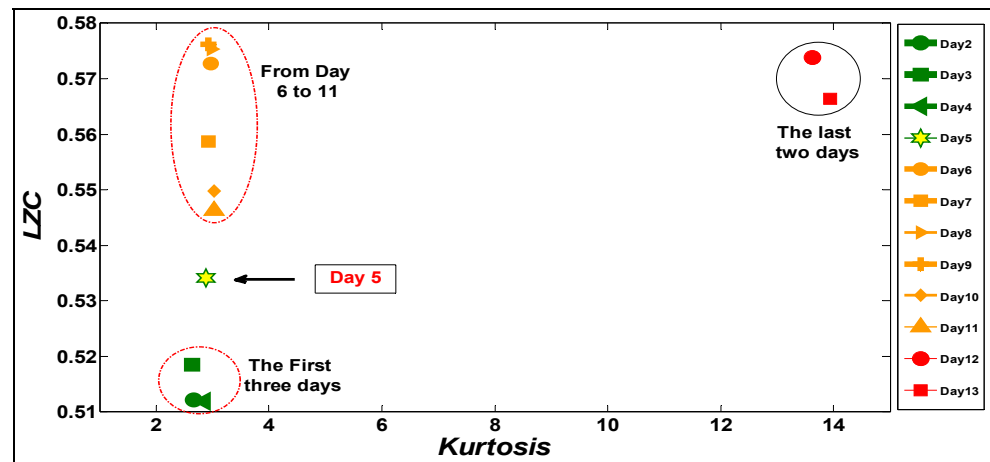


Figure-A.III-21 Kurtosis versus LZW Value during the test for all days

The first region contains the three first days (Day 2, Day 3 and Day 4). The second enclose all days from 6 to 11. The second region is separated from the first by the day 5. The day 5 present the change in the characteristics of the gear signal. The last region is marked by an increase of the *Kurtosis* and the *LZW* stays in the same level as the second region. At this stage, the signal becomes impulsive and the gear is damaged. Using this representation we can easily distinguish the different steps of the process of the degradation. This representation gives both information on the impulsiveness of the signal and on the effect of the number of frequency components and noise into the signal. Consequently, this representation combining *Kurtosis* and *LZW* may be used as an efficient tool for early detection of faults.

A.III.5 Conclusion

This paper introduces *ApEn*, *SampEn* and *LZC* metrics to analyse the vibration signal recorded from defected gears. With respect to gear signals, the parameter selection of *ApEn* and *SampEn* was investigated and the results show that $m = 2$ and $K \text{ value} = 0.5$ times the standard deviation were suitable and a good compromise for the *ApEn* and *SampEn* calculation. In addition, the influence of white noise on the *ApEn*, *SampEn* and *LZC* calculation was also investigated. The results show that *ApEn* and *SampEn* is nearly unaffected by the noise when staying at a small level. However, *ApEn* and *SampEn* are very sensitive to the noise at high levels. The *LZC* is more sensitive to noise as compared with *ApEn*. An experimental study was conducted to evaluate the effectiveness of these parameters. The results show that Sample Entropy is better than approximate entropy. However, the *LZC* can detect the defect of the gears earlier than *SampEn* and *ApEn*. The classical time indicators seem to be ineffective for early detection compared to *LZC*. The representation in a plan (Kurtosis, *LZC*) is proposed as a new tool for effectively monitoring gear defects. Although experimental results look promising, the proposed vibration methodology has to be tested on the other test rig also. This research is thus being continued to analyze vibration signals from different defect types and on different types of gears, to systematically validate the efficiency of this technique.

A.III.6 Acknowledgments

The financial support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada, Pratt & Whitney Canada and CETIM which provided the experimental results are gratefully acknowledged.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Al-Balushi, Khamis R., A. Addali, B. Charnley et D. Mba. 2010. « Energy index technique for detection of acoustic emissions associated with incipient bearing failures ». *Applied Acoustics*, vol. 71, n° 9, p. 812-821.
- Al-Dossary, Saad, R. I. Raja Hamzah et D. Mba. 2009. « Observations of changes in acoustic emission waveform for varying seeded defect sizes in a rolling element bearing ». *Applied Acoustics*, vol. 70, n° 1, p. 58-81.
- Al-Ghamd, Abdullah M., et David Mba. 2006. « A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° 7, p. 1537-1571.
- Al-Ghamdi, A. M., P. Cole, R. Such et D. Mba. 2004. « Estimation of bearing defect size with acoustic emission ». *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 46, n° 12, p. 758-61.
- Al-Ghamdi, Abdullah M., et David Mba. 2006. « A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° 7, p. 1537-1571.
- Altmann, J., et J. Mathew. 2001. « Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 5, p. 963-977.
- Anbo, Ming, Qin Zhaoye, Zhang Wei et Chu Fulei. 2013. « Spalling Size Evaluation of Rolling Element Bearing Using Acoustic Emission ». *Key Engineering Materials*, vol. 569-570, p. 497-504.
- Antoni, Jérôme. 2007a. « Cyclic spectral analysis in practice ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 597-630.
- Antoni, Jérôme. 2007b. « Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: Facts and fictions ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 304, n° 3-5, p. 497-529.
- Antoni, Jérôme. 2007c. « Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 1, p. 108-124.
- Antoni, Jérôme. 2009. « Cyclostationarity by examples ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n° 4, p. 987-1036.

- Antoni, Jérôme, Frédérique. Bonnardot, A. Raad et M. El Badaoui. 2004. « Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 6, p. 1285-1314.
- Antoni, Jérôme, et R. B. Randall. 2006. « The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° 2, p. 308-331.
- Barszcz, Tomasz, et Adam JabŁoński. 2011. « A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 1, p. 431-451.
- Baydar, N., et A. Ball. 2000. « Detection of gear deterioration under varying load conditions by using the instantaneous power spectrum ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 14, n° 6, p. 907-921.
- Baydar, N., et A. Ball. 2003. « Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 17, n° 4, p. 787-804.
- Baydar, N., Q. Chen, A. Ball et U. Kruger. 2001. « Detection of incipient tooth defect in helical gears using multivariate statistics ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 2, p. 303-321.
- Baydar, Naim, et Andrew Ball. 2001. « A comparative study of acoustic and vibration signals in detection of gear failures using wigner–ville distribution ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 6, p. 1091-1107.
- Berry. 1991. « How to track rolling bearing health with vibration signature analysis, , ». *Sound and Vibration*, p. 24-35.
- Bin, G. F., J. J. Gao, X. J. Li et B. S. Dhillon. 2012. « 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, n° 0, p. 696-711.
- Bonnardot, Frédéric, R. B. Randall et François Guillet. 2005. « Extraction of second-order cyclostationary sources—Application to vibration analysis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 6, p. 1230-1244.
- Boustany, Roger, et Jérôme Antoni. 2005. « A subspace method for the blind extraction of a cyclostationary source: Application to rolling element bearing diagnostics ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 6, p. 1245-1259.

- Boustany, Roger, et Jérôme Antoni. 2008. « Blind extraction of a cyclostationary signal using reduced-rank cyclic regression—A unifying approach ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, n° 3, p. 520-541.
- Bozchalooi, I Soltani, et Ming Liang. 2010. « Teager energy operator for multi-modulation extraction and its application for gearbox fault detection ». *Smart Materials and Structures*, vol. 19, n° 7, p. 075008.
- Canada, Bureau de la sécurité des transport de. 2007. *Défaillance du réducteur et perte de puissance de l'hélicoptère bell 212 c-gpwx exploité par pacific western helicopters à prince george (colombie-britannique)*. RAPPORT D'ENQUÊTE AÉRONAUTIQUE A07P0123.
- Canada, Bureau de la sécurité des transport de. 2011. *Déraillement en voie principale du train de marchandises no 220-24 exploité par le chemin de fer canadien pacifique au point milliaire 105,1 de la subdivision mactier à buckskin (ontario)*. RAPPORT D'ENQUÊTE FERROVIAIRE R11T0016, 26 p.
- Capdessus, C., M. Sidahmed et J. L. Lacoume. 2000. « Cyclostationary processes: application in gear faults early diagnosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 14, n° 3, p. 371-385.
- Chang, Kang-Ming, et Shing-Hong Liu. 2011. « Gaussian Noise Filtering from ECG by Wiener Filter and Ensemble Empirical Mode Decomposition ». *Journal of Signal Processing Systems*, vol. 64, n° 2, p. 249-264.
- Chen, Bin, Zhaoli Yan et Wei Chen. 2014. « Defect Detection for Wheel-Bearings with Time-Spectral Kurtosis and Entropy ». *Entropy*, vol. 16, n° 1, p. 607-626.
- Chen, Xinnian, I Solomon et K Chon. 2004. « Comparison of the use of approximate entropy and sample entropy: applications to neural respiratory signal ». In *Conference proceedings:... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*. Vol. 4, p. 4212-4215.
- Chiementin, X., D. Mba, B. Charnley, S. Lignon et J. P. Dron. 2010a. « Effect of the Denoising on Acoustic Emission Signals ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 132, n° 3, p. 031009-031009.
- Chiementin, X., D. Mba, B. Charnley, S. Lignon et J. P. Dron. 2010b. « Effect of the denoising on acoustic emission signals ». *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, vol. 132, n° 3, p. 0310091-0310099.

- Choudhury, A., et N. Tandon. 2000. « Application of acoustic emission technique for the detection of defects in rolling element bearings ». *Tribology International*, vol. 33, n° 1, p. 39-45.
- Chung, T Y Wu and Y L. 2009. « Misalignment diagnosis of rotating machinery through vibration analysis via the hybrid EEMD and EMD approach ». *Smart Materials and Structures* vol. 18 n° 9.
- Dadouche, Azzedine, Aida Rezaei, Viresh Wickramasinghe, Waldemar Dmochowski, Jeff W. Bird et Fred Nitzsche. 2008. « Sensitivity of Air-Coupled Ultrasound and Eddy Current Sensors to Bearing Fault Detection ». *Tribology Transactions*, vol. 51, n° 3, p. 310-323.
- Deshun, Liao Chuanjun Li Xuejun Liu. 2009. « Application of reassigned wavelet scalogram in feature extraction based on acoustic mission signal ». *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 2, p. 048.
- Eftekharnajad, B., M. R. Carrasco, B. Charnley et D. Mba. 2011. « The application of spectral kurtosis on Acoustic Emission and vibrations from a defective bearing ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 1, p. 266-284.
- El-Thalji, Idriss, et Erkki Jantunen. 2015. « A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, n° 0.
- El Badaoui, Mohammed. 1999. « Contribution of vibratory diagnostic of gearbox by Cepstral analysis ». Jean Monnet University of St Etienne (FR), 141 p.
- El Badaoui, Mohamed, François. Guillet et J. Danière. 2004. « New applications of the real cepstrum to gear signals, including definition of a robust fault indicator ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 5, p. 1031-1046.
- Elforjani, M., et D. Mba. 2010. « Accelerated natural fault diagnosis in slow speed bearings with Acoustic Emission ». *Engineering Fracture Mechanics*, vol. 77, n° 1, p. 112-127.
- Endo, H., et R. B. Randall. 2007. « Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 906-919.
- Endo H., Randall R.B. 2007. « Application of a minimum entropy deconvolution filter to enhance Autoregressive model based gear tooth fault detection technique ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, p. 906-919.

- Feng, Xiaoliang, Guofeng Wang, Xuda Qin et Chang Liu. 2012a. « Comparison of Acoustic Emission With Vibration for Fault Diagnosis of The Bearing ». *Applied Mechanics and Materials*, vol. 141, p. 539-43.
- Feng, Zhipeng, Ming Liang, Yi Zhang et Shumin Hou. 2012b. « Fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on ensemble empirical mode decomposition and energy separation ». *Renewable Energy*, vol. 47, n° 0, p. 112-126.
- Feng, Zhipeng, Ming J. Zuo et Fulei Chu. 2010. « Application of regularization dimension to gear damage assessment ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, n° 4, p. 1081-1098.
- Fu, Ling, Zheng-you He, Rui-kun Mai et Qing-quan Qian. 2008. « Application of approximate entropy to fault signal analysis in electric power system ». *Proceedings of the CSEE*, vol. 28, n° 28, p. 68-73.
- Gao, Q., C. Duan, H. Fan et Q. Meng. 2008. « Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, n° 5, p. 1072-1081.
- Gilles, J. 2013. « Empirical Wavelet Transform ». *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 61, n° 16, p. 3999-4010.
- Gluzman, D. 2000. « The use of log scales to analyse bearing failures ». *Vibrations*, vol. 16, n° 3, p. 3-5.
- Guo, Wei, et Peter W. Tse. 2013. « A novel signal compression method based on optimal ensemble empirical mode decomposition for bearing vibration signals ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 332, n° 2, p. 423-441.
- Guo, Wei, Peter W. Tse et Alexandar Djordjevich. 2012. « Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition ». *Measurement*, vol. 45, n° 5, p. 1308-1322.
- Guskov, Mikhail. 2007. « Dynamique non-linéaire des systèmes multi-rotors : études numérique et expérimentale ». Ecole Centrale de Lyon.
- Hao, Rujiang, Zhipeng Feng et Fulei Chu. 2009. « Defects diagnosis of bearing by means of acoustic emission and continuous wavelet transform ». *Key Engineering Materials*, vol. 413-414, p. 651-657.
- Hawman, M. W., et W. S. Galinaitis. 1988. « Acoustic emission monitoring of rolling element bearings ». In *Ultrasonics Symposium, 1988. Proceedings., IEEE 1988*. (2-5 Oct 1988), p. 885-889 vol.2.

- He, Yongyong, et Xinming Zhang. 2012a. « Approximate entropy analysis of the acoustic emission from defects in rolling element bearings ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 134, n° 6, p. 061012.
- He, Yongyong, et Xinming Zhang. 2012b. « Approximate entropy analysis of the acoustic emission from defects in rolling element bearings ». *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, vol. 134, n° 6.
- He, Yongyong, Xinming Zhang et M. I. Friswell. 2010. « Observation of time-frequency characteristics of the acoustic emission from defects in rolling element bearings ». *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 52, n° 8, p. 412-418.
- He, Yongyong, Xinming Zhang et Michael I. Friswell. 2009a. « Defect Diagnosis for Rolling Element Bearings Using Acoustic Emission ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 131, n° 6, p. 061012-061012.
- He, Yongyong, Xinming Zhang et Michael I. Friswell. 2009b. « Defect diagnosis for rolling element bearings using acoustic emission ». *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, vol. 131, n° 6, p. 0610121-06101210.
- Holroyd, T.J. . 1993. « Acoustic emission monitoring of slow moving bearings. ». In *Proceedings of COMADEM*. (University of West of England,), sous la dir. de Bristol.
- Hong Fang, Yuan, Wang Peng et Wang Hua Qing. 2011. « Application of Acoustic Emission on Fault Diagnosis of Rolling Element Bearing ». *Advanced Materials Research*, vol. 199-200, p. 895-8.
- Hou, Thomas Y., et Zuoqiang Shi. 2011. « Adaptive data analysis via sparse time-frequency representation ». *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 03, n° 01n02, p. 1-28.
- Hua Qing, Wang, Guo Yong Wei, Yang Jian Feng, Song Liu Yang, Pan Jia, Chen Peng et Yuan Hong Fang. 2011a. « Fault Diagnosis Based on Acoustic Emission Signal for Low Speed Rolling Element Bearing ». *Advanced Materials Research*, vol. 199-200, p. 1020-3.
- Hua Qing, Wang, Guo Yong Wei, Gao Jin Ji et Wang Feng. 2011b. « Fault Diagnosis based on Wavelet Analysis for Bearings under Low Rotating Speed ». *Advanced Materials Research*, vol. 291-294, n° 3, p. 2006-9.
- Huang, Norden E., Zheng Shen, Steven R. Long, Manli C. Wu, Hsing H. Shih, Qunan Zheng, Nai-Chyuan Yen, Chi Chao Tung et Henry H. Liu. 1998. « The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis ». *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, n° 1971, p. 903-995.

- Hui, Li, Fu Lihui et Li Zhentao. 2009. « Fault detection and diagnosis of gear wear based on Teager-Huang Transform ». In *Artificial Intelligence, 2009. JCAI '09. International Joint Conference on*. (25-26 April 2009), p. 663-666.
- Jamaludin, N., et D Mba. 2001. « Bannister Condition monitoring of slows peed rolling element bearings using stress waves ». . *Journal of Process Mechanical Engineering*, vol. Pro. Inst. Mech Eng, n° 215(E): Issue E4, 245- 271.
- Jardine, Andrew K. S., Daming Lin et Dragan Banjevic. 2006. « A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° 7, p. 1483-1510.
- Jiang, J. D., J. Chen et L. S. Qu. 1999. « The application of correlation dimension in gearbox condition monitoring ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 223, n° 4, p. 529-541.
- Jingzi, Wei, et Zhang Ran. 2013. « Study and Analysis of On-line Detection and Fault Diagnosis System of Rolling Bearing ». *Applied Mechanics and Materials*, vol. 443, p. 218-22.
- Junsheng, Cheng, Yu Dejie et Yang Yu. 2007. « The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 668-677.
- Kaiser, J. F. 1990. « On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal ». In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990. ICASSP-90., 1990 International Conference on*. (3-6 Apr 1990), p. 381-384 vol.1.
- Kakishima, Hideshi, Takafumi Nagatomo, Hiroshi Ikeda, Takeo Yoshioka et Atsushi Korenaga. 2000. Measurement of Acoustic Emission and Vibration of Rolling Bearings with an Artificial Defect. *Quarterly Report of RTRI*, vol. 41(3), p. 127-130.
- Kedadouche M., M. Thomas et A. Tahan. 2012. « Monitoring bearings by acoustic emission: a comparative study with vibration techniques for early detection ». In *Proceedings of the 30th seminar on machinery vibration, CMVA, Niagara Falls, Canada*. Vol. 17.
- Kedadouche M., M. Thomas et A. Tahan. 2014. Empirical Mode Decomposition of Acoustic Emission for Early Detection of Bearing Defects. In *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*. p. 367-377. Springer.
- Kedadouche M., T. Kidar, M. Thomas, A. Tahan, M. El Badaoui et R. Guilbault. 2013. « Combining EMD and Lempel-Ziv Complexity for early detection of gear cracks ». In *Surveillance 7*. (Chartres, France), p. 100-110.

- Kedadouche M., M. Thomas and A. Tahan. 2014b. Monitoring Machines by Using a Hybrid Method Combining MED, EMD and TKEO. *Advances in Acoustics and Vibration*, 10 p.
- Kilundu, B., X. Chimentin, J. Duez et D. Mba. 2011. « Cyclostationarity of Acoustic Emissions (AE) for monitoring bearing defects ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 6, p. 2061-72.
- Kim, Yong-Han, Andy C. C. Tan, Joseph Mathew et Bo-Suk Yang. 2006. « Condition Monitoring of Low Speed Bearings: A Comparative Study of the Ultrasound Technique Versus Vibration Measurements ». In *Engineering Asset Management*, sous la dir. de Mathew, Joseph, Jim Kennedy, Lin Ma, Andy Tan et Deryk Anderson. p. 182-191. Springer London. < http://dx.doi.org/10.1007/978-1-84628-814-2_21 >.
- Lebold, Mitchell, Katherine McClintic, Robert Campbell, Carl Byington et Kenneth Maynard. 2000. « Review of vibration analysis methods for gearbox diagnostics and prognostics ». In *Proceedings of the 54th Meeting of the Society for Machinery Failure Prevention Technology*. Vol. 634, p. 16.
- Lei, Yaguo, Zhengjia He et Yanyang Zi. 2009. « Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n° 4, p. 1327-1338.
- Lei, Yaguo, Zhengjia He et Yanyang Zi. 2011. « EEMD method and WNN for fault diagnosis of locomotive roller bearings ». *Expert Systems with Applications*, vol. 38, n° 6, p. 7334-7341.
- Lei, Yaguo, Jing Lin, Zhengjia He et Ming J. Zuo. 2013. « A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, n° 1-2, p. 108-126.
- Lei, Yaguo, et Ming J Zuo. 2009. « Fault diagnosis of rotating machinery using an improved HHT based on EEMD and sensitive IMFs ». *Measurement Science and Technology*, vol. 20, n° 19.
- Lempel, Abraham, et Jacob Ziv. 1976. « On the complexity of finite sequences ». *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 22, n° 1, p. 75-81.
- Li, Hui, Yuping Zhang et Haiqi Zheng. 2010. « Bearing fault detection and diagnosis based on order tracking and Teager-Huang transform ». *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 24, n° 3, p. 811-822.
- Li, Hui, Hai-Qi Zheng et Li-Wei Tang. 2006. « Application acoustic emission and empirical mode decomposition to faults diagnosis of bearing ». *Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering*, vol. 26, n° 15, p. 124-128.

- Liang, Ming, et I. Soltani Bozchalooi. 2010. « An energy operator approach to joint application of amplitude and frequency-demodulations for bearing fault detection ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, n° 5, p. 1473-1494.
- Liao, Chuanjun, Xuejun Li et Deshun Liu. 2009. « Application of reassigned wavelet scalogram in feature extraction based on acoustic emission signal ». *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 45, n° 2, p. 273-9.
- Lin, J., et M. J. Zuo. 2003. « Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 17, n° 6, p. 1259-1269.
- Lineham, Jeremy. 2008. « Ultrasonic probes for inspecting bearings ». *World Pumps*, vol. 2008, n° 503, p. 34-36.
- Liu, B. 2005. « Selection of wavelet packet basis for rotating machinery fault diagnosis ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 284, n° 3-5, p. 567-582.
- Liu, Quan, Fen Chen, Zude Zhou et Qin Wei. 2013. « Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Wavelet Package Transform and Ensemble Empirical Mode Decomposition ». *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 2013, p. 6.
- Mallat, S. G. 2000. *Une exploration des signaux en ondelettes / : Stéphane Mallat*. Palaiseau, France: Éditions de l'École polytechnique, xii, 637 p. p.
- Maragos, P., J. F. Kaiser et T. F. Quatieri. 1993a. « Energy separation in signal modulations with application to speech analysis ». *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 41, n° 10, p. 3024-3051.
- Maragos, P., J. F. Kaiser et T. F. Quatieri. 1993b. « On amplitude and frequency demodulation using energy operators ». *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 41, n° 4, p. 1532-1550.
- Mba, D. 2003. « Acoustic emissions and monitoring bearing health ». *Tribology Transactions*, vol. 46, n° 3, p. 447-451.
- Mba, David. 2006. « Bearing defect diagnosis and acoustic emission ». *journal of engendering tribology*, vol. 217, n° 4, p. 40.
- Mba, David, et Raj B. K. N. Rao. 2006. « Development of Acoustic Emission Technology for Condition Monitoring and Diagnosis of Rotating Machines; Bearings, Pumps, Gearboxes, Engines and Rotating Structures ». *The shock and vibration digest*, vol. 38, n° 1, p. 3-16.

- McDonald, Geoff L., Qing Zhao et Ming J. Zuo. 2012. « Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 33, n° 0, p. 237-255.
- McFadden, P. D., et J. D. Smith. 1984. « Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique — a review ». *Tribology International*, vol. 17, n° 1, p. 3-10.
- Miettinen, J., et P. Andersson. 1999. « Condition monitoring of grease lubricated rolling bearings - measurement of the AE activity of a rolling bearing lubricated with different types of greases ». *Tribologia*, vol. 18, n° 2, p. 3-10.
- Murphy, T, J. 1992 «the development of a data collector for low-speed machinery. , pp. , 8-10 Dec., ». In *4th international Conference on Profitable Condition Monitoring*. (Stratford-upon-Avon, UK), sous la dir. de Ltd, bHr Group, p. 251-258.
- Niazy, R. K., C. F. Beckmann, J. M. Brady et S. M. Smith. 2009. « Performance evaluation of ensemble empirical mode decomposition ». *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 01, n° 02, p. 231-242.
- Nikolaou, N. G., et I. A. Antoniadis. 2002a. « 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, p. 677-694.
- Nikolaou, N. G., et I. A. Antoniadis. 2002b. « Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets ». *NDT & E International*, vol. 35, n° 3, p. 197-205.
- Nikolaou, N. G., et I. A. Antoniadis. 2002c. « Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets ». *NDT & E International*, vol. 35, n° 3, p. 197-205.
- Parey, A, et N Tandon. 2003. *Spur gear dynamic models including defects: A review*, 35. 6. Thousand Oaks, CA, ETATS-UNIS: Sage, 14 p.
- Parey, A., M. El Badaoui, F. Guillet et N. Tandon. 2006. « 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, n° 3, p. 547-561.
- Peng, Z. K., et F. L. Chu. 2004. « Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 2, p. 199-221.
- Potamianos, Alexandros, et Petros Maragos. 1994. « A comparison of the energy operator and the Hilbert transform approach to signal and speech demodulation ». *Signal Processing*, vol. 37, n° 1, p. 95-120.

- Pratt&Whitney. 1991. « Anti-friction bearings overhaul visual inspection standard, manual part no. 3039731 ».
- Qiu, Hai, Jay Lee, Jing Lin et Gang Yu. 2003. « Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics ». *Advanced Engineering Informatics*, vol. 17, n° 3–4, p. 127-140.
- Qiu, Hai, Jay Lee, Jing Lin et Gang Yu. 2006. « Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 289, n° 4–5, p. 1066-1090.
- Randall, R. B. 1982. « A New Method of Modeling Gear Faults ». *Journal of Mechanical Design*, vol. 104, n° 2, p. 259-267.
- Randall, Robert B., et Jérôme Antoni. 2011. « Rolling element bearing diagnostics—A tutorial ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 2, p. 485-520.
- Richman, Joshua S, et J Randall Moorman. 2000. « Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy ». *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, vol. 278, n° 6, p. H2039-H2049.
- Roget, James. 1988. *Essais non destructifs. L'Émission acoustique. Mise en oeuvre et application.*, AFNOR. 195 p.
- Ruiz-Carcel, C., E. Hernani-Ros, Y. Cao et D. Mba. 2014. « Use of Spectral Kurtosis for Improving Signal to Noise Ratio of Acoustic Emission Signal from Defective Bearings ». *Journal of Failure Analysis and Prevention*, vol. 14, n° 3, p. 363-71.
- Ruiz-Cárcel, C., E. Hernani-Ros, Y. Cao et D. Mba. 2014. « Use of Spectral Kurtosis for Improving Signal to Noise Ratio of Acoustic Emission Signal from Defective Bearings ». *Journal of Failure Analysis and Prevention*, vol. 14, n° 3, p. 363-371.
- Ruqiang, Yan, et R. X. Gao. 2004. « Complexity as a measure for machine health evaluation ». *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 53 (4), 1327-1334.
- Safizadeh, M.S, A.A Lakis et M Thomas. 2002. « Gear Fault Diagnosis using time-frequency methods ». In *proceedings of 20th seminar on machinery vibration*. (Quebec), sous la dir. de Association, Canadian Machinery Vibration, p. 7.19-7.29.
- Safizadeh, M.S, A.A Lakis et M Thomas. 2005. « Using Short-Time Fourier Transform in Machinery diagnosis ». In *Proceedings of WSEAS*. (Brazil), p. 494-200.
- Sait, Abdulrahman S, et Yahya I Sharaf-Eldeen. 2011. « A review of gearbox condition monitoring based on vibration analysis techniques diagnostics and prognostics ». In

Rotating Machinery, Structural Health Monitoring, Shock and Vibration, Volume 5.
p. 307-324. Springer.

Samuel, Paul D., et Darryll J. Pines. 2005. « A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 282, n° 1-2, p. 475-508.

Sassi S., Badri B. and M. Thomas. 2008 «Tracking surface degradation of ball bearings by means of new time domain scalar descriptors ». *COMADEM*, vol. 11 n° 3, p. 36-45.

Sato, I., et T. Yoneyama. 1987. « Rotating machinery condition diagnosis system using acoustic emission techniques ». *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, vol. 23, n° 10, p. 1024-9.

Sato, Ichiya. 1990. « Rotating machinery diagnosis with acoustic emission techniques ». *Electrical Engineering in Japan*, vol. 110, n° 2, p. 115-127.

Sawalhi, N., R. B. Randall et H. Endo. 2007. « The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 6, p. 2616-2633.

Sheen, Yuh-Tay. 2004. « A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 276, n° 1-2, p. 105-119.

Shigley, Joseph Edward, Richard Gordon Budynas et Charles R Mischke. 2004. « Mechanical engineering design ».

Shiroishi, J., Y. Li, S. Liang, T. Kurfess et S. Danyluk. 1997. « Bearing condition diagnostics via vibration and acoustic emission measurements ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 11, n° 5, p. 693-705.

Smith, J. D. 1982. « Vibration monitoring of bearings at low speeds ». *Tribology International*, vol. 15, n° 3, p. 139-144.

Stevens, P., Hall, D., Smith, E. 1996. « A Multidisciplinary Research Approach To Rotorcraft Health And Usage Monitoring , ». In *American Helicopter Society second Annual Forum*, . (Washington, D. C.), p. 1732-1751.

Sun, Yu-Hua, Hurng-Liahng Jou et Jinn-Chang Wu. 2009. « Auxiliary diagnosis method for lead-acid battery health based on sample entropy ». *Energy Conversion and Management*, vol. 50, n° 9, p. 2250-2256.

Sundt, P. C. 1979 «Monitoring Acoustic Emission to detect mechanical defects ». *instrum. Technol.*, vol. Vol. 26,, n° 12, p. 43-44.

- Tan, Andy CC1; , Yong-Han2; Kim et Vladis Kosse. 2008. « Condition monitoring of low-speed bearing – a review ». *Australian Journal of Mechanical Engineering*, vol. 6, n° 1, p. 61-68.
- Tandon, N., et A. Choudhury. 1999. « A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings ». *Tribology International*, vol. 32, n° 8, p. 469-480.
- Tandon, N., et B. C. Nakra. 1990. « Defect detection in rolling element bearings by acoustic emission method ». *Journal of Acoustic Emission*, vol. 9, n° 1, p. 25-8.
- Tavakoli, M, S. 1991. « Review of bearing monitoring – Application of Acoustic Emission ». In *1st International conference on Acoustic Emission in Manufacturing*. (Boston, Massachusetts USA), sous la dir. de Vahaviolos, S. J.
- Taylor, J. I. 1980. « Identification of Bearing Defects by Spectral Analysis ». *Journal of Mechanical Design*, vol. 102, n° 2, p. 199-204.
- Tepfer, D., Baldor, L. C. 1996. « Sikorsky says cause of crash was subcontractor's bearings ». *Connecticut Post*. p. 1.
- T. Kidar, Thomas M., Guilbault R. and El Badaoui M. 2013. « Comparison between the efficiency of L.M.D and E.M.D algorithms for early detection of gear defects ». *Mechanics & Industry*, vol. 14, n° 02, p. 121-127.
- Thomas M., Masounave J., Dao T.M., Le Dinh C.T. and Lafleur F, 1995. « Rolling element bearing degradation and vibration signature relationship ». In *2e Conférence Internationale sur les méthodes de surveillance et techniques de diagnostics acoustiques et vibratoires, SFM, Senlis* (Octobre 1995). Vol. 1, p. 267-277.
- Thomas, M.. 2002. *Fiabilité, maintenance prédictive et vibration des machines*. Montréal: École de technologie supérieure, xvii, 616 p. p.
- Thorsen, O. V., et M. Dalva. 1999. « Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry ». *Industry Applications, IEEE Transactions* vol. 35, n° 4, p. 810-818.
- Tomasz B., Nader S. 2012. « Fault Detection Enhancement in Rolling Element Bearings Using the Minimum Entropy Deconvolution ». *Archives of Acoustics*, vol. 37, n° 2, p. 131-141.
- Tse, Peter W., Y. H. Peng et Richard Yam. 2001. « Wavelet Analysis and Envelope Detection For Rolling Element Bearing Fault Diagnosis—Their Effectiveness and Flexibilities ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 123, n° 3, p. 303-310.

- Tuzcu, Volkan, et Selman Nas. 2005. « Sample entropy analysis of heart rhythm following cardiac transplantation ». In *Systems, Man and Cybernetics, 2005 IEEE International Conference on*. Vol. 1, p. 198-202. IEEE.
- University, Case Western Reserve.
<http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file> >.
- Wang, Jing, Lingli Cui, Huaqing Wang et Peng Chen. 2013. « Improved complexity based on time-frequency analysis in bearing quantitative diagnosis ». *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 2013.
- Wang, W. J., J. Chen, X. K. Wu et Z. T. Wu. 2001. « The application of some non-linear methods in rotating machinery fault diagnosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 4, p. 697-705.
- Wang, W. J., et P. D. McFadden. 1993a. « Early detection of gear failure by vibration analysis--ii. interpretation of the time-frequency distribution using image processing techniques ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 7, n° 3, p. 205-215.
- Wang, W. J., et P. D. McFadden. 1993b. « Early detection of gear failure by vibration analysis i. calculation of the time-frequency distribution ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 7, n° 3, p. 193-203.
- Wang, Wenyi. 2001. « Early detection of gear tooth Cracking using the resonance demodulation technique ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 5, p. 887-903.
- Wei, Guo, et P. W. Tse. 2010. « Enhancing the ability of Ensemble Empirical Mode Decomposition in machine fault diagnosis ». In *Prognostics and Health Management Conference, 2010. PHM '10*. (12-14 Jan. 2010), p. 1-7.
- Widodo, Achmad, Min-Chan Shim, Wahyu Caesarendra et Bo-Suk Yang. 2011. « Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy ». *Expert Systems with Applications*, vol. 38, n° 9, p. 11763-11769.
- Wiggins, Ralph A. 1978. « Minimum entropy deconvolution ». *Geoexploration*, vol. 16, n° 1-2, p. 21-35.
- Wong, ML Dennis, Chao Liu et Asoke K Nandi. 2013. « Classification of Ball Bearing Faults using Entropic Measures ». In *Surveillance 7*. (Chatres, France), p. 1-8.
- Wu, Siyan, Ming J. Zuo et Anand Parey. 2008. « Simulation of spur gear dynamics and estimation of fault growth ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 317, n° 3-5, p. 608-624.

- Wu, Zhaohua, et Nordene. Huang. 2009. « Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method ». *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 01, n° 01, p. 1-41.
- Xin, Li, Li Xuejun et Wang Guangbin. 2013. « De-noising Method of Acoustic Emission Signal for Rolling Bearing Based on Adaptive Wavelet Correlation Analysis ». *Applied Mechanics and Materials*, vol. 273, p. 188-92.
- Xu, Yonggang, Lingjun Li et Zhengjia He. 2001. « Approximate entropy and its applications in mechanical fault diagnosis ». *information and Control*, vol. 31, n° 6, p. 547-551.
- Yan, Ruqiang, et Robert X. Gao. 2007. « Approximate Entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 824-839.
- Yan, Ruqiang, Robert X. Gao et Xuefeng Chen. 2014. « Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications ». *Signal Processing*, vol. 96, Part A, n° 0, p. 1-15.
- Yeh, Jia-Rong, Jiann-Shing Shieh et Nordene. Huang. 2010. « Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method ». *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 02, n° 02, p. 135-156.
- Yesilyurt, Isa. 2004. « The application of the conditional moments analysis to gearbox fault detection—a comparative study using the spectrogram and scalogram ». *NDT & E International*, vol. 37, n° 4, p. 309-320.
- Yongyong, He, Zhang Xinming et M. I. Friswell. 2010. « Observation of time-frequency characteristics of the acoustic emission from defects in rolling element bearings ». *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 52, n° 8, p. 412-18.
- Yoshioka, T., et T. Fujiwara. 1982. « A new acoustic emission source locating system for the study of rolling contact fatigue ». *Wear*, vol. 81, n° 1, p. 183-6.
- Yoshioka, Takeo, et Takashi Fujiwara. 1984. « Method for detection of rolling bearing damage - acoustic emission measuring system and noise eliminator ». *Kikai Gijutsu Kenkyusho Shoho/Journal of Mechanical Engineering Laboratory*, vol. 38, n° 3, p. 88-103.
- Yoshioka, Takeo, et Minoru Takeda. 1995. « Clarification of rolling contact fatigue initiation using acoustic emission technique(C) ». *Lubrication Engineering*, vol. 51, n° 1, p. 41-44.

- Yuping, Zhang, Li Hui et Bi Lihong. 2008. « Adaptive Instantaneous Frequency Estimation Based on EMD and TKEO ». In *Image and Signal Processing, 2008. CISP '08. Congress on.* (27-30 May 2008) Vol. 1, p. 60-64.
- Zhang, Jian, Ruqiang Yan, Robert X. Gao et Zhihua Feng. 2010a. « Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, n° 7, p. 2104-2123.
- Zhang, Long, Guoliang Xiong, Hesheng Liu, Huijun Zou et Weizhong Guo. 2010b. « Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference ». *Expert Systems with Applications*, vol. 37, n° 8, p. 6077-6085.
- Zhang, Xinming, Yongyong He, Rujiang Hao et Fulei Chu. 2007. « Parameters optimization of continuous wavelet transform and its application in acoustic emission signal analysis of rolling bearing ». *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 20, n° 2, p. 108-12.
- Zhang, Yongxiang, et R. B. Randall. 2009. « Rolling element bearing fault diagnosis based on the combination of genetic algorithms and fast kurtogram ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n° 5, p. 1509-1517.
- Zhong, Xianyou, Liangcai Zeng et Chunhua Zhao. 2013. « Fault Diagnosis for Wind Turbine Gearboxes Based on EMD and the Energy Operator ». *Applied Mechanics and Materials*, vol. 28, p. 10-13.
- Zhou, Yuqing, Tao Tao, Xuesong Mei, Gedong Jiang et Nuogang Sun. 2011. « Feed-axis gearbox condition monitoring using built-in position sensors and EEMD method ». *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 27, n° 4, p. 785-793.
- Zvokelj, Matej, Samo Zupan et Ivan Prebil. 2010. « Multivariate and multiscale monitoring of large-size low-speed bearings using Ensemble Empirical Mode Decomposition method combined with Principal Component Analysis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, n° 4, p. 1049-1067.
- Zvokelj, Matej, Samo Zupan et Ivan Prebil. 2011. « Non-linear multivariate and multiscale monitoring and signal denoising strategy using Kernel Principal Component Analysis combined with Ensemble Empirical Mode Decomposition method ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 7, p. 2631-2653.
- Žvokelj, Matej, Samo Zupan et Ivan Prebil. 2010. « Multivariate and multiscale monitoring of large-size low-speed bearings using Ensemble Empirical Mode Decomposition method combined with Principal Component Analysis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, n° 4, p. 1049-1067.