POLYPUBLIE
Polytechnique Montréal

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
UNIVERSITÉ D'INGÉNIERIE

Titre: Title:	Surveillance et diagnostic des défauts des machines tournantes dans le domaine temps-fréquences utilisant les réseaux de neurones et la logique floue
Auteur: Author:	Abdelhak Oulmane
Date:	2014
Type:	Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis
Référence: Citation:	Oulmane, A. (2014). Surveillance et diagnostic des défauts des machines tournantes dans le domaine temps-fréquences utilisant les réseaux de neurones et la logique floue [Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. https://publications.polymtl.ca/1469/

Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: PolyPublie URL:	https://publications.polymtl.ca/1469/
Directeurs de recherche: Advisors:	Aouni A. Lakis, & Njuki W. Mureithi
Programme: Program:	Génie mécanique

Ce fichier a été téléchargé à partir de PolyPublie, le dépôt institutionnel de Polytechnique Montréal
This file has been downloaded from PolyPublie, the institutional repository of Polytechnique Montréal

https://publications.polymtl.ca

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DES MACHINES TOURNANTES DANS LE DOMAINE TEMPS-FRÉQUENCES UTILISANT LES RÉSEAUX DE NEURONES ET LA LOGIQUE FLOUE

ABDELHAK OULMANE

DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION

DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIAE DOCTOR

(GÉNIE MÉCANIQUE)

JUILLET 2014

© Abdelhak Oulmane, 2014.

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse est intitulée:

SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DES MACHINES TOURNANTES DANS LE DOMAINE TEMPS-FRÉQUENCES UTILISANT LES RÉSEAUX DE NEURONES ET LA LOGIQUE FLOUE

présentée par : OULMANE Abdelhak

en vue de l'obtention du diplôme de : Philosophiae Doctor

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

M. BALAZINSKI Marek, Docteur ès sciences, président

M. LAKIS Aouni A, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. MUREITHI Njuki, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. GOSSELIN Frédérick, Doct., membre

M. NEJAD ENSAN Manouchehr, Ph.D., membre

DÉDICACE

À mon père

REMERCIEMENTS

Ce travail résume mon parcours d'initiation à la recherche au sein de l'École Polytechnique de Montréal, son thème m'a été proposé par le Professeur M. Aouni. A. Lakis, qui a su m'encourager tout au long de ces années. Pour sa patience, pour m'avoir aiguillé toujours dans la bonne direction, je tiens à lui exprimer mes profonds remerciements.

Monsieur Mureithi. Njuki W, actuellement Professeur à l'École Polytechnique de Montréal, a été mon Co-Directeur de thèse, et a assuré le suivi de ce travail. Je lui adresse mes plus sincères remerciements.

Je tiens aussi à remercier tous les membres du jury, présidé par le professeur Balazinski Marek de l'École Polytechnique de Montréal et composé des professeurs Fréderic Gosselin et Nicolas Saunier de l'École Polytechnique de Montréal, et du docteur M. Manouchehr Nejad Ensan, chercheur au Conseil national de recherches Canada, d'avoir participé à ma commission d'examen de thèse.

Je suis très reconnaissant envers le Fonds québécois de la recherche sur la nature et les technologies de m'avoir accordé une bourse d'excellence. Cette bourse m'a été très profitable pour approfondir mes recherches dans le domaine de diagnostic des machines. Ce support est grandement apprécié.

Ce projet a été rendu possible grâce au soutien précieux du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), Pratt & Whitney Canada, Bombardier Aéronautique, le Conseil national de recherches du Canada (CNRC) et le Consortium de recherche et d'innovation en aérospatiale (CRIAQ).

Ce travail de recherche, n'aurait pas pu aboutir sans une bonne ambiance de travail. Cette bonne ambiance existe bel et bien au sein de la section mécanique appliquée de l'École Polytechnique de Montréal grâce aux qualités humaines des personnes qui la constituent dont je ne ferai pas la liste ici (les listes sont toujours trop impersonnelles).

Mes remerciements vont aussi à mes parents, mes sœurs et frères, à ma femme et amis pour leurs encouragements du début jusqu'à la fin de cette thèse.

RÉSUMÉ

Ces dernières années, la surveillance et le diagnostic des machines tournantes sont devenus un outil efficace pour détecter de façon précoce les défauts et en suivre 1'évolution dans le temps. La maintenance des machines nécessite une bonne compréhension des phénomènes liés à l'apparition et au développement des défauts. Détecter l'apparition d'un défaut à un stade précoce et suivre son évolution présente un grand intérêt industriel. En effet, il existe un vaste choix de techniques de traitement de signal appliquées au diagnostic des machines mais l'opinion générale est que ces techniques ne sont pas suffisamment efficaces et fiables. L'intérêt économique de mettre en place une méthode automatique de maintenance prévisionnelle favorise les programmes de recherche en techniques de traitement du signal.

Les techniques de traitement du signal dans le domaine de temps et de fréquence peuvent être utilisées pour identifier et isoler les défauts dans une machine tournante. L'analyse du spectre d'un signal peut nous aider à détecter l'apparition d'un défaut tandis que la décomposition de ce signal dans le temps peut nous fournir la nature et la position de ce défaut.

Bien que ces techniques s'avèrent très utiles dans des cas simples et permettent la formulation rapide d'un pré-diagnostic, elles présentent par contre un certain nombre d'inconvénients qui peuvent conduire souvent à la formulation de diagnostics erronés. La localisation de l'origine des chocs et des phénomènes de modulation et, en particulier, des événements non stationnaires ou cyclo-stationnaires nécessite la mise en œuvre de techniques encore plus élaborées, basées sur l'analyse tridimensionnelle (temps-fréquence-amplitude).

En pratique, les signatures vibratoires mesurées à l'aide de capteurs de vibration contiennent plusieurs composantes qui sont plus ou moins utiles à la caractérisation du signal, et rendent difficile l'interprétation des résultats issus de ces analyses. Face à cette complexité grandissante, la recherche scientifique s'est orientée vers l'utilisation des méthodes intelligentes qui permettent de représenter l'état de la machine dans un espace de grande dimension, pour faciliter la détermination de l'état de cette machine.

Cette thèse a pour but de proposer un système intelligent de détection permettant la localisation, la détection, et même la classification (l'identification) des défauts dans les composantes des

machines tournantes. Les systèmes intelligents jusqu'alors développés présentent tous la même particularité : ils nécessitent la mise en place d'un processus complexe pour leur déploiement et leur exploitation. L'architecture proposée pour ce prototype de détection intelligent vise à faciliter au maximum sa configuration et son utilisation afin de réduire au maximum les coûts qui y sont associés.
Pour faciliter le développement de tels algorithmes, un logiciel maison (Logiciel TF-Analysis) a été développé. Il permet de définir le comportement des machines sans avoir à mettre en place une réalisation matérielle qui représente une étape complexe et coûteuse. La mise en œuvre d'un point de vue expérimentale a été réalisée sur un grand nombre de signaux industriels provenant de différentes compagnies afin d'en démonter la faisabilité.

En outre, des travaux sur les réseaux de neurones (perceptrons multicouches) et les systèmes à logique floue adaptatifs, appliqués au traitement du signal et de l'image ont été réalisés. Dans une première partie, nous montrons l'intérêt des réseaux de neurones comme source d'inspiration pour la conception de nouveaux algorithmes. De plus, afin d'augmenter la capacité de notre système de détection automatique, la méthode de la logique floue, qui a été inspirée par les capacités humaines pour faire face aux conditions floues a été utilisée. La structure de la méthode proposée et son fonctionnement sont basés sur la théorie des ensembles flous et de ses activités. Les systèmes à logique floue adaptatifs sont des systèmes équipés d'algorithmes de formation de sorte que ses règles peuvent être extraites ou modifiées à partir de données numériques disponibles similaires aux réseaux neuronaux. Il a été démontré que les deux systèmes de perceptrons multicouches et la logique floue sont des approximateurs de fonctions universelles. Comme il y a des approximations dans presque chaque classification, ces deux types de systèmes sont de bons candidats pour les systèmes d'identification des défauts.
Dans cette thèse, nous avons montré que pour divers problèmes de traitement de l'image et du signal (de la segmentation au prétraitement, en passant par la reconnaissance de formes et la compression de données), il est possible de développer à moindre coût, une solution neuronale ainsi qu'une autre solution basée sur la méthode de la logique floue.

ABSTRACT

The machines monitoring and diagnosis using vibration analysis are an effective tool for early faults detection and continuous tracing of their evolution in time. Machine maintenance requires a good understanding of the phenomena related to the onset and development of faults. Detecting their occurrence at an early stage and following their evolution is of a great interest. There is a wide range of signal processing techniques applied to machines diagnosis, but the general opinion is that these techniques are not sufficiently effective and reliable. The economic interest to develop an automatic method of predictive maintenance promotes research programs in signal processing techniques.

The current thesis objective is to propose an intelligent detection system for locating, detecting, and even classifying (identifying) faults in rotating machinery components. The intelligent systems previously developed have the same characteristics: they require advanced knowledge in computer science and signal analysis to be expanded and exploited and the establishment of a complex process for their deployment and operation. The architecture proposed in this study for this smart detection prototype seeks to facilitate as much as possible its use and configuration in order to minimize the associated costs.

In the first step of this study, we participated to a development of an in-house software of signal processing in time, frequency, time-frequency and time-scale (wavelets) domain. To implement the efficiency of this program we proceeded to an experimental tests using a test rig which we conceived especially at École Polytechnique for this purpose and also industrial tests to determine the main causes of damage of different components in rotating machinery. For this purpose, several linear and bilinear distributions that the software contains were used. For an industrial tests, the Choi-Williams representation was selected as higher among all of the others distributions to transform temporal signals to time-frequency domain. Indeed, this representation presented lowest interference and cross term effects related to other representations.

In this part of study, we have shown that most conventional methods such as the spectral analysis are applicable for a single defect on a simple machine components and that none of these methods can provide a precise answer to all the problems of machines diagnostic. We also demonstrated that time-frequency representation is a solution which can bring many advantages and facilitate diagnosis. Indeed, the choice of a distribution in industrial application depends on the concerned problem and none of these distributions can accurately resolve all problems.

The present work also focuses on neural networks (multilayer perceptron's) and fuzzy logic adaptive systems applied to signal and image processing in order to find automatically faults in rotary machine.

In the second part of this research, Fourier descriptors feature extraction method were implemented and applied. Based on artificial neural network method for classification, the extracting of Fourier descriptors from time-frequency image was implemented to reduce the size of the set data in order to form the input classifiers. To determine the efficiency classification block, numerous unidentified samples were tested. Comparison of our results with those of experimental works shows good agreement.

The last part of the thesis deals with the development of another novel method using fuzzy logic theory and Fourier descriptors to detect and classify automatically faults of the rotary machine components, based on the industrial signals treated with time-frequency domain. However, significant Fourier descriptors will be chosen as the features of the array vector which describe the contour of time-frequency image and a comparison procedure will be implemented between the latter and the dictionary created especially for these purpose. The nearest neighbor process should determine the Euclidean distances between the sample array vectors and each new product and then classify this product as non-defective in case the nearest prototype is a non-defective products model, if not the product is classified as defective. The final results of classification using C-Means clustering based on Fourier descriptors output data for new data indicates the successful classification of the test files, and many separate clusters illustrates the position of defects in different locations.

Grouping of all the above steps in this study offers an automatic examination device (software A and B) which has high accuracy and reliability for automatic fault detection in rotary machine.

Table des matières

DÉDICACE iii

REMERCIEMENTS iv

RÉSUMÉ v

ABSTRACT vii

TABLE DES MATIÈRES ix

LISTE DES TABLEAUX xiii

LISTE DES FIGURES xiv

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS xix

LISTE DES ANNEXES xx

CHAPITRE 1: INTRODUCTION 1

1.1 introduction 1

1.2 Carectéristiques des signaux de vibration 1

1.3 vibration des machines touranantes 3

1.4 Défauts de roulements 5

1.5 Autres défauts mécaniques 8

1.6 Classification des défauts par les methodes d'intélligences artificielles 8

1.7 Motivation et contribution du présent travail 9

CHAPITRE 2: Une méthode d'analyse des défauts des machines tournantes à l'aide d'applications Temps-Fréquence 12

2.1 Introduction 12

2.2 Logiciel d'analyse des signaux en temps-fréquence (Logiciel A : TF-Analysis) 15

2.3 Analyse dans le domaine temporel 16

2.4 Domaine d'analyse de fréquence 17

2.5 Techniques de Temps-Fréquence 18
2.5.1 Potentiel des méthodes temps-fréquence 18
2.6 Modulation de l'amplitude de fréquence et de temps d'un signal 19
2.7 Procédures expérimentales et résultats 21
2.7.1 Étude de cas 1: Configuration des tests de Bombardier 21
2.7.2 Comparaison entre les distributions 23
2.7.3 Comparaison des mêmes signaux à différentes dates de mesure 28
2.8 Analyse spectrale 30
2.9 Analyse temps fréquence à l'aide de la transformée de Fourier à court terme 42
2.10 Étude de cas 2: Configurations des tests experimentaux de Pratt & whitney 46
2.11 Traitements des données et diagnostic des défauts 49
2.12 Résultats et discussion du roulement n^{o}1 54
2.12.1 Analyse spectrale 54
2.12.2 Analyse temps-fréquence des signaux 56
2.13 Application de la transformée en ondelettes pour le diagnostic des défauts des machines tournantes 57
2.13.1 Fonctions d'ondelettes 58
2.14 Conclusion 60
CHAPITRE 3: Application des Descripteurs de Fourier et de réseaux de neurones artificiels aux signaux vibratoires pour détecter et classifier les défauts de roulements 63
3.1 Introduction 63
3.2 Procédure de traitement du signal 65
3.3 Descripteurs de Fourier 66
3.3.1 Calculs des Descripteurs de Fourier 66
3.4 Concept de classification à l'aide des réseaux de neurones artificiels 67

3.5 Signatures des défauts de roulements..... 70

3.6 Partie experimentale..... 70

3.7 Classificateur de défauts à l'aide de reseau de neurones artificiel utilisant les Descripteurs de Fourier..... 71

3.8 Discussions et résultats..... 73

3.9 Conclusion..... 82

CHAPITRE 4: Diagnostic automatique de machines tournantes en utilisant les Descripteurs de Fourier et la logique floue comme classificateur..... 83

4.1 Introduction..... 83

4.2 Algorithme de prétraitement d'image..... 84

4.3 Descripteurs de Fourier..... 85

4.4 Classification des images temps-fréquence en utilisant un algorithme basé sur la logique floue..... 86

4.4.1 Introduction sur la logique floue..... 86

4.4.2 Regroupement par la méthode de C-moyen flou..... 86

4.4.3 Classification des Descripteurs de Fourier à l'aide de la méthode C-moyen flou..... 87

4.5 Dispositif experimental..... 88

4.6 Test sur le roulement de Pratt & whitney..... 91

4.7 Résultats et discussion..... 97

4.7.1 Analyse temps-fréquence..... 97

4.7.1.1 Premiére étude de cas..... 97

4.7.1.2 Deuxiéme étude de cas..... 100

4.8 Classification des images temps-fréquence à l'aide de la méthode C-moyen flou en utilisant les descripteurs de Fourier..... 102

4.9 Conclusion 108

CHAPITRE 5: Discussion et conclusion générale 109

BIBLIOGRAPHIE 111

ANNEXES 118

Liste des tableaux

Tableau 2.1 Fréquences des défauts du roulement avant (30 000 rpm) 32
Tableau 2.2 Fréquences des défauts du roulement arrière (30 000 rpm) 32
Tableau 2.3 Fréquences des défauts du roulement avant (27 000 rpm) 32
Tableau 2.4 Fréquences des défauts pour le roulement arrière (27 000 rpm) 33
Tableau 2.5 Fréquences des défauts du roulement avant (24 000 rpm) 33
Tableau 2.6 Fréquences des défauts pour le roulement arrière (24 000 rpm) 34
Tableau 2.7. Fréquences symétriques observées dans la TFCT en mode démarrage 44
Tableau 2.8. Fréquences symétriques observées dans la TFCT en mode arrêt 45
Tableau 2.9 Dimensions géométriques et vitesses de rotation pour le test effectué au CNRC sur le roulement PW100 #5 47
Tableau 2.10 Fréquences de défaut du roulement PW100 #5 49
Tableau 3.1 Caractéristiques du banc d'essai 71
Tableau 3.2 Fréquence de défauts (Hz) 71
Tableau 3.3 Représentation binaire des différentes classes 80
Tableau 3.4 Classification des résultats de performance 81
Tableau 4.1 : Spécifications techniques du banc d'essai n°2 90
Tableau 4.2: Vitesses d'opération du roulement PWC15 et ses fréquences 93
Tableau 4.3. Spécifications du roulement PWC#15 94
Tableau 4.4: Fréquences calculées des défauts du roulement PWC15 94
Tableau 4.5: Dimensions géométriques et vitesses de rotation pour les tests effectués au CNRC Ottawa 95
Tableau 4.6: Fréquence de défauts pour le roulement de PWC#5 97

Liste des figures

Figure 1.1-Hypothèse linéaire d'un système 2
Figure 1.2-Forces pour différents genres de déséquilibre. (a) déséquilibre statique ; (b) déséquilibre de couples ; (c) déséquilibre dynamique 4
Figure 1.3-Types de désalignement. (A) angulaire ; (B) parallèle ; (C) les deux 5
Figure 1.4-Forces de frottement agissant sur les dents d'un engrenage désaligné 5
Figure 1.5-Différentes composantes d'un roulement à billes 6
Figure 1.6-Défauts des roulements à billes. (a) sur la bague interne; (b) sur la cage; (c) sur une bille et (d) sur la bague externe 7
Figure 1.7-Géométrie d'un roulement. (a) Une vue de coupe d'un roulement à billes ; (b) Une vue de coupe d'un roulement à billes coniques. *D* : diamètre moyen au centre de la bille ; *d* : diamètre de la bille; α : angle de contact; (c) Roulement à une seule rangée de billes (Randall et *al*-2001) 7
Figure 2.1-Logiciel temps-fréquence (TF-Analysis) et ses applications (domaine de temps, domaine de fréquence, domaine temps-fréquence et domaine temps-échelle) 15
Figure 2.2- La relation entre les domaines temporal et fréquentiel. a) vue du domaine temporel, b) vue du domaine fréquentiel, c) coordonnées tridimensionnelles montrant le temps, la fréquence et l'amplitude [29] 19
Figure 2.3- Modulation de l'amplitude dans les fréquences de défauts de roulement 20
Figure 2.4-Modulation de l'amplitude aux fréquences de résonance 20
Figure 2.5-Exemple de modulation dans le temps d'un roulement défectueux en utilisant les distributions du spectrogramme (TFCT) 21
Figure 2.6-Positionnement des capteurs sur l'axe de broche 22
Figure 2.7-Distributions de : (a) Choi Williams (b) Pseudo Wigner-Ville et (c) Wigner-Ville (roulement Echospeed tournant à 24 000 rpm) 23
Figure 2.8-Distributions de: a) Choi Williams, b) Pseudo Wigner-Ville et c) de Wigner-Ville. (Roulement de l'Echospeed tournant à 27 000 rpm) 26
Figure 2.9-Distribution de Choi-Williams à partir du capteur avant dans la direction verticale à une vitesse du roulement de l'Echospeed de 27 000 rpm: a) mesure du 20 août b) mesure du 17 septembre 29

Figure 2.10-Distribution de Choi-Williams à partir du capteur avant dans la direction horizontale à une vitesse du roulement de l'Echospeed de 27 000 rpm: a) mesure du 20 août b) mesure du 17 septembre 29
Figure 2.11-Les composants d'un roulement 30
Figure 2.12-Géométrie du roulement de l'Echospeed 31
Figure 2.13-Roulement avant de l'Echospeed, direction horizontale (24 000 rpm) 34
Figure 2.14-Roulement avant de l'Echospeed, direction verticale, 24 000 rpm 35
Figure 2.15-Roulement arrière de l'Echospeed, direction horizontale, 24 000 rpm 36
Figure 2.16-Roulement avant de l'Echospeed, dans la direction horizontale, 27 000 rpm 37
Figure 2.17-Roulement avant de l'Echospeed, direction verticale, 27 000 rpm 38
Figure 2.18-Roulement arrière de l'Echospeed, direction horizontale, 27 000 rpm 39
Figure 2.19-Roulement arrière de l'Echospeed, direction verticale, 27 000 rpm 40
Figure 2.20-Roulement avant de l'Echospeed, direction horizontale, 30 000 rpm 41
Figure 2.21-Roulement avant de l'Echospeed, direction verticale, 30 000 rpm 42
Figure 2.22-Transformée de Fourier à court terme- démarrage de la machine Echospeed en date du 17 Septembre (nouveau roulement) 43
Figure 2.23- Transformée de Fourier à court terme à l'arrêt de la machine Echospeed" en date du 17 Septembre (nouveau roulement) 44
Figure 2.24-Diapositif expérimental : Banc d'essai du CNRC (Ottawa) 47
Figure 2.25- Direction de la charge appliquée sur le roulement (banc d'essai du CNRC Ottawa) 48
Figure 2.26-Schéma de la variation de la vitesse réelle d'opération du roulement n◦5
S1 =18 000, S2=32000 et S3=34200 rpm 48
Figure 2.27-Roulement n◦5 de Pratt & Whitney testé au CNRC Ottawa 48
Figure 2.28-Spectre du signal du roulement n^{o}1 à 25 600 rpm avec des fréquences très proches des fréquences des défauts du roulement (BPFO et BPFI) 50
Figure 2.29- Distribution de Wigner-Ville lissée du roulement n^{o}1: a) 25 600, b) 32 000 and c) 34 200 rpm avec une modulation d'amplitude des fréquences de défauts du roulement 51
Figure 2.30-Spectre du signal de roulement n^{o}2, à 32 000 rpm et ses fréquences de défaut 53
Figure 2.31- Distribution de Wigner-Ville avec modulation de fréquence du roulement n^{o}2, à des vitesses de rotation de: a) 25 600 and b) 32 000 rpm 54

Figure 2.32- Spectre du signal du roulement n°3, à des vitesses de rotation de 1000 et 2000 rpm 55
Figure 2.33-Distribution de Wigner-Ville lissée du roulement n°3, à des vitesses de rotation de a) 1000 et b) 2000 rpm 56
Figure 2.34- Comparaison entre la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes 57
Figure 2.35- famille d'étiquettes à partir de ψ (t) obtenue par a) dilatation et b) par translation. . 58
Figure 2.36- Ondelettes de Morlet pour différentes échelles et positions 59
Figure 2.37-Ondelette de Morlet 59
Figure 2.38- Application d'une ondelette *Wg* sur un signal *f*(*x*) et le pic d'amplitude $W_g^f(a,b)$ le plus élevé 60
Figure 3.1- Système de traitement de l'image 65
Figure 3.2- Représentation d'un contour en utilisant les Descripteurs de Fourier 66
Figure 3.3- Principe d'un neurone artificiel 67
Figure 3.4-Diagramme en blocs du réseau PMC utilisé dans ce travail 69
Figure 3.5- Banc d'essai n°1 disponible à l'École Polytechnique de Montréal 70
Figure 3.6- Simulations des défauts sur le roulement de marque SKF 1211 a) défaut sur la bague externe, b) défaut sur la bague interne, c) défaut sur la bille 72
Figure 3.7- Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps-fréquence de la classe normale simulée à : a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm 74
Figure 3.8-Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps-fréquence) de la classe simulée du défaut de la bille à : a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm 75
Figure 3.9- Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps-fréquence) de la classe simulée de défaut interne à: a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm 76
Figure 3.10- Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions: temps fréquence) de la classe simulée du défaut externe à : a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm 77
Figure 3.11- Descripteurs de Fourier de différentes grandeurs d'un objet de l'image TFCT à 600 rpm: a) classe normale, b) défaut de la bille, c) défaut de la bague interne, d) défaut de la bague externe 78
Figure 3.12-Courbe de performance d'apprentissage du classificateur de réseau neuronal 79
Figure 3.13-Classification des nouveaux points ajoutés (●) comme étant un signal sans défauts. 81

Figure 4.1-Exemples de prétraitement: a) image originale et b) forme tracée 84
Figure 4.2- Représentation du contour comme une conséquence de points complexes 85
Figure 4.3-Reconnaissance de l'objet en utilisant l'information sur la forme 86
Figure 4.4-Banc d'essai n°2 pour l'analyse des diagnostics des roulements du laboratoire de l'École Polytechnique of Montréal, (a) vue isométrique et (b) vue isométrique zoomée 90
Figure 4.5- Dispositif avec le roulement PWC15 monté sur la partie gauche de l'arbre 91
Figure 4.6-Banc d'essai adapté au roulement PWC15 de Pratt & Whitney 92
Figure 4.7-Variation de la vitesse d'opération du roulement PWC#15 93
Figure 4.8-Dispositif expérimental du CNRC (Ottawa) 96
Figure 4.9-Vitesse de rotation réelle du roulement PWC #5 : S1 = 25,600: S2=32,000 and S3=34,200 rpm 96
Figure 4.10-Bague externe du roulement testé (PWC#15) de Pratt & Whitney montrant un défaut 98
Figure 4.11-Spectre et spectrogramme du roulement défectueux PWC#15 98
Figure 4.12-Spectrogramme à large fréquence du roulement défectueux PWC#15 99
Figure 4.13-Spectre du signal du roulement PWC100#5 n°3 : a)1 000 rpm; b) 2 000 rpm 100
Figure 4.14-Spectrogramme du roulement PWC100#5 n°3 : a) 1,000 rpm, b) 2,000 rpm 101
Figure 4.15- a) Défauts de la bague interne du roulement PW100#15 dans la représentation temps-fréquence à 400 rpm, b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou et c) Descripteurs de Fourier d'un objet 103
Figure 4.16- a) Défaut de la bague externe du roulement PW100#15 dans la représentation temps-fréquence à 800 rpm, b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou et c) Descripteurs de Fourier d'un objet 104
Figure 4.17- a) Défauts de la bague externe du roulement PW100#5 n°3 à 1,000 rpm dans la représentation temps-fréquence; b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou; c) Descripteurs de Fourier d'un objet 105
Figure 4.18- Défaut de la bague externe du roulement PW100#5 n°3 à 2,000 rpm dans la représentation temps-fréquence, b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou et c) Descripteurs de Fourier d'un objet 106

Figure 4.19- Classification des Descripteurs de Fourier comme output pour des nouvelles données : a) PW100#5, b) PW100#15 et c) le message de performance du classificateur... 107

Liste des symboles et abréviations

P_1	position du capteur avant sur la broche
P_2	position du capteur arrière sur la broche
F_R	vitesse de rotation de la broche (Hz)
F_{CF}	fréquence de défaut de la cage (Hz)
F_{IRF}	fréquence de défaut de la bague interne (Hz)
F_{ORF}	fréquence de défaut de la bague externe (Hz)
F_{BF}	fréquence de défaut de la bille (Hz)
D_B	diamètre de la bille (mm)
D_P	distance entre le centre de deux billes opposées (mm)
NB	le nombre de billes
θ	angle de contact de la bille
ANN	Artificial Neural Network
f_c	Fréquence de rotation de la cage
f_r :	Fréquence de rotation de l'arbre
SVM	Support Vector Machines
RCM	Racine carrée moyenne
TSA	Time Synchronous Average
ACP	Analyse des Composantes Principales
DF	Descripteurs de Fourier

Liste des Annexes

ANNEXE A: A Method for Analyzing Rotating Machinery Faults using Time-Frequency Application 118

ANNEXE B: Neural Network Applications to Bearing Vibration Signals for Fault Detection and Classification using Fourier Descriptors 162

ANNEXE C: Automatic Fault Diagnosis of Rotating Machinery using Fourier Descriptors and a Fuzzy Logic Classifier 184

CHAPITRE I – INTRODUCTION

1.1 Introduction

Les machines tournantes occupent actuellement une place prépondérante dans les applications faisant intervenir des systèmes de transmission de puissance. La mesure des vibrations sur ces machines revêt une importance toute particulière puisqu'elle joue un rôle capital dans les programmes de maintenance. Lorsque ces vibrations sont trop élevées, elles causent souvent un sentiment d'inquiétude, puisqu'elles annoncent possiblement un arrêt ou un bris imprévu et par conséquent une perte non négligeable de productivité ou une atteinte à la sécurité du personnel.

Les vibrations des machines tournantes sont dues à plusieurs forces dynamiques, y compris celles dues aux conditions anormales de fonctionnement ou à divers défauts. Des modèles de génération du signal de vibration ont été développés afin de rendre possible l'identification des défauts à partir des signaux mesurés et par conséquent la connaissance de l'état défectueux de la machine. Ces modèles permettent la détermination des caractéristiques spécifiques qui peuvent être extraites à l'aide du traitement des signaux, permettant ainsi de fournir des diagnostics sur l'état de la machine.

Les vibrations dans les machines tournantes peuvent être causées par divers phénomènes d'excitation.

1.2 Caractéristiques des signaux de vibration

L'existence de modèles expliquant les divers phénomènes dans les machines tournantes fait de l'analyse de vibration un outil très puissant pour la surveillance et le diagnostic des défauts. En fait, ces modèles nous permettent d'identifier l'état de la machine à partir des mesures de vibration faites à l'aide de capteurs qui sont habituellement fixés sur les enveloppes des composantes. Cependant, on suppose que la transmission de la source du signal mesuré est linéaire et ne change pas avec le temps. Ceci nous permet de tracer n'importe quelle variation de vibration. Cette hypothèse implique que pour n'importe quelle source harmonique, la vibration mesurée sera harmonique avec le même contenu de fréquence (figure1.1).

Figure 1.1-Hypothèse linéaire d'un système.

Ces modèles peuvent être analytiques, statistiques ou basés sur des symptômes. Les modèles analytiques viennent de la cinématique et de la dynamique et nécessitent divers paramètres physiques qui sont difficiles à évaluer tels que la rigidité et l'amortissement. De tels modèles sont développés pour les analyses modales. Leur utilisation pour l'analyse des vibrations est toujours à un stade de recherche. Les modèles basés sur les symptômes sont souvent employés pour la surveillance et le diagnostic, et ils se servent principalement de la cinématique des machines tournantes. Ceci leur permet de déterminer les fréquences spécifiques qui peuvent être identifiées en utilisant l'analyse simple dans le domaine fréquentiel.

Pour des machines à plusieurs composantes, à chaque fois qu'il est nécessaire de contrôler l'état d'une composante, les vibrations produites par d'autres éléments risquent de brouiller le signal. Par conséquent, afin de diminuer l'effet de ces vibrations, il est nécessaire de monter des capteurs aussi proches que possible de la composante en question.

Le problème avec cette approche est qu'en raison de certaines restrictions telles que la politique de garantie du fabricant et l'inaccessibilité de ces pièces, il n'est pas toujours possible de placer des capteurs tel que souhaité. Donc, le seul choix serait de fixer les capteurs sur la surface extérieure de la structure. Par conséquent, les capteurs collecteraient des signaux non seulement d'un élément spécifique mais de différentes sources. De ce fait, les signaux de chaque capteur seront une combinaison de signaux produits par les différents éléments, en plus du bruit ambiant, ce qui rend difficile la détermination de la composante dominante des signaux recueillis. Par conséquent, le premier défi consiste à décomposer le signal en des parties relatives aux composantes du système. Ce concept dans la littérature est dénommé «Séparation à la source» et dans le cas où les composantes ne sont pas bien identifiées, il est appelé «Séparation aveugle de sources».

Après avoir décomposé les signaux de leurs composantes (Mahvash, 2011), une des méthodes d'analyse de signal peut être utilisée afin de diagnostiquer chaque composante prise individuellement.

1.3 Vibrations des machines tournantes

Les vibrations produites par les machines tournantes sont de nature cyclique et les fréquences des phénomènes sont définies par les principes de la cinématique.

1.3.1 Vibrations d'origine mécanique

Les vibrations les plus susceptibles de causer des problèmes sont d'ordre mécanique et peuvent être associées à plusieurs phénomènes [2].

1.3.1.1 Le déséquilibre

Le déséquilibre est le générateur de vibrations le plus commun dans une machine tournante et il est dû à la distribution non symétrique de la masse autour de l'axe de rotation. Nous considérons ici, seulement les rotors rigides dont la vitesse de rotation inférieure à la première vitesse critique. Un rotor est bien équilibré si son centre de masse appartient à l'axe de rotation et si cet axe est l'axe principal d'inertie. On distingue le déséquilibre statique, de couple, et dynamique [2].

1.3.1.2 Le déséquilibre statique

Dans le déséquilibre statique, il y a apparition d'une force d'inertie due au fait que la masse de l'arbre ne se retrouve pas sur l'axe de rotation (figure 1.2a) [2]:

$$F_c = m.e.\omega_r^2 \qquad (1.1)$$

où ω_r est la vitesse de rotation constante (en rad.s^{-1}), *m* est la masse du disque (en kg), et *e* est la distance du centre de masse jusqu'à l'axe de rotation (en mètre).

1.3.1.3 Le déséquilibre de couple

Le déséquilibre de couple se produit quand le centre de masse ne coïncide pas avec l'axe de rotation principal (figure 1.2b). Le moment résultant d'inertie peut être écrit comme suit [2]:

$$M = I.\omega_r^2 \qquad (1.2)$$

où I est le produit d'inertie (kg.m^{-2}).

1.3.1.4 Le déséquilibre dynamique

La figure 1.2c concerne un rotor avec un déséquilibre statique et de couple. Nous avons alors une force d'inertie, et un moment de couple. L'angle entre la force et le moment d'inertie est entre $-\pi$ et $+\pi$ [2].

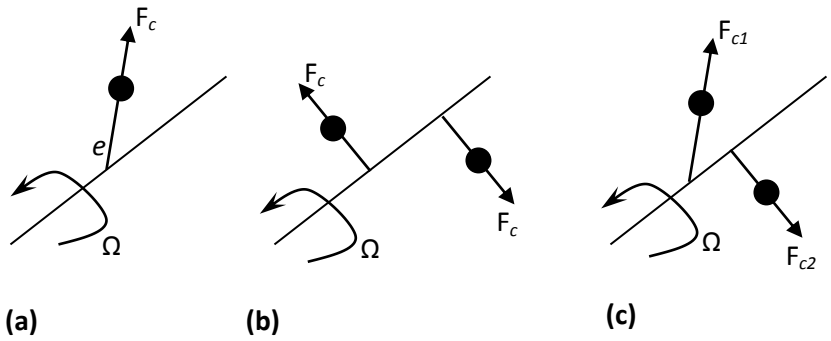


Figure 1.2-Forces pour différents genres de déséquilibre. (a) déséquilibre statique ; (b) déséquilibre de couple ; (c) déséquilibre dynamique [2].

1.3.1.5 Le désalignement

Le désalignement est un défaut très commun dans les machines tournantes La force mécanique est transmise par les arbres couplés qui doivent être alignés, sinon, des vibrations significatives peuvent se produire. Les vibrations produites agissent sur les roulements et sont liées au type de désalignement (Figures 1.3 et 1.4). Des modèles détaillés de génération des signaux ont été développés dans la littérature et ici on fait seulement une analyse qualitative pour des couples d'engrenages. La figure 1.4 montre les forces de ces couples quand le désalignement se produit. Des forces périodiques sont provoquées par le frottement dans l'engrenage et montrent une périodicité équivalente à la moitié de la période de rotation de l'arbre. Ceci, a pour conséquence l'apparition d'une fréquence fondamentale équivalente à $2f_r$. [2].

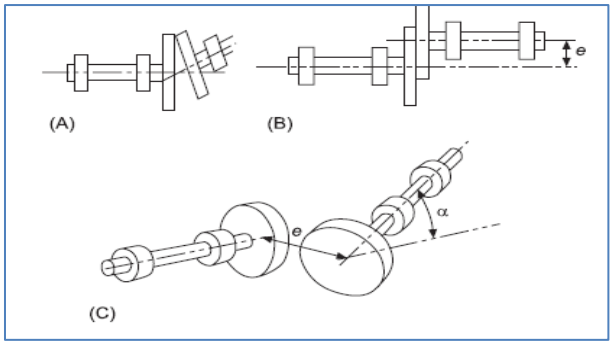


Figure 1.3-Types de désalignement. (A) angulaire ; (B) parallèle ; (C) les deux [2].

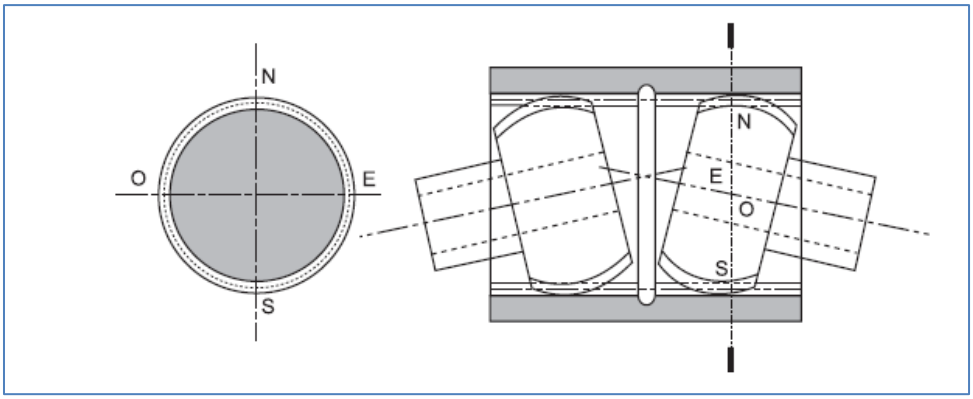


Figure 1.4-Force de frottement agissant sur les dents d'un engrenage désaligné [2].

1.4 Défauts de Roulements

Un roulement est un élément mécanique qui s'interpose entre deux parties d'une machine dont l'une est tournante et l'autre est fixe. Le roulement a été utilisé depuis longtemps, mais sous une forme simpliste. Le premier à avoir établi un dessin pour le roulement à billes est ***Léonard DE VINCI*** (XVème siècle) qui fut ainsi considéré comme l'inventeur du roulement moderne. Aujourd'hui, les roulements prennent des formes plus développées et plus variées et leur utilisation au sein des machines tournantes devient une nécessité absolue. Ceci explique bien l'intérêt actuel qu'on leur accorde [3].

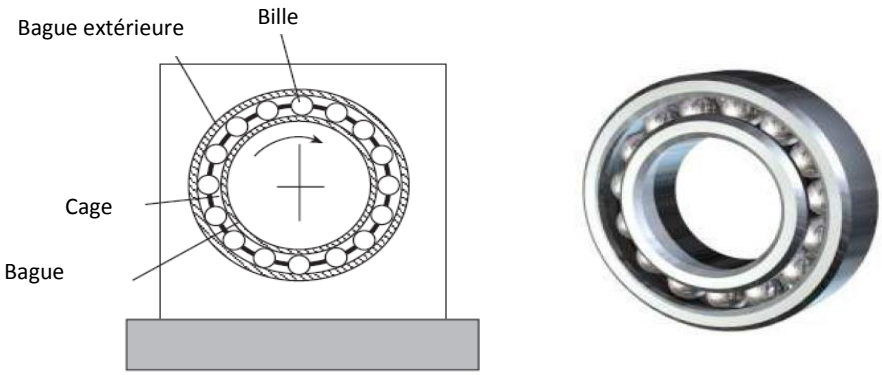


Figure 1.5 -Différentes composantes d'un roulement à billes [3].

Un roulement est composé des bagues interne et externe, d'une cage et de billes (Figure 1.5). Des vibrations sont produites quand les conditions de roulement ne sont pas parfaites, et qui peuvent être induites par des dommages extérieurs ou des forces agissant sur les roulements (déséquilibre, désalignement, etc.). Les dommages surfaciques sont dus à la fatigue en présence des efforts élevés aux points de contact. Plus spécifiquement, les vibrations sont produites par les impacts qui se produisent quand la surface d'une composante heurte une autre surface. Comme le roulement tourne, les impulsions résultantes se produisent périodiquement. Les fréquences de ces impulsions sont uniquement déterminées par l'emplacement où le défaut se produit, soit sur la bague interne, sur la bague externe, ou sur les éléments de billes. La géométrie du roulement est aussi un paramètre très important (Figure-1.7) [3].

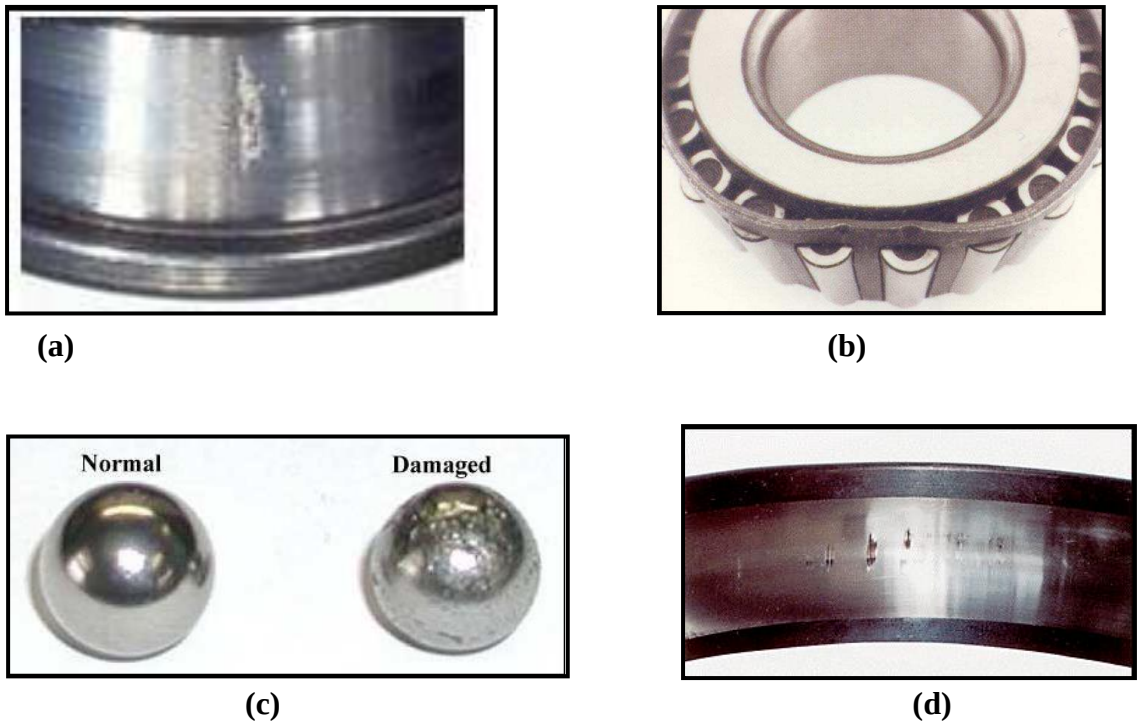


Figure 1.6-Défauts des roulements à billes. (a) sur la bague interne; (b) sur la cage; (c) sur une bille et (d) sur la bague externe [3].

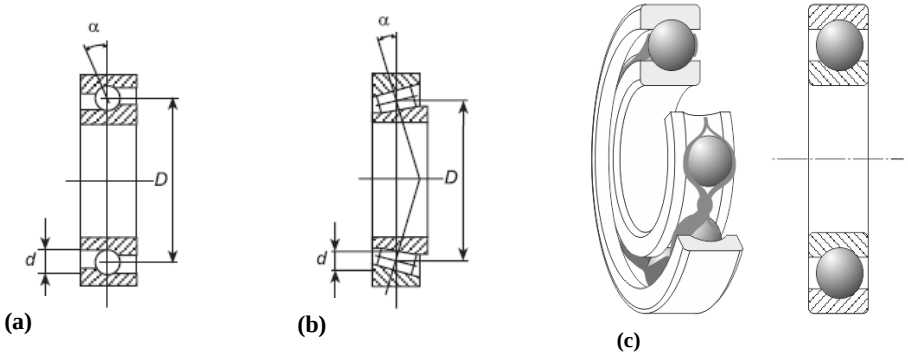


Figure 1.7-Géométrie d'un roulement. (a) Une vue de coupe d'un roulement à billes ; (b) Une vue de coupe d'un roulement à billes coniques. *D* : diamètre moyen au centre de la bille ; *d* : diamètre de la bille; α : angle de contact; (c) Roulement à une seule rangée de billes (Randall et *al*-2001).

1.5 Autres défauts mécaniques

Un autre type de défauts mécanique peut être dû à l'excitation du film d'huile (mouvement giratoire) qui apparaît dans les turbomachines à grande vitesse. Le défaut peut être décrit comme une onde qui se déplace dans le film d'huile, avec une vitesse inférieure de moitié à celle du rotor ($0.43 - 0.45 f_r$).

Les fissures dans l'arbre sont aussi un autre type de défauts qui présente une grande importance dans les turbomachines à haute puissance. Cependant, il est difficile de détecter ces phénomènes non-linéaires. Les procédures des *Run-up* et *Run-down* sont souvent employées pour détecter ces phénomènes en examinant l'amplitude et la phase relatives des premiers harmoniques de la rotation.

De façon générale les différents défauts peuvent avoir des indices semblables, mais quelle que soit la nature du défaut, il est important de le détecter dès sa $1^{ère}$ phase d'apparition, sinon différentes composantes peuvent se dégrader très rapidement et causer l'arrêt de l'ensemble de la machine. Le contrôle par analyse vibratoire demeure l'outil le plus utilisé pour déterminer de façon précoce les défauts car il présente l'avantage de fournir le plus d'informations sur l'état des composants et sur la nature précise du défaut. Il existe un large éventail de techniques de traitement de signal appliquées au diagnostic des machines et celles basées sur l'intelligence artificielle peuvent être une approche additionnelle capable d'identifier et d'isoler les défauts dans une machine tournante.

1.6 Classification des défauts par les méthodes d'intelligence artificielle

La méthode de classification consiste, dans ce cas, à décider à quel sous-ensemble d'une partition appartient une observation donnée. Le problème est d'associer à certaines données une décision concernant leur classe. Donc, le but d'une classification consiste à ce que cette décision soit la plus proche possible de la vraie classe et par conséquent déterminer la meilleure décision en fonction de certaines restrictions.

Tout classificateur possède un bon nombre d'éléments internes tels que les poids des connexions dans le cas des classificateurs neuronaux ou les distributions probabilistiques dans le cas des classificateurs Bayésiens. Ces éléments internes sont généralement calibrés en fonction des valeurs expérimentales.

Une application de classification se fait généralement en deux étapes:

1. Le calibrage des éléments du classificateur se fait sur un ensemble d'entrainement ou d'apprentissage.
2. L'évaluation de ses performances sur un ensemble de critères.

L'ensemble d'entrainement comprend des descriptions de la nature des vraies classes. On calibre ainsi les éléments du classificateur en fonction des problèmes à l'étude. Par la suite, le pourcentage de bonnes classifications sur un ensemble de critères mesuré. Ce dernier ne doit pas contenir d'exemples ayant servi à l'apprentissage sans quoi les mesures seraient faussées.

1.7 Motivation et contribution du présent travail :

Malgré que des efforts considérables aient été consentis pour maitriser le domaine de diagnostic des machines, les méthodes usuelles de traitement de signal présentent encore actuellement plusieurs inconvénients (la détection des défauts est tardive, une résolution fréquentielle inadéquate, l'élimination de l'information temporelle, etc..) car la plupart des défauts sont caractérisés par des phénomènes transitoires ou non stationnaires, et de ce fait, il est primordial d'aller vers les représentations temps-fréquences.

Ce travail a donc pour objectif ultime de développer un logiciel de diagnostic fiable et facile d'utilisation destiné à la surveillance automatique de l'état des machines tournantes et ceci à l'aide des techniques d'intelligence artificielle. On mettra l'emphase sur la combinaison d'une ou plusieurs méthodes d'analyse vibratoire dans le domaine temps-fréquences avec un algorithme de reconnaissance de formes.

Ce travail comprend les étapes suivantes:

I. Le développement d'un logiciel maison TF-Analysis (logiciel A) destiné spécialement au diagnostic des défauts des machines tournantes. Ce logiciel contient la plus part des distributions temps-fréquence et temps-échelle.
II. L'analyse des signaux des roulements provenant des machines de 'Pratt & Whitney Canada' et 'Bombardier aéronautique' afin d'examiner d'une part la fiabilité et la performance des techniques temps-fréquences à l'aide de notre logiciel maison (*in-house software*) et d'autre part trouver les causes des défauts de roulements utilisés par ces deux

compagnies. (Voir Annexe A: Article1- A Method for Analyzing Rotating Machinery Faults using Time-Frequency Application).

III. L'utilisation d'essais expérimentaux à une échelle industrielle afin de surmonter l'inconvénient de toutes les représentations temps-fréquence et finalement faire le choix de la meilleure distribution appropriée pour notre cas d'étude.

IV. La création d'un dictionnaire de signaux qui contient les caractéristiques de chaque composante avec et sans défaut. L'objectif de cette étape est de classifier dans ce dictionnaire les signaux provenant des distributions qui donnent le meilleur résultat pour notre cas. Pour le faire et en se basant sur le fait que la meilleure distribution est celle qui a la plus grande crête, trois meilleurs distributions seront retenues (dans le dictionnaire) pour chacune des composantes (roulements, engrenages, moteurs électriques, arbres et pompes).

V. Le calcul des matrices élémentaires des Descripteurs de Fourier pour chaque objet contenus dans les images d'analyses temps-fréquence. Ces matrices seront utilisées pour alimenter l'entrée (input) des algorithmes de classifications.

VI. Le développement d'un second logiciel maison (logiciel B) «*Decision support tools*» (DST) en utilisant le code de calcul Matlab pour la détection automatique permettant la localisation, la détection, et la classification (l'identification) des défauts dans les composantes des machines tournantes à l'aide des réseaux de neurones et la logique floue. (Voir Annexe B: Article2-Using Fourier Descriptors with Artificial Neural System to Fault Bearing for Automatic Detection and Classification;
Voir aussi Annexe C: Article3-Automatic Fault Diagnosis of Rotating Machinery Using Fourier Descriptors and a Fuzzy Logic).

VII. La validation des modèles développés en comparant les résultats obtenus avec ceux des essais expérimentaux.

Organisation et aperçu de la thèse

Cette thèse a été élaborée sous forme de cinq chapitres organisés de la manière suivante:
L'introduction et le deuxième chapitre contiennent une brève recherche bibliographique des méthodes temporelles et fréquentielles de surveillance des machines tournantes, ainsi que les méthodes temps-fréquence. Le chapitre un présente un court survol sur la nature du sujet ainsi

que les disciplines liées au domaine de l'intelligence artificielle destiné à la détection automatique des défauts. Le deuxième chapitre présente l'application des distributions temps-fréquence à la détection des défauts dans les machines rotatives industrielles. Ainsi, différentes méthodes temps-fréquence sont utilisées et comparées pour savoir laquelle des distributions est la plus appropriée pour chaque cas.

Le troisième chapitre présente l'application des Descripteurs de Fourier et les réseaux de neurones pour la classification des défauts dans le domaine du diagnostic des machines tournantes.

Au quatrième chapitre nous décrivons l'algorithme de détection et classification automatique des défauts de roulements des machines rotatives basé sur l'application des Descripteurs de Fourier et de la logique floue.

Finalement, nous présentons au dernier chapitre les principales conclusions tirées de cette thèse et nous énumérons les perspectives des travaux futurs à la suite de cette recherche.

CHAPITRE II

Une méthode d'analyse des défauts des machines tournantes à l'aide d'applications Temps-Fréquence

2.1 Introduction

L'analyse dans le domaine temporel possède des limites dans l'identification des défauts dans un composant spécifique parce qu'une machine est composée généralement de nombreux éléments et leurs contributions individuelles au signal global de vibration sont très difficiles à distinguer. Plusieurs paramètres peuvent être utilisés pour interpréter le signal dans le domaine d'analyse temporel. Certains de ces paramètres sont le pic, le niveau de la racine carrée moyenne (RCM) ainsi que le facteur de crête. Le moment statistique de quatrième ordre, connu sous le nom de kurtosis, est largement utilisé dans les conditions de surveillance des machines et plus spécifiquement pour la détection des défauts dans les composantes tournantes. Le kurtosis est un indicateur qui est sensible à l'impulsion d'un signal. Une valeur de kurtosis élevée indique la présence d'éventuels défauts dans le système. *Randall et al* (2001) ont proposé un kurtosis spectral pour la détection et la caractérisation des signaux transitoires présents dans un bruit additif.

C'est la raison pour laquelle les chercheurs se sont intéressés à l'analyse dans le domaine de fréquence. Dans cette analyse, la fréquence des principaux pics peuvent être associés aux composants spécifiques en se basant sur la spécification géométrique et la vitesse opératoire des composants. En surveillant des fréquences particulières, on peut détecter plus facilement le composant défectueux.

Parmi les techniques permettant d'analyser le signal vibratoire dans le domaine des fréquences, la plus connue est la transformée de Fourier qui permet d'exprimer un signal périodique en tant que somme de différentes fréquences sinusoïdales ou exponentielles. Plusieurs techniques telles que le spectre de puissance (SP) utilisent la transformée de Fourier comme base d'analyse. Le spectre de puissance automatique du signal est simplement une transformation de Fourier du signal multiplié par son conjugué complexe. Cavacece *et al* (2002) ont utilisé l'auto puissance et la puissance croisée des spectres pour détecter les défauts à un stade précoce dans les transmissions aéronautiques [38].

Les descriptions des techniques mentionnées ci-dessus peuvent être trouvées dans des manuels tels que (Vibration Spectrum Analysis: With Practical Approach, *S. Goldman* (1999), Harris Shock et Handbook Vibration, *Piersol* (2002)) et ne seront pas discutées en détails. D'autres transformations utiles, telles que la transformée de Hilbert, ont également été utilisées pour détecter et diagnostiquer les défauts des machines tournantes (*Minnicino et al*. (2004)). L'une des lacunes de la transformée de Fourier est qu'il est impossible de déterminer à quel temps une fréquence particulière s'est produite, en d'autres termes, cette transformée est essentiellement appropriée pour les signaux stationnaires. Cependant, les signaux de vibration des composants défectueux dans les machines tournantes sont souvent intermittents. Ces défauts sont sous une forme non-stationnaire et ont des caractéristiques fréquentielles et un signal transitoire variables. La propriété non-stationnaire du signal rend la transformée de Fourier comme un outil de traitement du signal inapproprié car elle ne fournit pas d'informations sur le temps.

Pour élargir l'application de la transformée de Fourier aux signaux non-stationnaires, *Gabor* (1946) l'a utilisé pour traiter une petite partie des signaux pour chaque segment de temps. La partition d'un signal en petits segments temporels, ou fenêtrages, est aussi appelée transformée de Fourier à fenêtre glissante. La taille de la fenêtre allouée peut révéler un défaut spécifique d'un élément tournant, mais peut négliger les défauts qui n'ont pas une bonne résolution pour cette taille de fenêtre. Au cours des dernières années, diverses techniques temps-fréquence, telles que les distributions de Wigner-Ville, de Choi-Williams et les transformées en ondelettes, ont été développées dans le domaine du traitement du signal. En 1966, Cohen [23] a passé en revue une classe de distributions temps-fréquence et a proposé une formule générale pour générer les différentes distributions en changeant une fonction arbitraire appelé le noyau (kernel) [39].
L'analyse de la transformée en ondelettes représente un intérêt particulier car elle décompose les signaux à une seule dimension dans un plan bidimensionnel. Cette transformée fournit des informations du signal dans le temps et simultanément à travers les domaines par une série d'opérations de convolution entre le signal en cours d'analyse et d'intégration en ondelettes de la fréquence du signal, en tenant compte de divers facteurs d'échelle. Une présentation courante de la théorie des ondelettes ainsi qu'une révision des équations de base et du contexte historique se trouvent dans les références [22-26].

La théorie complexe de l'analyse temps-fréquence limite les ingénieurs dans l'utilisation de ces méthodes dans le diagnostic des machines. Pour cette raison un logiciel maison (logiciel A : TF-Analysis) a été développé afin de permettre l'utilisation de différentes méthodes d'analyse temps-fréquence tel que la transformée de Fourier à fenêtre glissante, la représentation de Wigner-Ville et les ondelettes. Le programme permet à l'utilisateur d'effectuer les différentes distributions de la classe Cohen regroupant les méthodes temps-fréquence telles que les distributions de Choi-Williams, de Born-Jordan-Cohen. Ce programme a été développé spécialement pour le diagnostic de défauts dans les machines, et comprend la plupart des méthodes couramment utilisées dans l'analyse temps-fréquence.

Le premier objectif de cette étude est d'utiliser le logiciel A (TF- Analysis) afin de détecter les dysfonctionnements d’une machine-outil tournant à très grande vitesse à partir des signatures vibratoires mesurées dans le temps. Cette analyse sera basée sur des données enregistrées sur des composantes industrielles stationnaires et non stationnaires de la machine «Echospeed» (usine Bombardier, Montréal, Canada), Le deuxième objectif est d'utiliser ce logiciel pour analyser les données obtenues à partir d’un roulement défectueux (PW100#5) du moteur Pratt & Whitney. Ces données ont été recueillies sur un banc d’essai se trouvant au niveau du Centre national de recherches à Ottawa.

2.2 Logiciel d'analyse des signaux en temps-fréquence (Logiciel A : TF-Analysis)

Ce logiciel A a été conçu par notre groupe de recherche [76] pour servir de pont entre la recherche théorique et les applications pratiques de ces méthodes dans différents domaines. Le logiciel est capable de calculer et d'afficher les différentes transformations temps-fréquence/ temps-échelle à partir d'un fichier de données de signal temporel (figure 2.1). Les interfaces graphiques avec écran couleur et environnement Windows font de ce logiciel un outil puissant et professionnel pour toutes les méthodes de diagnostic.

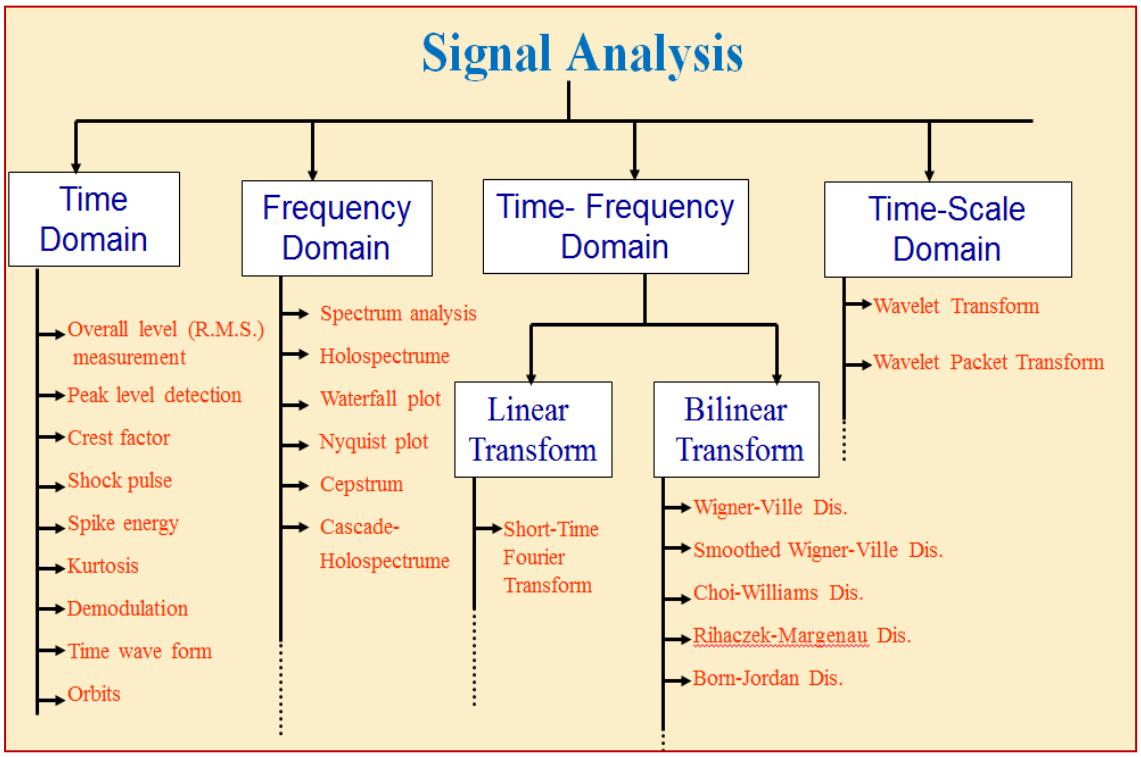


Figure 2.1-Logiciel temps-fréquence (TF-Analysis) et ses applications (domaines de temps, de fréquence, temps-fréquence et temps-échelle).

Dans la section suivante, les avantages et les inconvénients de la plupart des méthodes utilisées dans notre logiciel sont décrits afin de montrer la nécessité des méthodes temps- fréquence.

2.3 Analyse dans le domaine temporel

Dans l'analyse des vibrations, il est possible de visualiser le signal en forme d'onde dans le temps sur des oscilloscopes et par conséquent les composantes de fréquence. La formule suivante donne la relation entre le temps et la fréquence :

$$T = 1/f \qquad (2.1)$$

Où : T est la période en secondes et f est la fréquence en Hz.

Cette formule permet de déterminer les composantes de fréquence à partir du signal de temps (données en forme d'onde).

En pratique, dans le cas d'une machine complexe, l'utilisation de la méthode de la forme d'onde de temps est très difficile et par conséquent cette méthode ne permet pas de déterminer les composantes de fréquence.

Il existe plusieurs façons de mesurer l'amplitude de la vibration. La figure suivante montre la forme la plus simple de l'évolution d'une vibration dans le temps. L'amplitude peut être exprimée par le déplacement, la vitesse ou l'accélération.

Le facteur de crête-à-crête indique la différence entre les amplitudes maximale et minimale du mouvement. Il s'agit d'une valeur utile pour déterminer le mouvement des composants, le déplacement qui peut être critique pour des considérations de contrainte maximale ou de jeu mécanique.

La valeur de crête donne l'amplitude maximale et elle est utile dans toutes les décisions qui concernent les phénomènes de courte durée et les chocs en sont un exemple. Toutefois, elle ne donne pas le changement des vibrations au cours du temps.

La valeur moyenne reflète cette évolution, mais à la différence de la racine carrée moyenne (RMC), n'a pas de lien avec une quantité physique.

La RMC est la méthode la plus intéressante pour la mesure des amplitudes de vibrations. En plus de prendre en compte l'évolution du signal dans le temps, elle est liée à l'énergie de vibration et donc au "potentiel de détérioration" de la vibration.

Dans la pratique, le détecteur de la RMC égalise les valeurs positives et négatives instantanées dès leur apparition. Il effectue ensuite la moyenne sur une certaine période de temps, puis extrait la racine carrée du résultat.

Le facteur de crête définit le rapport entre la valeur de crête d'un signal sur la valeur de la RMC. Les amplitudes de vibration ne sont pas seulement utilisées pour décrire un signal sinusoïdal simple mais également un signal complexe.

2.4 Domaine d'analyse de fréquence

Le second type de représentation est la représentation du domaine de fréquence (fréquence, amplitude) appelé spectre ou représentation spectrale. Le signal complexe *F(t)* qui est difficile à interpréter, est décomposé en une série de composants élémentaires définis par leurs fréquences et leurs amplitudes.

L'outil mathématique utilisé dans ce cas est la décomposition du signal à l'aide de la transformée de Fourier. Si cette décomposition est possible, sa représentation dans le domaine temporel est encore inutilisable. Il consiste à représenter dans un diagramme appelé spectre la fréquence et l'amplitude. Avec ce type de représentation, chaque composante sinusoïdale est définie par son amplitude et sa fréquence. La représentation spectrale devient plus nette et réalisable. Le spectre final contient toutes les fréquences sinusoïdales (lignes discrètes) formant le signal de vibration d'origine. A noter que le spectre d'un choc périodique comporte un peigne de lignes à la fréquence de choc.

Le Cepstrum est un outil mathématique qui permet la détection de fréquences dans un spectre de fréquences. Il résulte de la transformée de Fourier inverse d'un spectre de puissance. Le Cepstrum harmonique, dans sa représentation graphique, est associé à une famille de lignes ou d'un ensemble d'une seule raie de la bande latérale. Il est utilisé pour le diagnostic des chocs périodiques ou en fréquence de modulation et de phénomènes d'amplitude.

Le Holospectrum est un procédé qui donne la fréquence et l'amplitude du spectre de vibration du rotor avec des relations de phase. Cette méthode peut fournir beaucoup plus d'informations sur le comportement des vibrations du rotor.

Les courbes en cascade (*Waterfall*) sont de type cartes spectrales. Une carte spectrale est un affichage à trois dimensions d'un spectre de vibration en fonction de la vitesse. Une cascade donne un excellent aperçu de la fréquence liée à la vitesse incrémentale. Cette méthode permet une localisation des composantes de vibration, ensuite identifie les composants qui varient avec la vitesse de rotation.

Le diagramme de Nyquist est utilisé pour représenter la réponse en fréquence d'un système. Pour ce faire, la transmittance de la fonction de transfert dans le plan complexe est sous forme d'un graphe. L'axe vertical représente la partie imaginaire de $H(j\omega)$ et l'axe horizontal représente la partie réelle. Pour une vitesse angulaire ω donnée, il est commode de travailler en coordonnées polaires:

1- La phase est représentée par un angle formé par la ligne droite horizontale avec l'axe horizontal à partir du point d'origine.

2- Le module par la distance entre le point et l'origine.

2.5 Techniques de temps-fréquence

Comme mentionné précédemment, dans toutes les méthodes classiques, il est supposé que les signaux sont stationnaires mais ce n'est pas toujours le cas. D'autre part, dans certaines machines lorsque les défauts commencent à apparaitre, les signaux vibratoires deviennent non-stationnaires et dans ce cas, les méthodes conventionnelles ne sont pas applicables. Il existe actuellement plusieurs types de variables telles que la vitesse des machines tournantes dont les signaux de vibration stationnaires ou pseudo-stationnaire ne peuvent pas être supposés.

2.5.1 Potentiels des méthodes temps-fréquence

Les méthodes temps-fréquence permettent (voir figure 2.2):

1- de fournir une représentation du signal en trois dimensions (amplitude-temps-fréquence).
2- de détecter et de suivre le développement des défauts qui génèrent une faible puissance vibratoire.
3- de superviser des machines dans lesquelles le processus de fonctionnement normal produit une amplitude élevée des chocs périodiques.

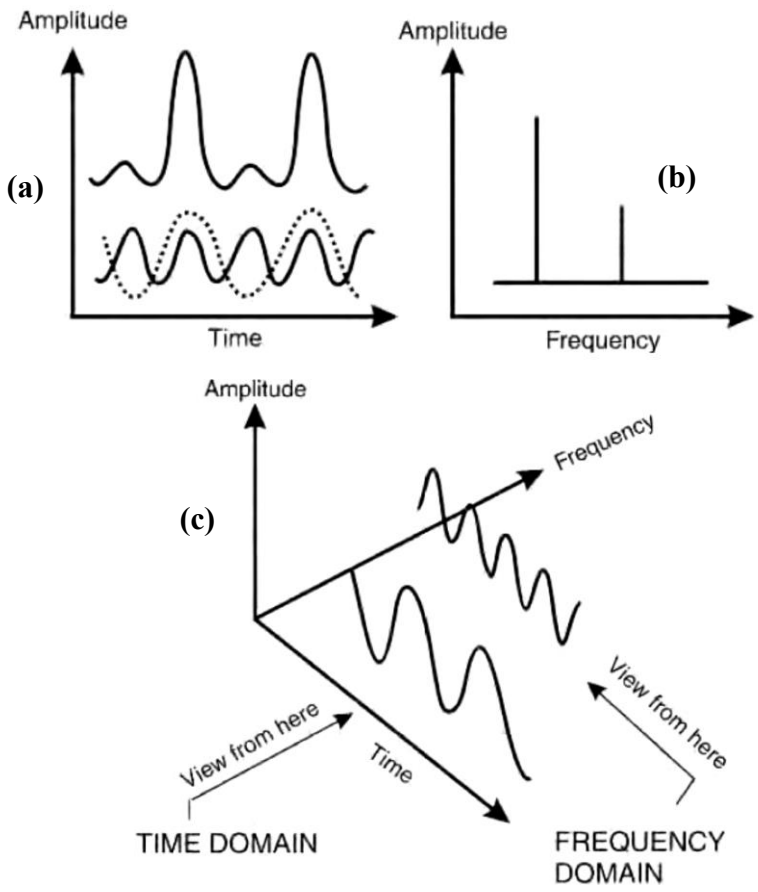


Figure 2.2- La relation entre les domaines temporal et fréquentiel. a) domaine temporel, b**)** domaine fréquentiel, c) coordonnées tridimensionnelles montrant le temps, la fréquence et l'amplitude [29].

En pratique, nous pouvons dire qu'il n'y a pas de distribution parfaite car chacune d'elle détient des inconvénients et des avantages. En effet, si une répartition donne la meilleure représentation pour un certain type de signal, d'autres distributions temps-fréquence donnent une meilleure représentation pour d'autres types de signaux.

2.6 Modulation de l'amplitude de fréquence et de temps d'un signal

La détérioration d'un défaut de roulement n'entraîne pas juste une augmentation de l'amplitude des fréquences de vibration, mais aussi la génération des harmoniques de ces fréquences en raison de la modulation d'amplitude.

«La dégradation d'un roulement peut se manifester de deux façons:

1- par une modulation d'amplitude qui est égale à la fréquence de rotation de l'arbre autour des fréquences de défauts f_0 du roulement (Figure 2.3);
2- par une modulation d'amplitude qui est égale à la fréquence des défauts du roulement ou une fréquence de rotation de l'arbre autour des fréquences de résonance f_0 (Figure 2.4)» [78].

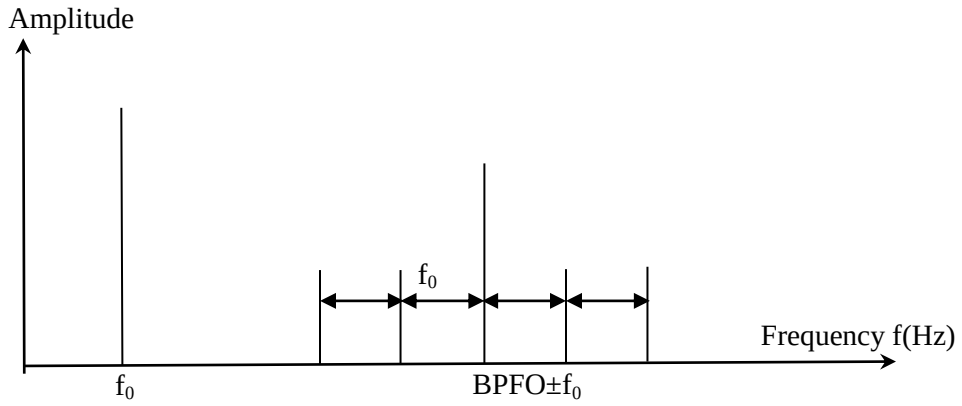


Figure 2.3- Modulation de l'amplitude dans les fréquences de défauts de roulement [78].

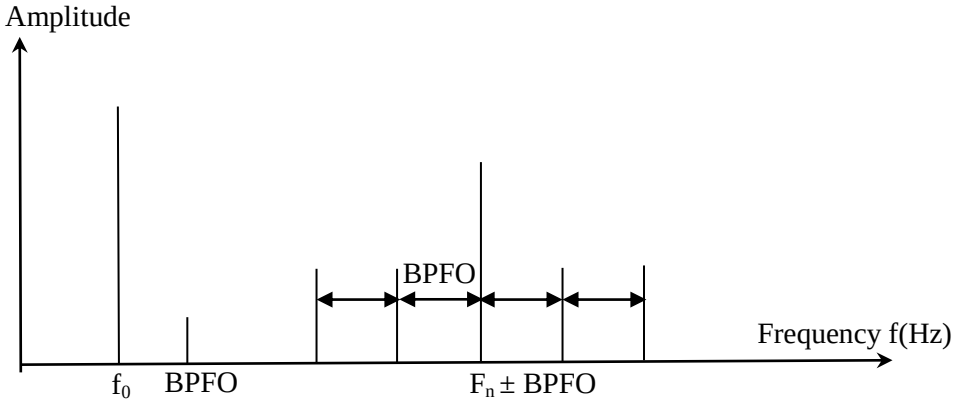


Figure 2.4-Modulation de l'amplitude aux fréquences de résonance [78].

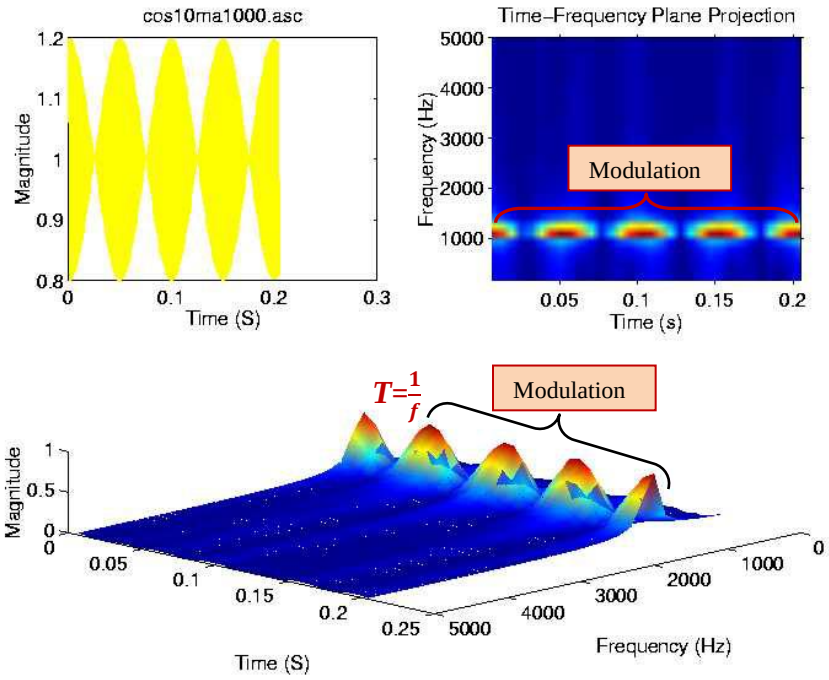


Figure 2.5-Exemple de modulation dans le temps d'un roulement défectueux en utilisant les distributions du spectrogramme (TFCT).

Dans la pratique, un grand nombre de défauts se manifeste par une modulation temporelle sous une forme harmonique. Dans ce cas, la distance entre deux sommets ($T = 1 / f$) représente la fréquence de défaut (fréquence de modulation (f)). Quand ce dernier se produit sous la forme d'un choc, il se répète à chaque rotation de l'arbre (à la fréquence de rotation de l'arbre *f*). La fonction de Dirac est alors répétée avec une période *T* qui se produit dans le domaine temporel comme une fonction de peigne (pics périodiques dans la figure 2.5).

2.7 Procédures expérimentales et résultats

2.7.1 <u>Études de cas 1:</u> Configurations des tests de Bombardier

Les analyses temps-fréquence ont été effectuées sur deux séries de mesure prises au niveau de l'usine Bombardier (200 tests), Série A (le 20 août 2007 : l'ancienne broche avec l'ancien roulement) et Série B (le 17 Septembre 2007 : nouvelle broche avec un nouveau roulement). Les données ont été enregistrées à l'aide du système d'acquisition «Pimento» à une fréquence d'échantillonnage de 81920 Hz et selon les directions horizontale et verticale. Deux

accéléromètres uni-axiaux ont été placés aux points P_1 et P_2 (Figure 2.6). Il est important de signaler que les signaux ont été recueillis en position neutre, c'est-à-dire que la machine tournait mais n'était pas engagée dans des opérations de coupe. Par conséquent, les roulements n'étaient pas soumis à des forces de coupe générées lors de l'usinage.

L'analyse temps-fréquence a été réalisée en trois étapes. Premièrement, les distributions des signaux ont été comparées à chaque date, ensuite une différence entre les signaux des séries A et B ont été évaluées afin de déterminer si des changements de fréquence de défauts sont apparus. Selon les caractéristiques de fréquence théorique des défauts des diverses composantes de rotation, l'analyse spectrale a été entreprise afin de vérifier laquelle de ces fréquences a été nécessaire pour le diagnostic de panne de la machine.

Le logiciel A a été conçu pour être exécuté de façon interactive ; il produit et représente les résultats dans le plan énergie-temps-fréquence durant l'intervalle de mesure.

La figure 2.6 illustre une analyse temps-fréquence à l'aide d'une transformation bilinéaire. Le graphe dans le coin supérieur gauche est le signal du temps, le coin supérieur droit représente la projection de la fréquence en fonction du temps et le graphe en dessous montre l'amplitude de la distribution temps-fréquence dans une représentation tridimensionnelle.

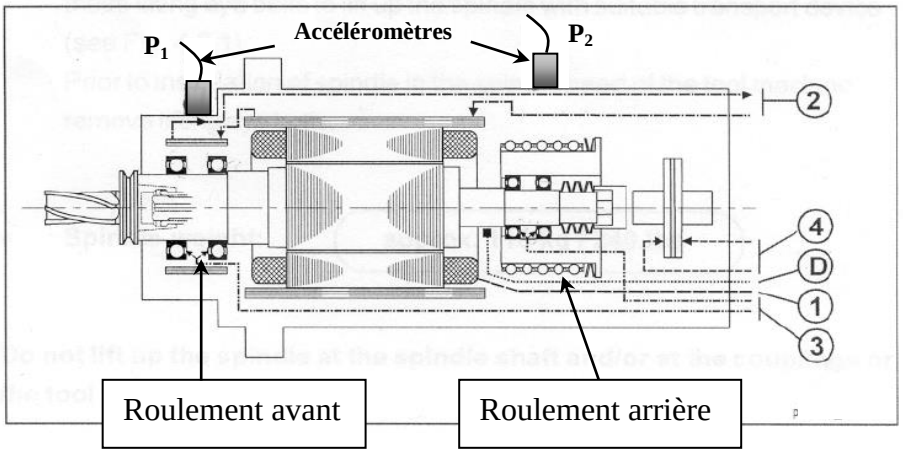


Figure 2.6-Positionnement des capteurs sur l'axe de broche de la machine «Echospeed» de Bombardier.

2.7.2 Comparaison entre les distributions

Dans le diagnostic des pannes, le choix de la distribution est très important. Ainsi, afin de déterminer laquelle des distributions est appropriée pour le roulement de Bombardier, les résultats des signaux, obtenus de la Série A des tests, dans les domaines temps- fréquence sont représentés et expliqués dans cette section. La comparaison est faite sous forme d'un graphe tridimensionnel.

Le signal montré ci-dessous représente une vitesse de rotation de 24 000 rpm. Les signaux ont été enregistrés à l'aide d'un capteur placé sur le roulement arrière dans la direction horizontale. Sur la base des signaux obtenus dans la figure 2.7, plusieurs fonctions mathématiques ont été considérées pour décrire les distributions observées.

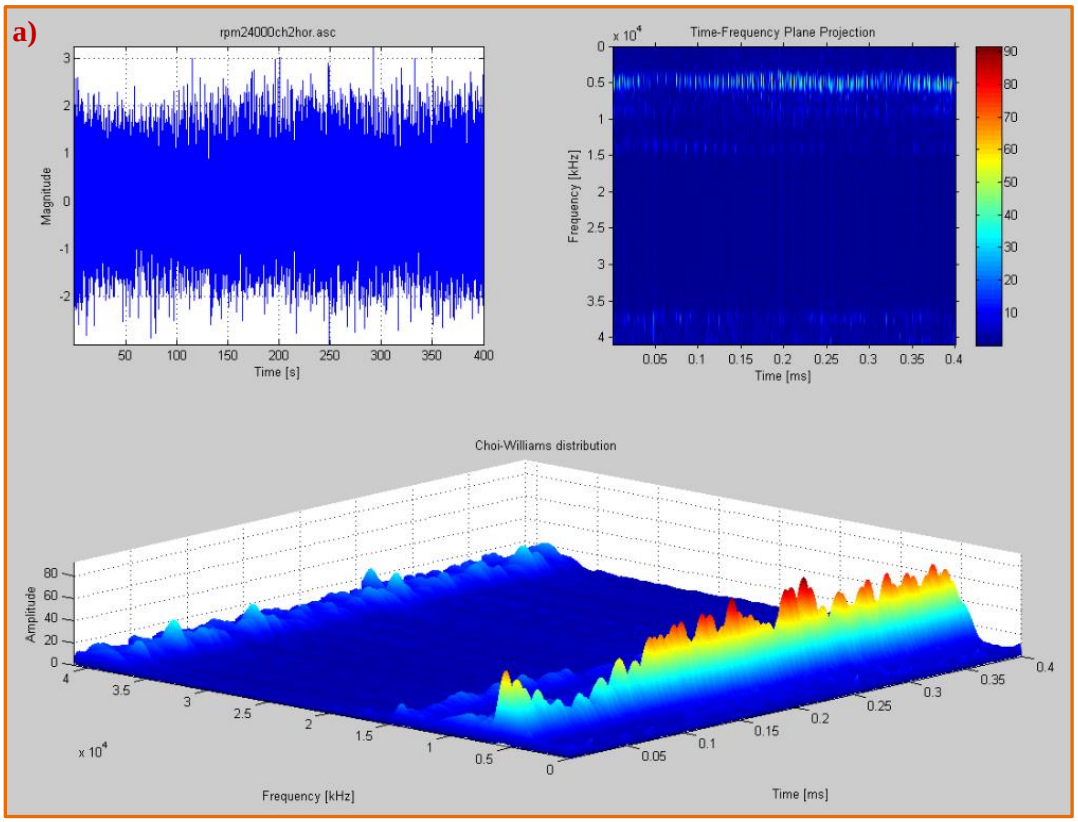


Figure 2.7-Distributions de : (a) Choi Williams (b) Pseudo Wigner-Ville et (c) Wigner-Ville (roulement Echospeed tournant à 24 000 rpm).

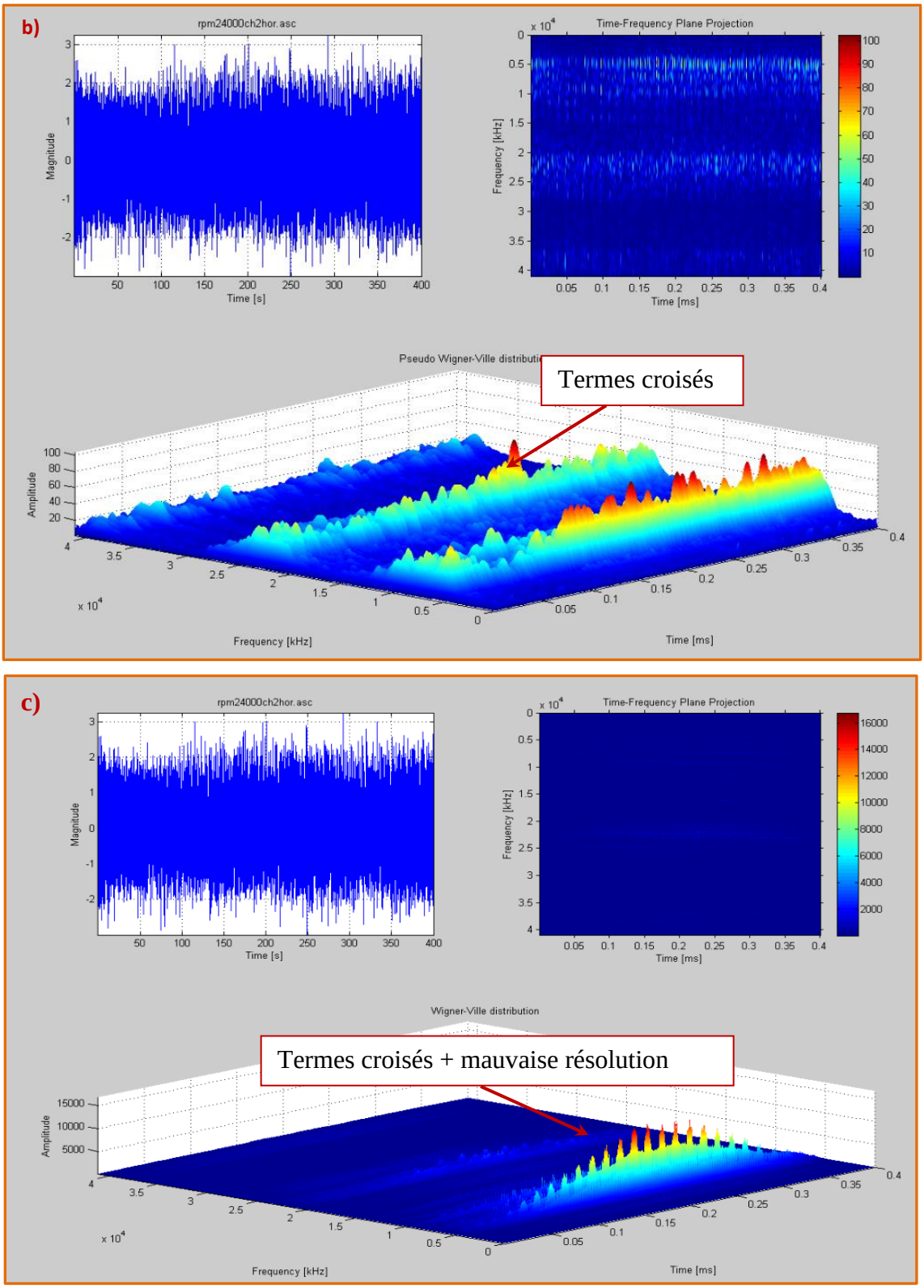


Figure 2.7- "suite".

La distribution de Wigner-Ville possède les propriétés mathématiques les plus appropriées pour décrire la distribution observée. De plus, elle permet une haute résolution dans le domaine temps-fréquence. Cependant, il y a souvent des interférences dans certaines régions et qui peuvent prêter à confusion parce que cette méthode est très sensible au bruit causé par la présence de termes croisés.

Chaque distribution détient des inconvénients et des avantages et le choix de la distribution pour une application pratique donnée dépend du type de problème posé.

Les signaux obtenus à partir de la machine tournant à une vitesse de 27 000 rpm (capteur avant, direction horizontale) ont été utilisés pour confirmer si les équations indiquées ci-dessus peuvent décrire adéquatement la distribution observée.

En observant les figures 2.7 et 2.8, les explications données précédemment deviennent plus claires à propos de la différence entre les trois équations de distribution. Ainsi, une grande partie des amplitudes les plus élevées a été observée pour la distribution de Wigner-Ville dans le cas d'une vitesse de 24 000 ou 27 000 rpm. Il existe un intervalle 100 fois plus large que pour les autres distributions. Aussi, la résolution en fréquence est nettement plus élevée pour la distribution de Wigner-Ville. Cependant, les figures 2.7b, 2.8b et 2.8c confirment la présence d'interférences dans les distributions de Wigner-Ville et de Pseudo Wigner-Ville.

L'absence de signaux basse fréquence dans les mesures indique donc que la distribution Choi-Williams a été le meilleur choix pour décrire les données observées.

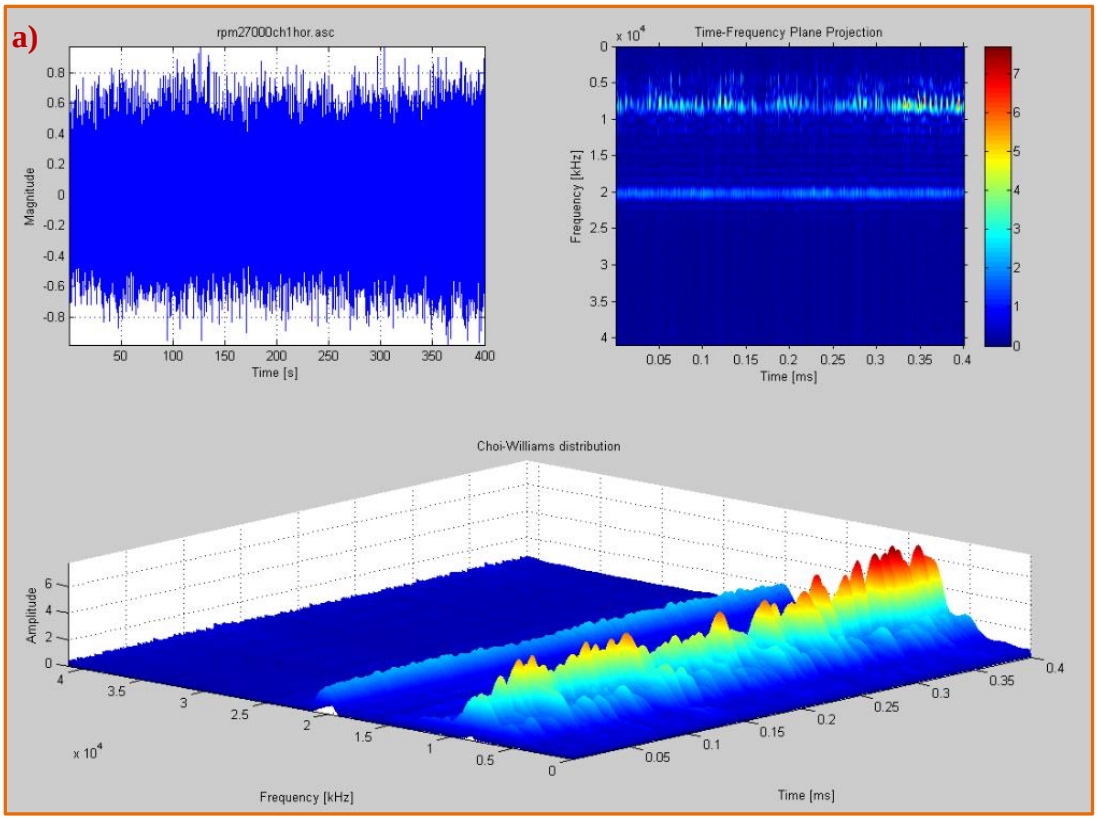
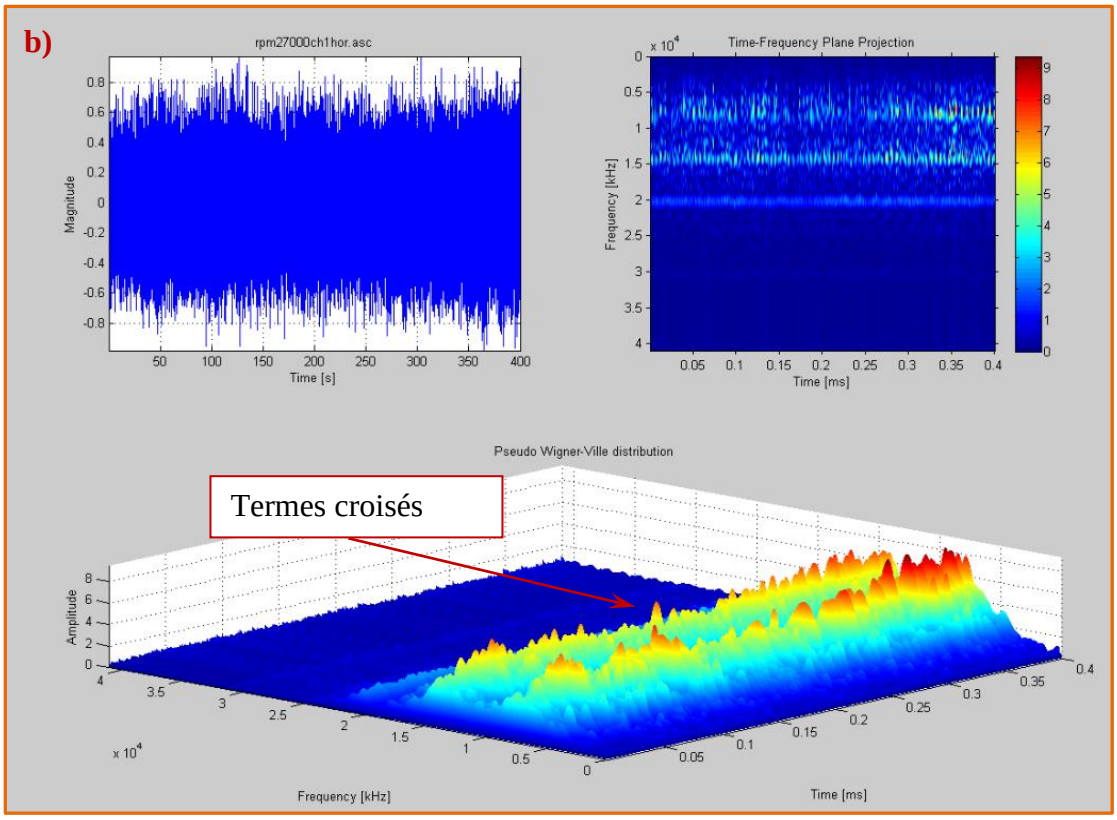


Figure 2.8-Distributions de a) Choi Williams, b) Pseudo Wigner-Ville et c) de Wigner-Ville. (Roulement de l'Echospeed tournant à 27 000 rpm).



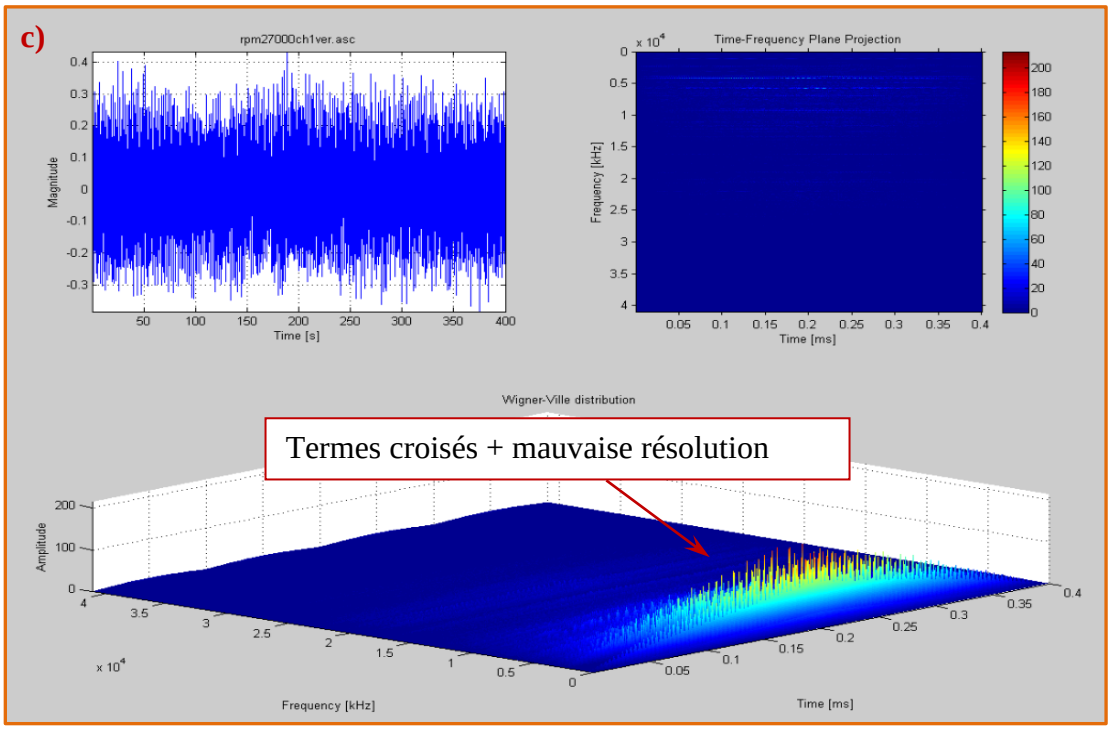


Figure 2.8-"suite".

2.7.3 Comparaison des mêmes signaux à différentes dates de mesure

La variation dans les signaux vibratoires de la broche entre deux points de mesure à environ un mois d'intervalle (Série A : ancienne broche avec l'ancien roulement et Série B: nouvelle broche avec le nouveau roulement) a été comparée. Les données ont été analysées en utilisant la distribution de Choi-Williams, précédemment montrée comme étant appropriée pour décrire les signaux enregistrés.

Une analyse préliminaire basée sur une inspection visuelle des figures 2.9-2.10 (En utilisant les données générées durant la rotation de la machine à 24 000 rpm avec le capteur placé en arrière dans la direction horizontale) montre que les cas a) et b) de chaque figure sont presque identiques et montre aussi des fréquences de même ordre de grandeur et ceci dans les mêmes intervalles de temps. De plus, le comportement de la broche n'a pas varié de façon significative par rapport à la vitesse la rotation de l'arbre de l'Echospeed entre la Série A (ancien roulement) et la Série B (nouveau roulement).

Une analyse par inspection visuelle des données recueillies à partir du capteur avant dans la direction verticale à une vitesse de 27 000 rpm, n'a pas aussi montré une différence significative entre les essais effectués lors des séries A et B (Figures 2.9 a et b). Pour confirmer cette tendance, les données recueillies à partir du capteur avant (direction horizontale) de la machine tournant à 27 000 rpm ont été analysées. La figure 2.10 montre qu'il n'existe aucune différence entre les deux mesures. La distribution de fréquence semble identique, avec des amplitudes très similaires pour les deux dates.

La première analyse visuelle met en évidence un sérieux problème de la nouvelle broche (elle a le même comportement que l'ancienne broche), parce que ceci expliquerait pourquoi elle a causé déjà des problèmes lorsqu'elle a été tout juste mise en service. Dans la section suivante, nous analyserons si ces fréquences correspondent à celles des pannes.

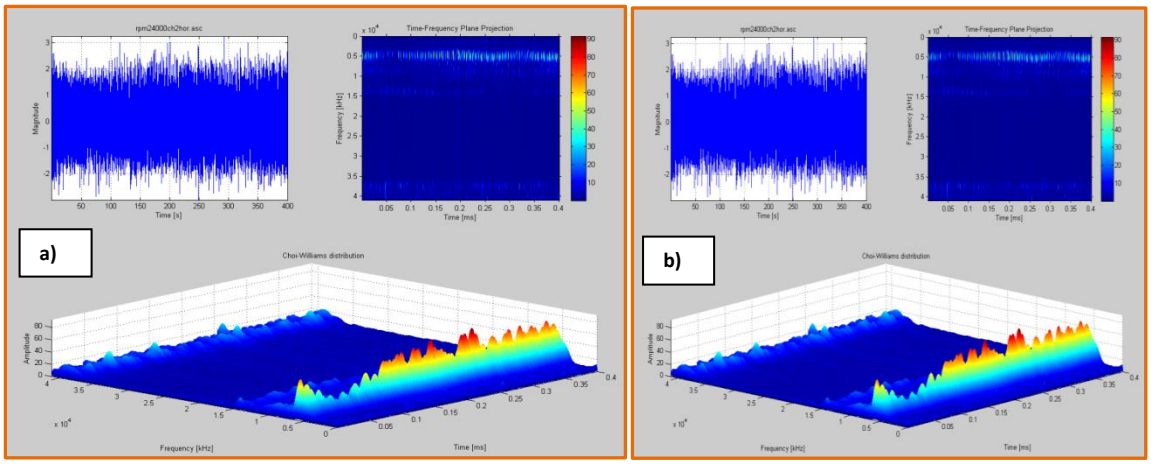


Figure 2.9-Distribution de Choi-Williams à partir du capteur avant dans la direction verticale à une vitesse du roulement de l'Echospeed de 27 000 rpm: a) mesure du 20 août b) mesure du 17 septembre.

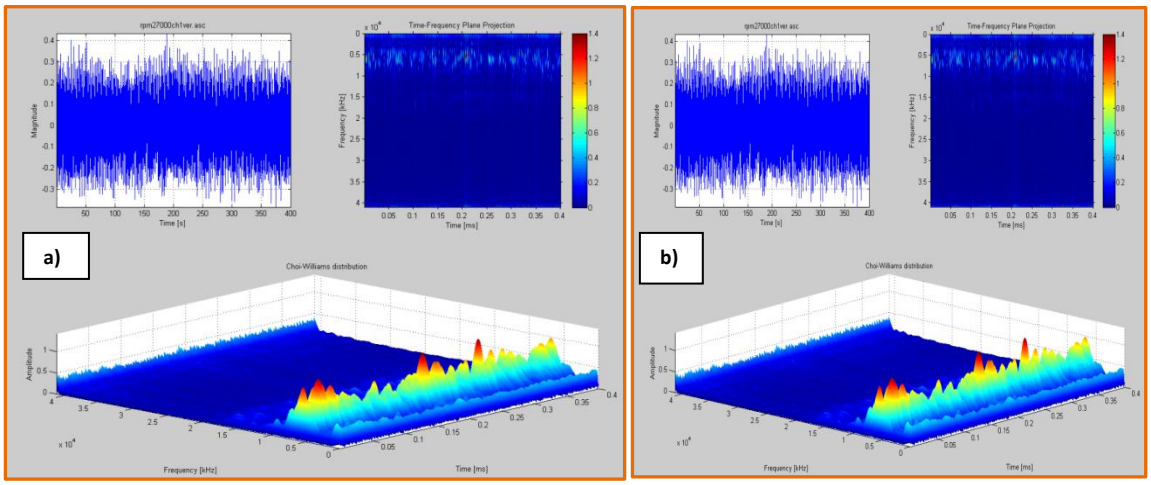


Figure 2.10-Distribution de Choi-Williams à partir du capteur avant dans la direction horizontale à une vitesse du roulement de l'Echospeed de 27 000 rpm: a) mesure du 20 août b) mesure du 17 septembre.

2.8 ANALYSE SPECTRALE

L'analyse spectrale a été effectuée afin de déterminer si la défaillance des différents composants dans le roulement avant et arrière s'est produite pendant la rotation à grande vitesse (24 000, 27 000 et 30 000 rpm). Des formules mathématiques simples ont été utilisées pour calculer les fréquences des défauts de la cage, des bagues interne et externe et des billes des roulements. Ces formules sont présentées ci-dessous [*Randall et al*- 2001] :

$$F_{CF}=\frac{1}{2} F_R\left(1-\frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)$$

$$F_{ORF}=\frac{N_B}{2} F_R\left(1-\frac{D_B COS\theta}{D_P}\right) \qquad (2.13)$$

$$F_{IRF}=\frac{N_B}{2} F_R\left(1+\frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)$$

$$F_{BF}=\frac{D_P}{2D_B} F_R\left(1-\frac{D_B^2 BCOS^2\theta}{D_P^2}\right)$$

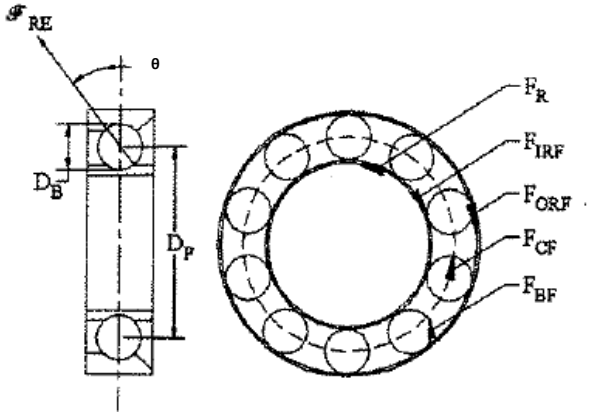


Figure 2.11-Les composants d'un roulement [*Randall et al*- 2001].

où F_R est la vitesse de rotation de la broche en Hz :

F_{CF}, F_{IRF}, F_{ORF}, F_{BF} sont respectivement les fréquences de défaut de la cage, de la bague interne, de la bague externe et de la bille.

D_B est le diamètre de la bille ;

D_P est la distance entre le centre de deux billes opposées ;

N_B est le nombre de billes ;

θ est l'angle de contact de la bille.

Dans la machine Echospeed, les roulements ont un contact radial, créant un angle $\theta = 0$ (Figures 2.11 et 2.12).

Ces fréquences théoriques des défauts dépendent des caractéristiques géométriques du roulement étudié et de la fréquence de rotation de l'arbre. En pratique, à cause du glissement entre les composants du roulement, ces fréquences caractéristiques peuvent être légèrement différentes de leurs valeurs calculées (1-2%). En comparant la fréquence caractéristique mesurée et la fréquence théorique, la localisation du défaut peut être identifiée.

L'information sur la géométrie du roulement est nécessaire pour utiliser ces formules. Les caractéristiques géométriques sont illustrées dans les figures suivantes.

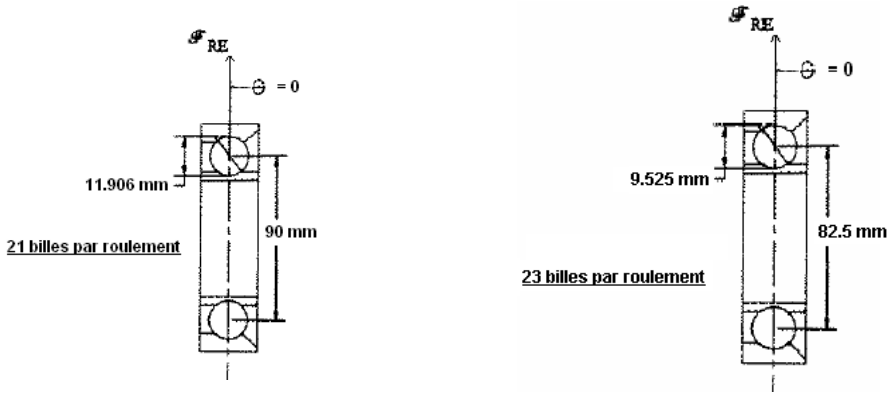


Figure 2.12-Géométrie du roulement de l'Echospeed.

Les fréquences théoriques des défauts sont présentées dans les tableaux 2.1-2.6 pour les différentes vitesses de rotation.

Tableau 2.1 Fréquences des défauts du roulement avant (30 000 rpm).

Roulement arrière	Fréquence
Défaut de la cage (F_{CF})	221 Hz
Défaut de la bague externe (F_{ORF})	5086 Hz
Défaut de la bague interne (F_{IRF})	6414 Hz
Défaut de la bille (F_{BF})	2137 Hz

Tableau 2.2 Fréquences des défauts du roulement arrière (30 000 rpm).

Roulement avant	Fréquence
Défaut de la cage (F_{CF})	217 Hz
Défaut de la bague externe (F_{ORF})	4555 Hz
Défaut de la bague interne (F_{IRF})	5945 Hz
Défaut de la bille (F_{BF})	1857 Hz

Tableau 2.3 Fréquences des défauts du roulement avant (27 000 rpm).

Roulement arrière	Fréquences
Défaut de la cage	199 Hz
Défaut de la bague externe (F_{ORF})	4578 Hz
Défaut de la bague interne (F_{IRF})	5772 Hz
Défaut de la bille (F_{BF})	1923 Hz

Tableau 2.4 Fréquences des défauts pour le roulement arrière (27 000 rpm).

Roulement avant	Fréquence
Défaut de la cage (F_{CF})	195 Hz
Défaut de la bague externe (F_{ORF})	4100 Hz
Défaut de la bague interne (F_{IRF})	5350 Hz
Défaut de la bille (F_{BF})	1671 Hz

Tableau 2.5 Fréquences des défauts du roulement avant (24 000 rpm).

Roulement avant	Fréquence
Défaut de la cage (F_{CF})	174 Hz
Défaut de la bague externe (F_{ORF})	3644 Hz
Défaut de la bague interne (F_{IRF})	4756 Hz
Défaut de la bille (F_{BF})	1485 Hz

Tableau 2.6 Fréquences des défauts pour le roulement arrière (24 000 rpm).

Roulement arrière	Fréquence
Défaut de la cage (F_{CF})	177 Hz
Défaut de la bague externe (F_{ORF})	4067 Hz
Défaut de la bague interne (F_{IRF})	5131 Hz
Défaut de la bille (F_{BF})	1709 Hz

En se basant sur les fréquences théoriques des défauts, l'analyse spectrale des signaux de la machine a été effectuée afin de déterminer si des défaillances se sont produites dans les roulements avant et arrière.

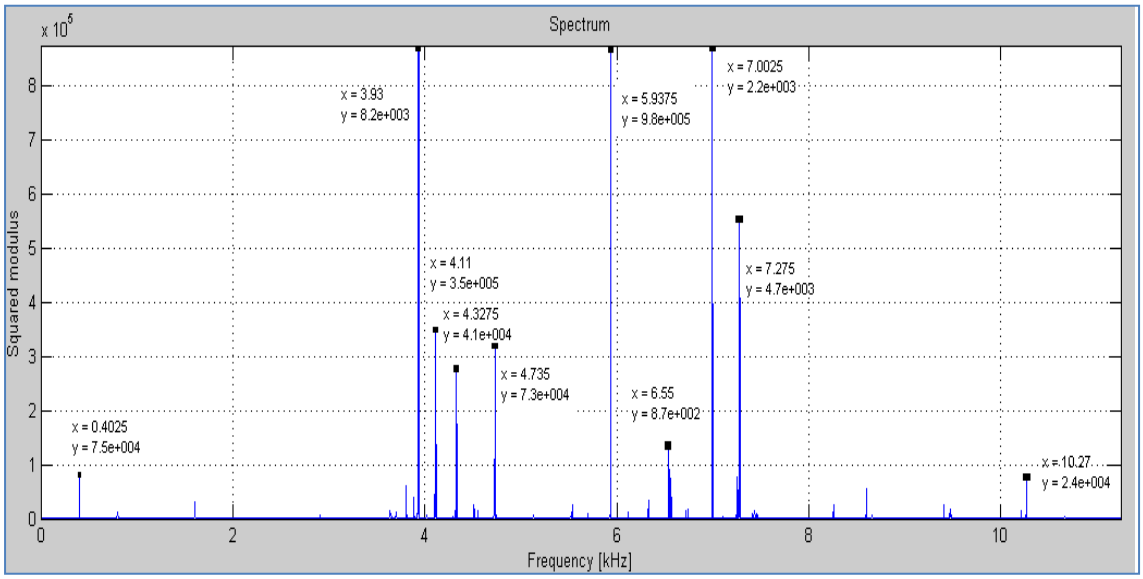


Figure 2.13-Roulement avant de l'Echospeed, direction horizontale (24 000 rpm).

Dans la figure 2.13, des amplitudes élevées ont été observées dans le spectre en plusieurs points, ce qui suggère que certains éléments du roulement avant (direction horizontale) ont présenté des défauts. L'apparition d'un pic à 4735 Hz est proche de la fréquence théorique de défaut de la

bague interne (F_{IRF}) qui est de l'ordre de 4756 Hz. Finalement les pics aux fréquences de 3930, 4327 et 4735 Hz ont montré un espacement régulier (environ 400 Hz environ, ce qui correspond à la vitesse de rotation de la broche).

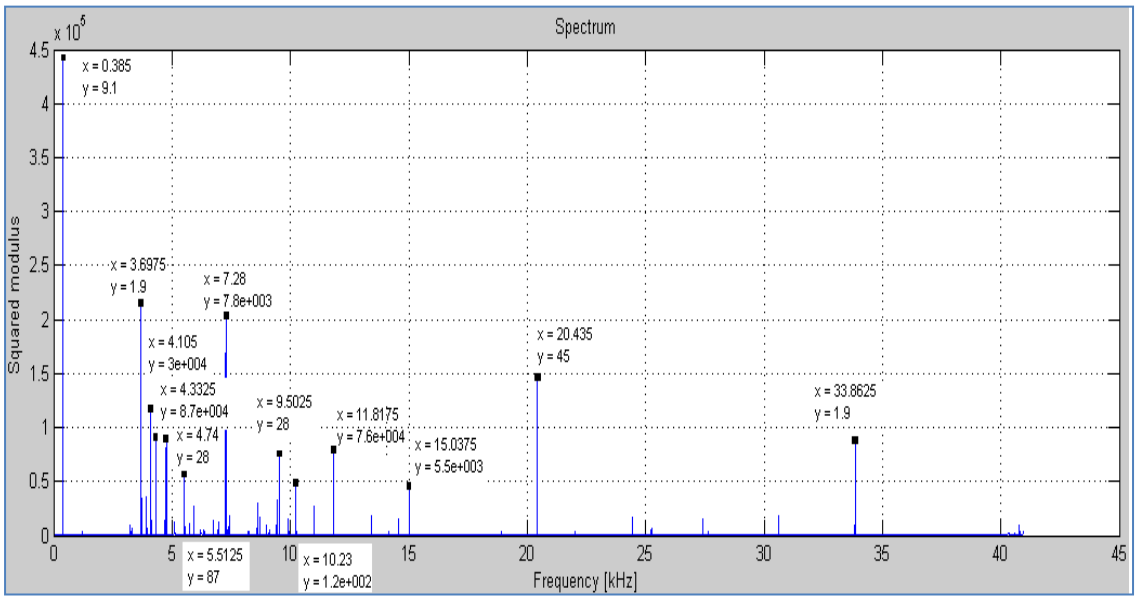


Figure 2.14-Roulement avant de l'Echospeed, direction verticale, 24 000 rpm.

L'examen du spectre de roulement avant, à partir de la figure 2.14, a montré que le paramètre F_{IRF} (4740 Hz) est très proche de la fréquence théorique qui est de 4756 Hz. Cependant, cette fréquence est apparue à faible amplitude dans la direction verticale plutôt que dans la direction horizontale. L'espacement régulier est moins évident pour cette direction mais de petits pics sont également répartis entre les fréquences de 3698 et 4105 Hz et entre 4333 et 4740 Hz.

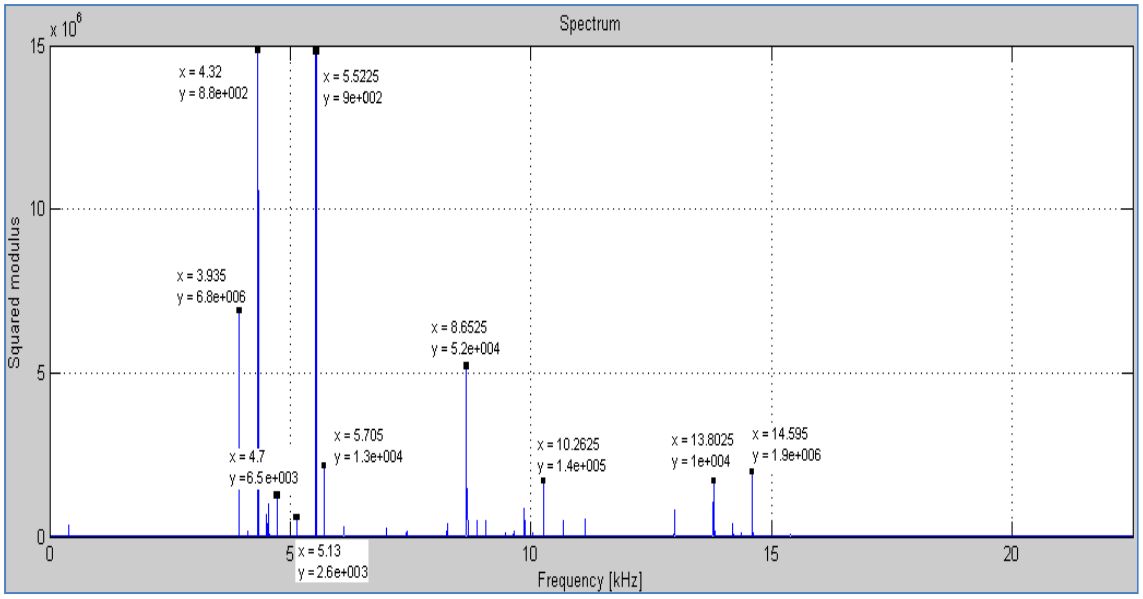


Figure 2.15-Roulement arrière de l'Echospeed, direction horizontale, 24 000 rpm.

La figure 2.15 montre que le roulement arrière est beaucoup plus endommagé par l'action de la machine que le roulement avant. De très fortes amplitudes sont observées, approximativement 10 à 15 fois plus élevées que pour le roulement avant. De plus, la fréquence de défaillance de la bague interne est observée à 5130 Hz. L'espacement entre les fréquences reste constant (environ 400 Hz) entre les fréquences 3935, 4700, 5130 et 5523 Hz.

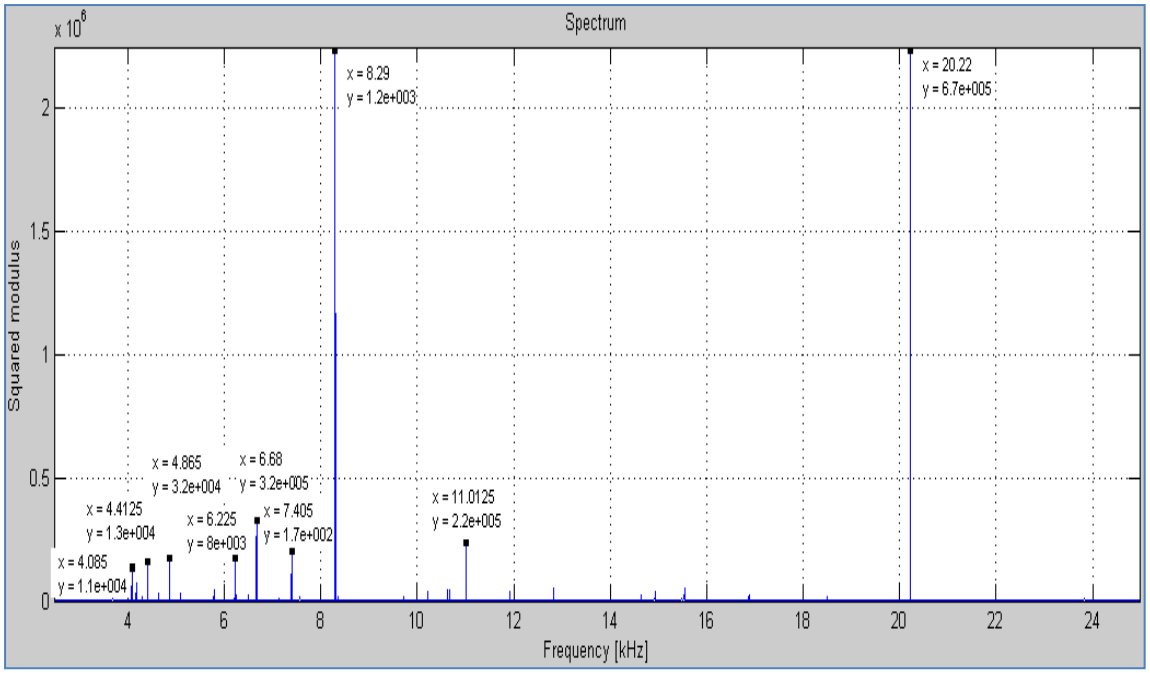


Figure 2.16-Roulement avant de l'Echospeed, dans la direction horizontale, 27 000 rpm.

À partir de la figure 2.16 la fréquence de défaut de la bague externe (F_{ORF}) a été observée aux alentours de la fréquence de 4085 Hz, ce qui est proche de la fréquence théorique de ce composant (4100 Hz). Contrairement au spectre obtenu à la vitesse de 24 000 rpm (Figure 2.15), il n'y a aucune preuve de présence de la fréquence de défaut de la bague interne (F_{IRF}). Aussi, à cette vitesse, l'espacement régulier correspondant à la vitesse de la broche (450 Hz) a été observé entre les fréquences 4413 et 4865 Hz et entre 6225 et 6680 Hz.

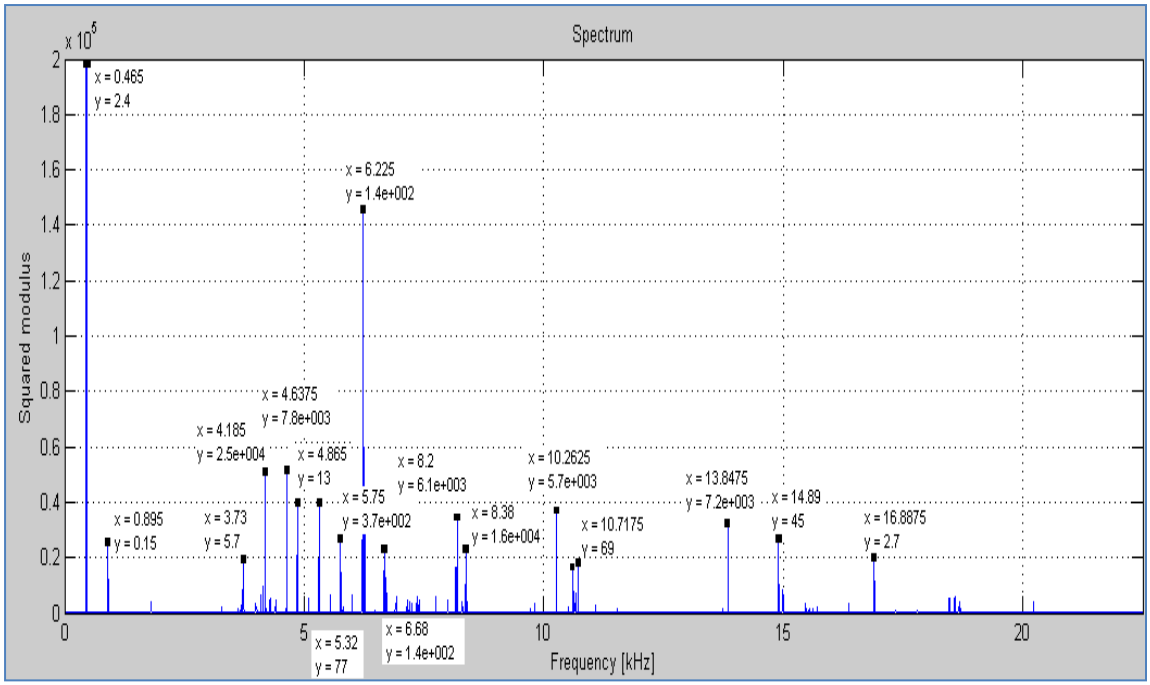


Figure 2.17-Roulement avant de l'Echospeed, direction verticale, 27 000 rpm.

À la vitesse de 27 000 rpm, la figure 2.17 montre la présence de la fréquence de rotation de la broche (environ 450 Hz) avec une très grande amplitude et sa première harmonique à 900 Hz. Ceci laisse supposer la présence d'un défaut dû à un désalignement de l'arbre. En plus, les fréquences F_{IRF} et F_{ORF} sont également présentes dans cette direction à 5320 et 4185 Hz respectivement. Une fois encore, l'espacement est régulier (égal à 450 Hz ce qui correspond à la vitesse de rotation de la broche) entre les fréquences de 3730, 4185 et 4637 et entre 4865, 5320, 5750, 6225 et 6680 Hz.

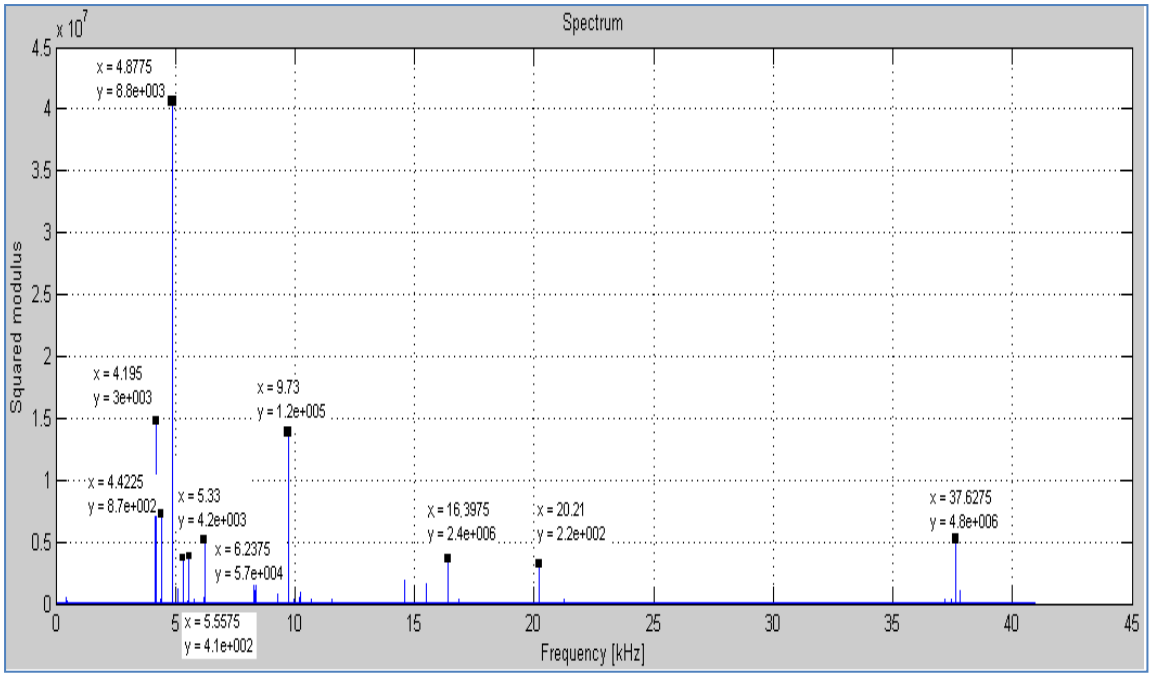


Figure 2.18-Roulement arrière de l'Echospeed, direction horizontale, 27 000 rpm.

De façon surprenante, le spectre du roulement arrière à la vitesse de 27 000 rpm et dans la direction horizontale, ne contient aucune fréquence de défaut (Figure 2.18). La présence de pics aux fréquences 4422 et 5557 Hz, qui se rapprochent des fréquences théoriques de défaut des bagues interne (F_{IRF}) et externe (F_{ORF}) respectivement mérite d'être mentionnée. Cependant, la variation était suffisamment élevée pour que la défaillance des composants F_{IRF} et F_{ORF} ne peut être confirmée.

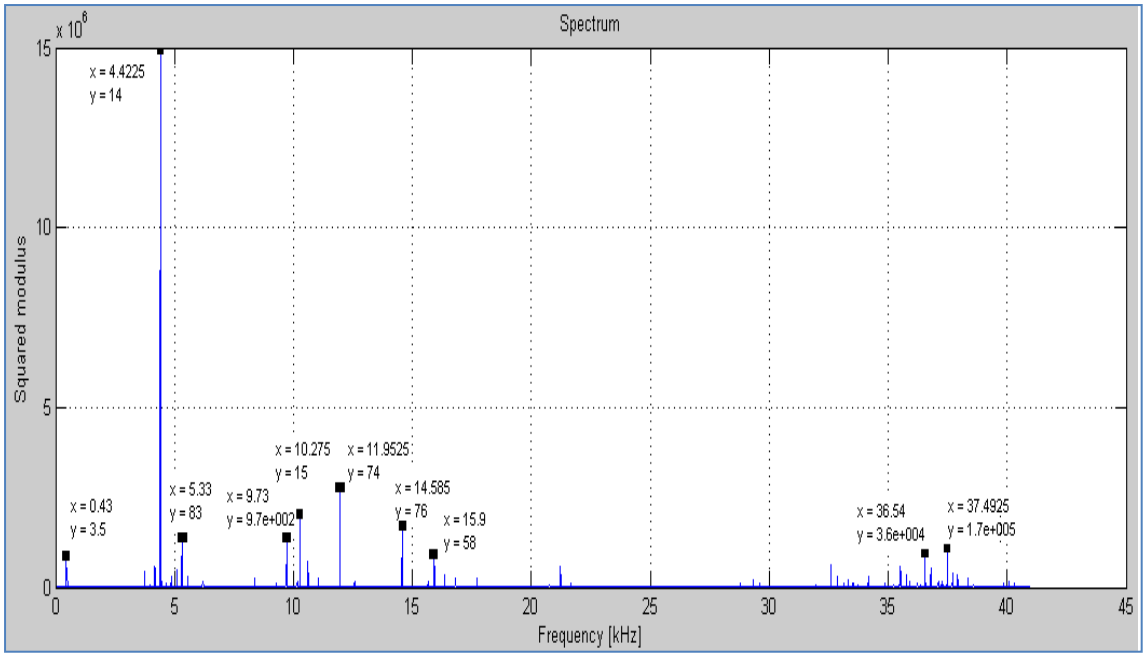


Figure 2.19-Roulement arrière de l'Echospeed, direction verticale, 27 000 rpm.

Le spectre du roulement arrière dans la direction verticale a été encore moins concluant que dans la direction horizontale à la vitesse 27 000 rpm (Figure 2.19). Les fréquences de défaut sont non seulement absentes, mais aucun espacement régulier n'a été aussi observé à travers l'intervalle de fréquences.

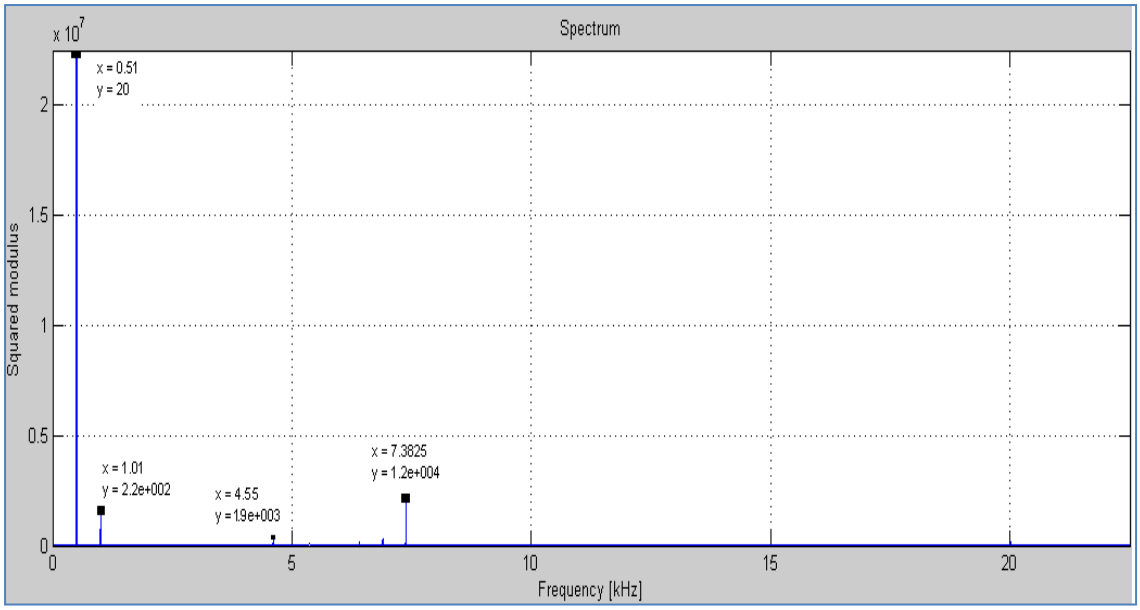


Figure 2.20-Roulement avant de l'Echospeed, direction horizontale, 30 000 rpm.

Le spectre produit à la vitesse de rotation de 30 000 rpm (Figure 2.20) n'est pas riche en termes de fréquences. Bien que le pic ait une amplitude relativement faible, le pic correspondant à la fréquence de défaut F_{ORF} a été observé à 4550 Hz. En plus, un défaut de désalignement a été observé dans ce spectre, probablement à cause de la vitesse de rotation importante (500 Hz) et de la présence de sa première harmonique (1000 Hz).

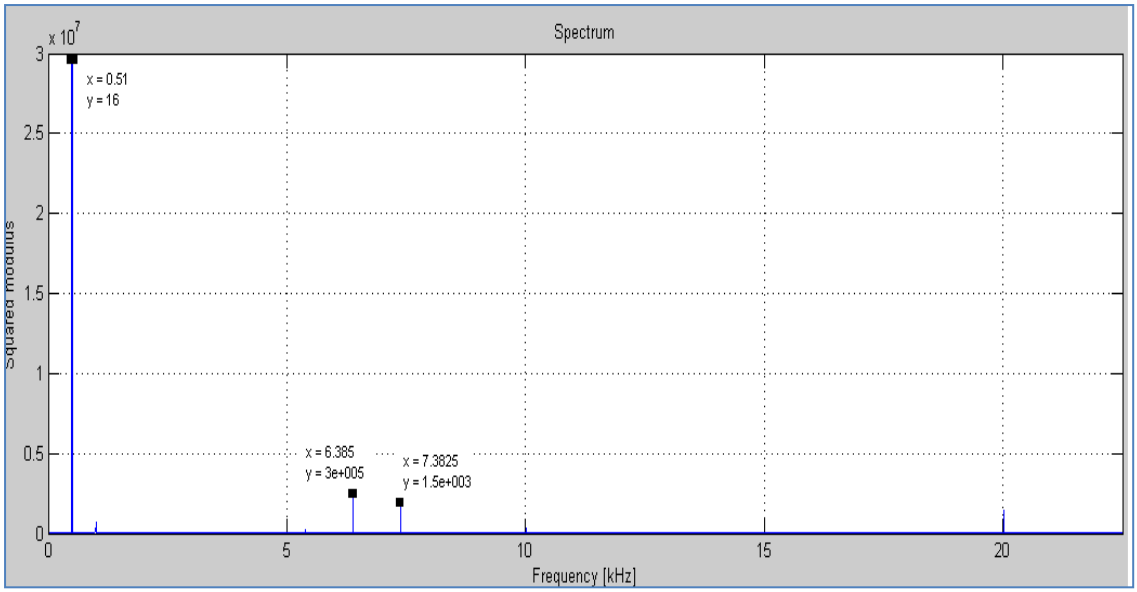


Figure 2.21-Roulement avant de l'Echospeed, direction verticale, 30 000 rpm.

La seule information qui peut être tirée à partir de la figure 2.21 est la présence d'un défaut de désalignement de l'arbre. Aucune caractéristique de fréquence de défaut n'a été observée.

2.9 Analyse temps-fréquence à l'aide de la transformée de Fourier à court terme

Durant les mesures de la Série B (nouvelle broche avec un nouveau roulement), nous avions l'opportunité d'enregistrer un long signal temporel à l'aide du système d'acquisition LMS-Pimento.

Le signal de démarrage et d'arrêt de la machine Echospeed pour 10 secondes a été sauvegardé, avec une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz. Ces signaux transitoires ont été analysés dans le domaine temps-fréquence afin de visualiser la variation de la fréquence en fonction du temps.

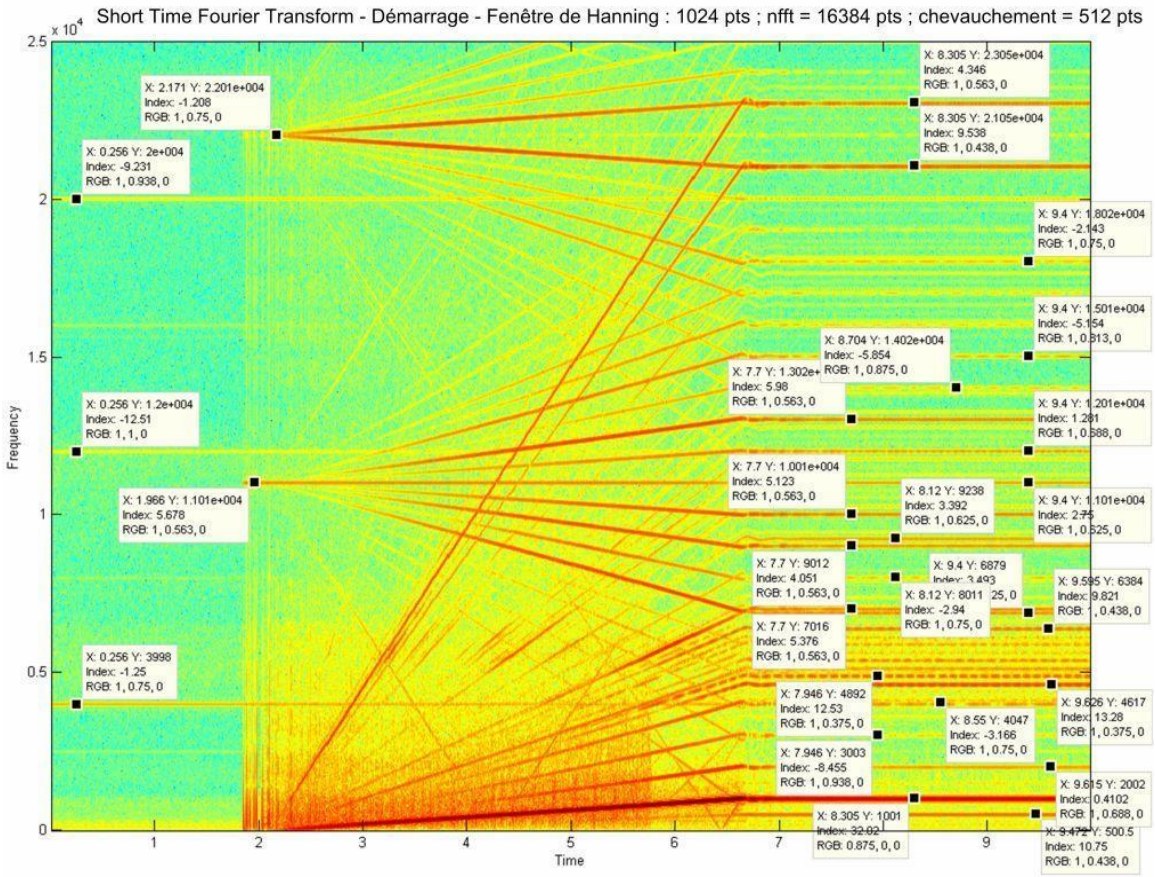


Figure 2.22-Transformée de Fourier à fenêtre glissante- démarrage de la machine Echospeed en date du 17 Septembre (nouveau roulement).

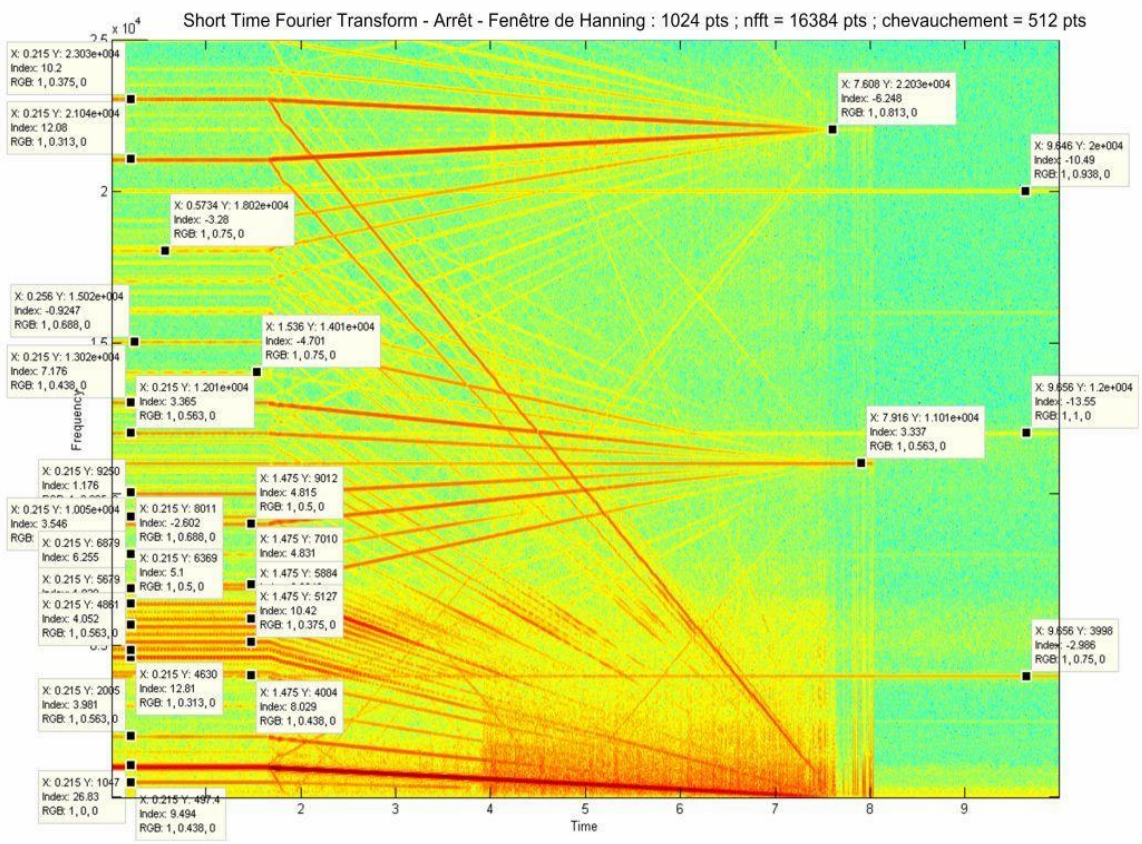


Figure 2.23- Transformée de Fourier à fenêtre glissante à l'arrêt de la machine Echospeed en date du 17 Septembre (nouveau roulement).

Tableau 2.7. Fréquences symétriques observées dans la TFCT en mode démarrage.

Basse fréquence	Sources	Haute fréquence
Indéfinie Indéfinie Indéfinie	0 Hz	1001 Hz 2002 Hz 3003Hz
10.1 kHz 9012 Hz 8011Hz 7016 Hz	11.01 kHz	12.01 Hz 13.02 Hz 14.02 Hz 15.01 Hz
21.05 kHz	22.01 kHz	23.05 kHz

Tableau 2.8. Fréquences symétriques observées dans la TFCT en mode arrêt

Basse fréquence	Sources	Haute fréquence
Indéfinie Indéfinie Indéfinie	0 Hz	1047 Hz 2005 Hz 3003 Hz 4004 Hz
10.05 kHz 9012 Hz 8011Hz 7010 Hz	11.01 kHz	12.01 Hz 13.02 Hz 14.01 Hz 15.02 Hz
21.02 kHz	22.01 kHz	23.05 kHz

Les figures 2.22 et 2.23 représentent respectivement la transformée de Fourier à court terme (TFCT) du signal aux phases de démarrage et d'arrêt de l'Echospeed. Pour ces signaux, une transformée de Fourier rapide de 16, 384 points a été utilisée et le signal est divisé en segments de 1024 points.

La figure 2.22 montre qu'il y a trois différentes sources dans les distributions à partir desquelles toutes les autres fréquences du spectre ne sont pas apparues (*born*). En effet, lorsque la vitesse de l'Echospeed varie entre 2 et 7.7 secondes, différentes lignes de fréquence régulièrement espacées et symétriques avec la source, apparaissent dans la distribution. En plus, ces lignes varient linéairement dans le temps et par conséquent sont proportionnelles à la fréquence de rotation de l'arbre avec un coefficient de proportionnalité différent d'une ligne à une autre. Le pic le plus large de la distribution est atteint à 1000 Hz (second harmonique de la fréquence de rotation maximale) à la fin de la phase d'accélération (approximativement 6.8 secondes).

Dans le tableau 2.7, les basses fréquences sont symétriques aux fréquences plus élevées de la même ligne; la ligne de référence est la ligne de la source de fréquence. Cette symétrie rappelle les observations faites précédemment (voir analyse spectrale dans le paragraphe 2.9) pour laquelle une variance régulière a été observée dans le spectre. En effet, dans la majorité des cas rapportés, la variance entre ces fréquences est toujours égale à la fréquence de rotation de l'arbre, mais dans ce cas particulier où la fréquence est élevée, la variance est plutôt proportionnelle. Ceci indique que le phénomène observé est fortement modulé par la vitesse du rotor. En plus, la troisième source (22.01 kHz) a une valeur égale au double de la première (11.01 kHz), et on note

aussi que les lignes de fréquence (23.05 et 21.05 kHz) issues de la troisième source sont rejointes par les lignes de fréquence de la première source.

Des observations similaires peuvent être faites à la phase d'arrêt de l'Echospeed (Figure 2.23). En effet, sur les sources, on observe plutôt des formes de puits et les lignes de fréquences qui convergent aux points avec un taux décroissant constant (voir aussi tableau 2.8). En plus, ce taux décroissant est proportionnel à la vitesse du rotor en décélération.

La fréquence de rotation de l'arbre (497 Hz) est facilement identifiable, mais sa seconde harmonique reste encore la fréquence prédominante de la distribution. Les lignes de fréquence constante sont presque symétriques avec la ligne de fréquence des puits. Le même phénomène de changement de fréquence dans la phase de démarrage apparait aussi dans la phase d'arrêt mais avec une pente négative.

L'hypothèse avancée pour expliquer le fait que la ligne de fréquence de la seconde harmonique est celle qui contient le plus d'énergie dans la distribution temps-fréquence, est le désalignement parallèle entre les roulements qui supportent l'arbre. *Xu* et *al* (1994) ont développé un modèle théorique pour étudier l'effet de désalignement entre deux arbres liés par un joint universel. Ils ont montré que le désalignement introduira des forces dans la direction axiale et radiale et dont les impulsions sont des multiples de la vitesse de l'arbre (2x et 4x). Ainsi, la réponse forcée du système aura une composante de fréquence multiple de la fréquence de rotation.

2.10 <u>Étude de cas 2:</u> Configuration de tests expérimentaux de Pratt & Whitney

Cette thèse aborde également l'application de la méthode temps-fréquence pour analyser des signaux de vibration du défaut du roulement n°5 (PW100#5) du moteur de Pratt & Whitney; recueillis à partir des tests (3 jours de tests) effectués au Centre National de Recherche à Ottawa (CNRC). Ce roulement est utilisé pour l'arbre de la boîte à vitesse et il est identifié comme étant l'un des composants le plus problématique. À cet effet, trois roulements de même type ont été testés sur le banc d'essai. Les tests ont été effectués pour chaque roulement sous une charge radiale de 100 livres appliquée dans les directions *X* et *Y* respectivement à différentes vitesses de rotation allant de 25 600 à 34 200 rpm (Figure 2.25). Il faut signaler cependant que les signaux permanents et transitoires ont été enregistrés avec une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz en fonction de la trajectoire de vitesse donnée par la figure 2.26.

Tableau 2.9 Dimensions géométriques et vitesses de rotation pour le test effectué au CNRC sur le roulement PW100 #5.

ID du roulement de Pratt	Premier PW100 #5	Deuxième PW100 #5	Troisième PW100 #5
Diamètre intérieur	2.8347'' - 2.8350''	2.8347'' - 2.8350''	2.8347'' - 2.8350''
Diamètre extérieur	3.9292'' - 3.9272''	3.9292'' - 3.9272''	3.9292'' - 3.9272''
Diamètre primitif	3.4165''	3.4165''	3.4165''
Largeur	0.625'' – 0.630''	0.625'' – 0.630''	0.625'' – 0.630''
Angle de contact	n/a	n/a	n/a
Vitesse d'opération 1	25600 rpm	25600 rpm	1000 rpm
Vitesse d'opération 2	32000 rpm	32000 rpm	2000 rpm
Vitesse d'opération 3	34200 rpm	34200 rpm	-

Figure 2.24-Diapositif expérimental : Banc d'essai du CNRC (Ottawa).

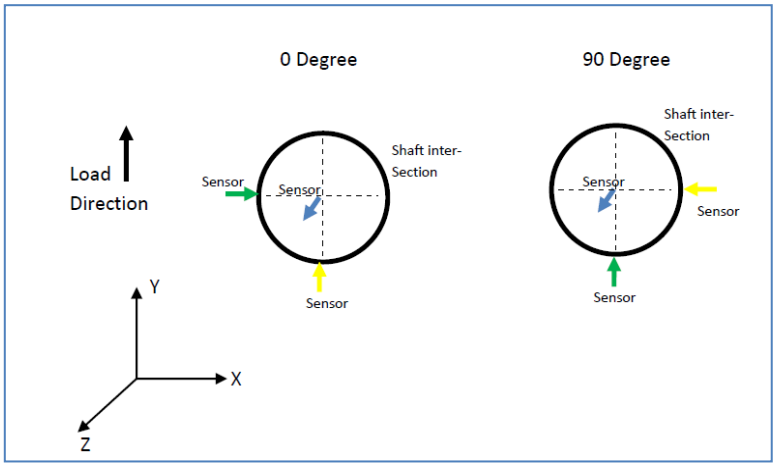


Figure 2.25- Direction de la charge appliquée sur le roulement (banc d'essai du CNRC Ottawa).

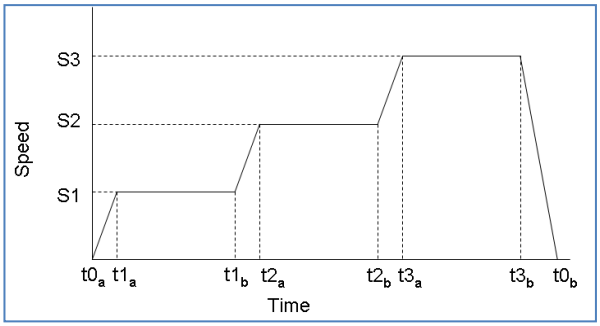


Figure 2.26-Schéma de la variation de la vitesse réelle d'opération du roulement n◦5
S1 =18 000, S2=32 000 et S3=34 200 rpm.

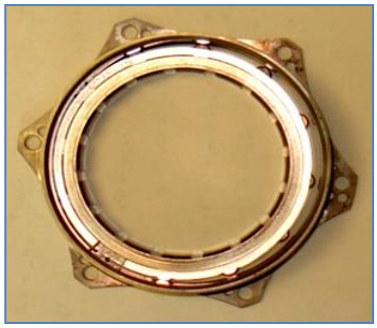


Figure 2.27-Roulement n◦5 de Pratt & Whitney testé au CNRC Ottawa.

Comme mentionné précédemment, les tests doivent être effectués à trois vitesses de rotation, (S1, S2, S3 qui sont les vitesses de fonctionnement réelles du roulement), pour chaque type de roulement et pour chaque type de défaut. Deux essais pour chaque roulement ont été effectués à des fins de corrélation et de validation. Ce qui représente 24 tests pour chaque roulement testé et donc un total de 72 essais pour les trois roulements. De plus, il a été utile de recueillir des signaux durant le fonctionnement en régime transitoire sur le banc d'essai c'est-à-dire au démarrage et à l'arrêt. Cela nous a permis d'observer la tendance et l'évolution des fréquences dans le régime transitoire.

2.10.1 Fréquences de défauts théoriques

Comme expliqué précédemment, un certain nombre d'équations peut être utilisé pour calculer les fréquences de défaut d'un roulement. À partir de l'équation 13, on peut calculer les fréquences de défaut des roulements de Pratt & Whitney, dont les caractéristiques de ces derniers sont : D_B = 7.3 mm; Dp = 87.8; N_B= 12, $\theta = 0$.

Il faut signaler qu'un des roulements a été testé à deux faibles vitesses de 1000 et de 2000 rpm à cause de l'apparition d'un bruit excessif durant la période d'accélération.

Tableau 2.10 Fréquences de défaut du roulement n◦5 PW100 #5.

Roulement	Vitesse de rotation (**RPM**)	Défaut de la cage (F_{CF}) **Hz**	Défaut de la bague interne (F_{ORF}) **Hz**	Défaut de la bague externe (F_{IRF}) **Hz**	Défaut de la bille **Hz**
Premier roulement	34200	261.34	3704.86	3136.14	3403.8
	32000	244.3	3463.43	2932.56	3182.86
	25600	195.6	2772	2347.15	2547.48
Second roulement	34200	261.34	3703.86	3136.14	3403.8
	32000	244.3	3463.43	2932.56	3182.86
Troisième roulement	1000	7.64	108.32	91.71	99.54
	2000	15.28	216.58	183.38	199.03

2.11 Traitement des données et diagnostic des défauts

L'analyse des signaux a été élaborée en utilisant le logiciel A (TF-Analysis). Il faut mentionner que lors de la réception des roulements de Pratt & Whitney, l'état de ces roulements avant les tests était inconnu et il était donc nécessaire de les analyser afin d'en extraire les fréquences de défaut de roulement et de les étudier à l'aide de la représentation temps-fréquence. La phase suivante a été d'analyser les signaux de vibration recueillis à partir des données provenant des accéléromètres attachés au palier du roulement.

Pour des raisons de diagnostic, cette section présente les résultats d'analyse des signaux provenant des essais faits au CNRC-Ottawa pour chacun des trois paliers et pour chaque régime

d'essai. Du fait que les trois paliers ont les mêmes dimensions, nous allons nous y référer en fonction de l'ordre d'essai : Le roulement n°1 est le premier roulement testé, le n°2 est le deuxième et le roulement n°3 est le troisième roulement testé.

2.11.1 Résultats et Discussion du Roulement n°1

Dans cette section, les résultats des analyses présentées sont basés sur le signal enregistré uniquement avec la charge appliquée à 0 degré parce que ce diagnostic est similaire aux signaux enregistrés lorsque la charge est appliquée à 90 degrés (Figure 2.25).

2.11.1.1 Analyse spectrale

La figure 2.28 montre le signal du roulement n°1 et son spectre. À partir des pics périodiques visibles sur le spectre, on peut conclure qu'il y a un défaut dans ce roulement. On peut aussi voir qu'il y a beaucoup de fréquences qui sont situées dans ce spectre. Ces dernières sont très proches des défauts de la cage de la bague interne et externe du roulement, mais il n'est pas facile de décider à première vue quel est le défaut présent sur le signal, parce que cette anomalie significative est due à la présence d'un pic d'impulsion couvrant tout l'intervalle de fréquence.

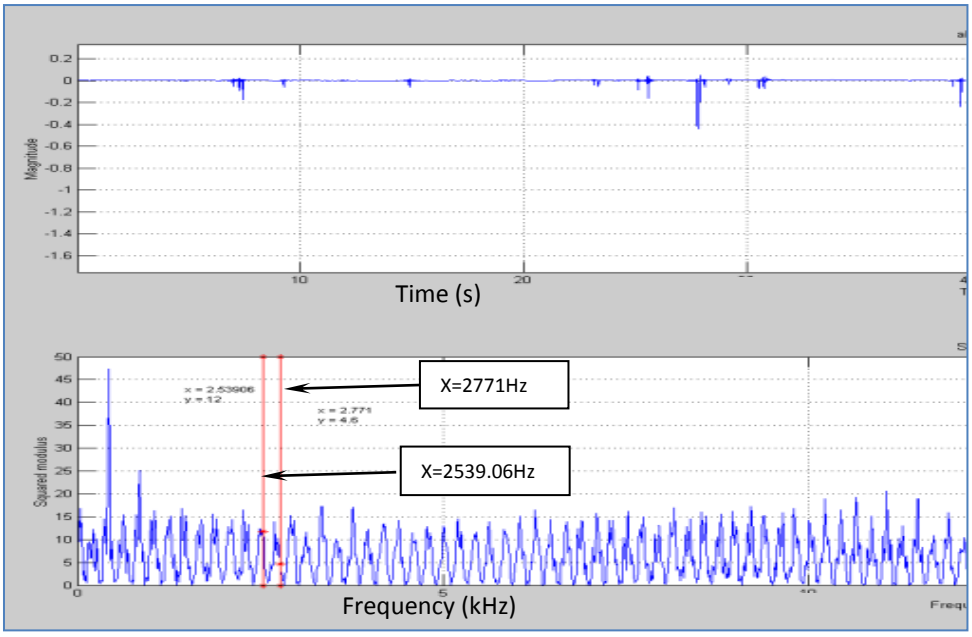


Figure 2.28-Spectre du signal du roulement n°1 à 25 6000 rpm avec des fréquences très proches des fréquences des défauts du roulement (BPFO et BPFI).

2.11.1.2 Analyse des signaux temps-fréquence

La figure 2.29 montre la distribution de Wigner-Ville lissée du signal à différentes vitesses. Cependant, à la différence de l'analyse spectrale (Figure 2.28), il est beaucoup plus facile de déterminer quel type de défaut est visible dans le signal. Dans ce cas, la fréquence des défauts peut être distinguée parmi les autres fréquences. La distribution de Wigner-Ville lissée montre un pic autour de BPFO, BPFI, et un défaut de la cage. Il est facile dans ce cas-ci d'interpréter et confirmer la présence des défauts dans cette région du signal à environ 2343.75, 2539.06, et 2771 Hz, respectivement. Par conséquent, le temps et la fréquence des défauts sont clairement localisés et en se basant sur l'analyse des signaux du roulement n◦1, on peut supposer que ce roulement est en stade final de son cycle de vie (le nombre d'harmoniques et la modulation de fréquence augmente, l'augmentation d'amplitude aux fréquences de rotation et la présence de défauts dans la bague interne indiquent que le roulement est au troisième stade de dégradation).

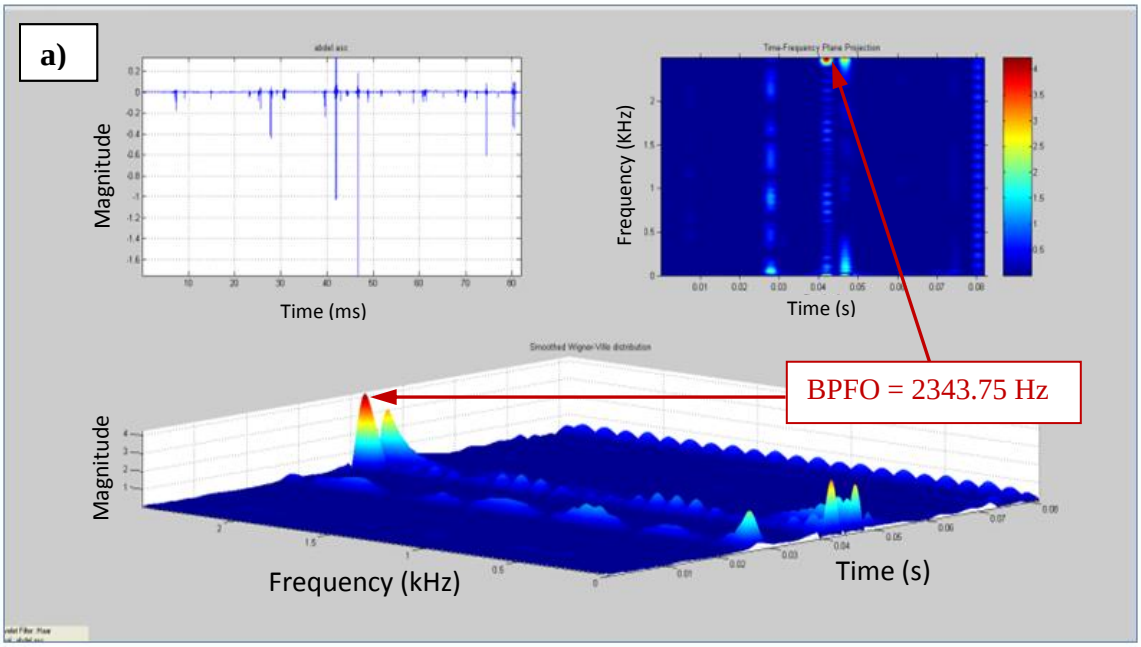
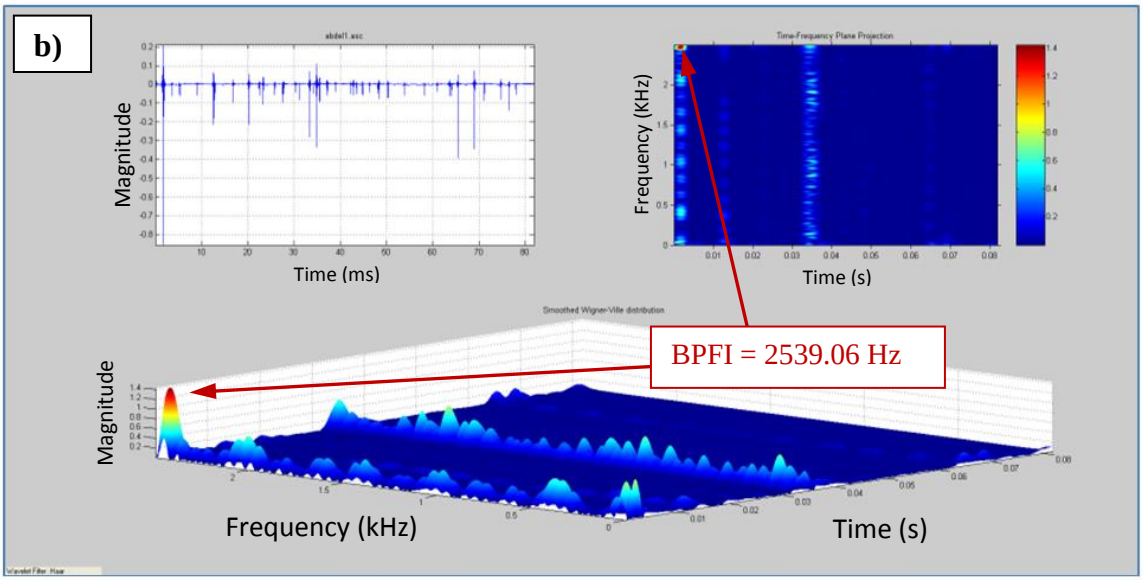


Figure 2.29- Distribution d**e** Wigner-Ville lissée du roulement n°1: a) 25 600, b) 32 000 and c) 34 200 rpm avec une modulation d'amplitude des fréquences de défauts du roulement.



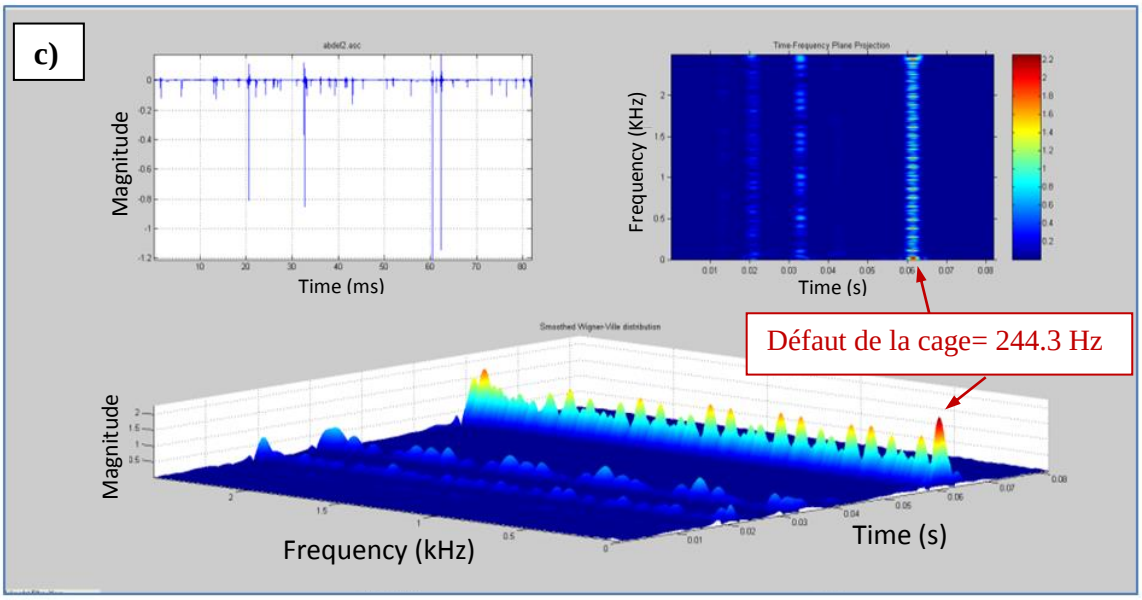


Figure 2.29-"suite".

2.11.2 Discussion et résultats du roulement n°2

2.11.2.1 Analyse spectrale

Dans cette section, les résultats d'analyse du signal du roulement n°2 sont présentés.

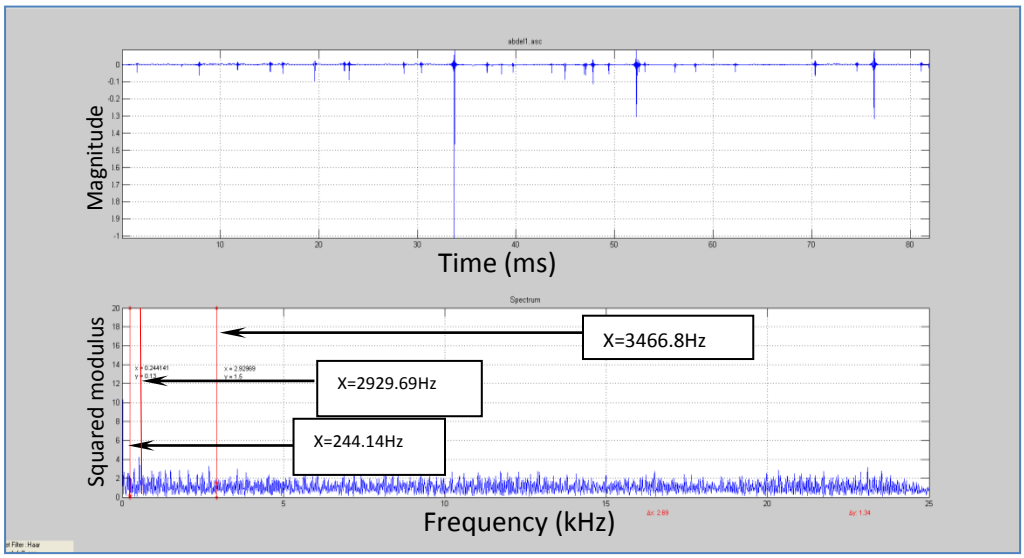


Figure 2.30-Spectre du signal de roulement n°2, à 32 000 rpm et ses fréquences de défaut.

La figure 2.30 montre le spectre du signal enregistré sur le roulement n°2 à 32 000 rpm. On peut voir que le bruit dans le spectre rend difficile d'observer l'amplitude des modulations reliée aux fréquences de défaut. Par un examen minutieux de cette figure, on peut voir qu'il y a plusieurs pics qui apparaissent à différentes fréquences de défauts approximativement à 244.14, 2929.69, 3186.04 et 3466.8 Hz (les défauts respectivement de la cage, de la bague interne, de la bague externe et de la bille) avec la présence de pics d'impulsion aléatoires qui couvrent tout l'intervalle de fréquence. Ceci illustre la difficulté de détecter des défauts de roulement en cherchant directement les caractéristiques des fréquences de défauts dans le spectre.

2.11.2.2 Analyse temps-fréquence des signaux

La figure 2.31 permet de comprendre comment l'analyse temps-fréquence fonctionne lorsqu'elle est appliquée aux mêmes données de vibration. À partir de cette figure, il est évident que l'amplitude modulée du signal est clairement visible dans la représentation du signal. De plus, l'espacement des pics le long de l'axe vertical (fréquence) est d'environ 480 Hz (ce qui est approximativement égal à la fréquence de rotation de l'arbre). La présence de ces pics

significatifs à la fréquence caractéristique de défaut indique la présence de défauts dans le roulement (voir tableau 2.10).

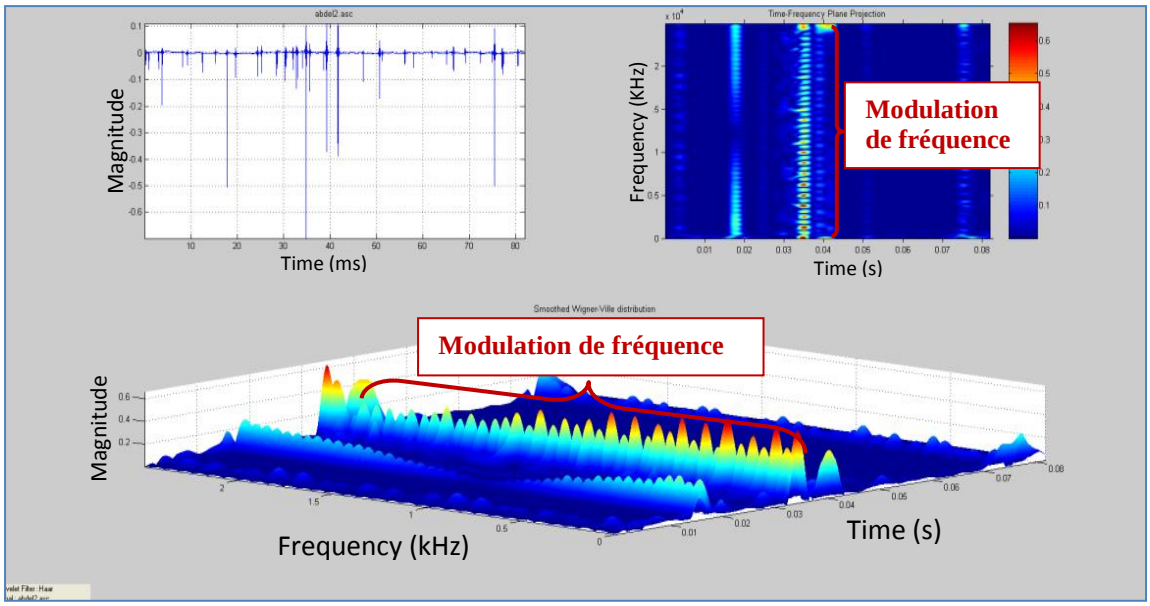


Figure 2.31- Distribution de Wigner-Ville avec modulation de fréquence du roulement n°2, à des vitesses de rotation de: a) 25 600 et b) 32 000 rpm.

2.12 Résultats et discussion du roulement n°3

2.12.1 Analyse spectrale

Cette section présente les résultats d'analyse du signal du roulement n°3. Durant les tests, la vitesse de rotation est maintenue faible (1000 et 2000 rpm) en raison du bruit excessif produit et du risque imminent de dommages du banc d'essai.

La figure 2.32 illustre respectivement le signal du roulement et son spectre à 1000 et 2000 rpm. Le spectre du signal montre des pics proches autour de 100 et 200 Hz. Cependant il est difficile de confirmer le type de défaut associé à cette région.

Comme première conclusion sur le signal du spectre, nous pouvons confirmer que le roulement n°3 est endommagé. Toutefois, il est difficile d'identifier le défaut en se basant uniquement sur l'analyse spectrale.

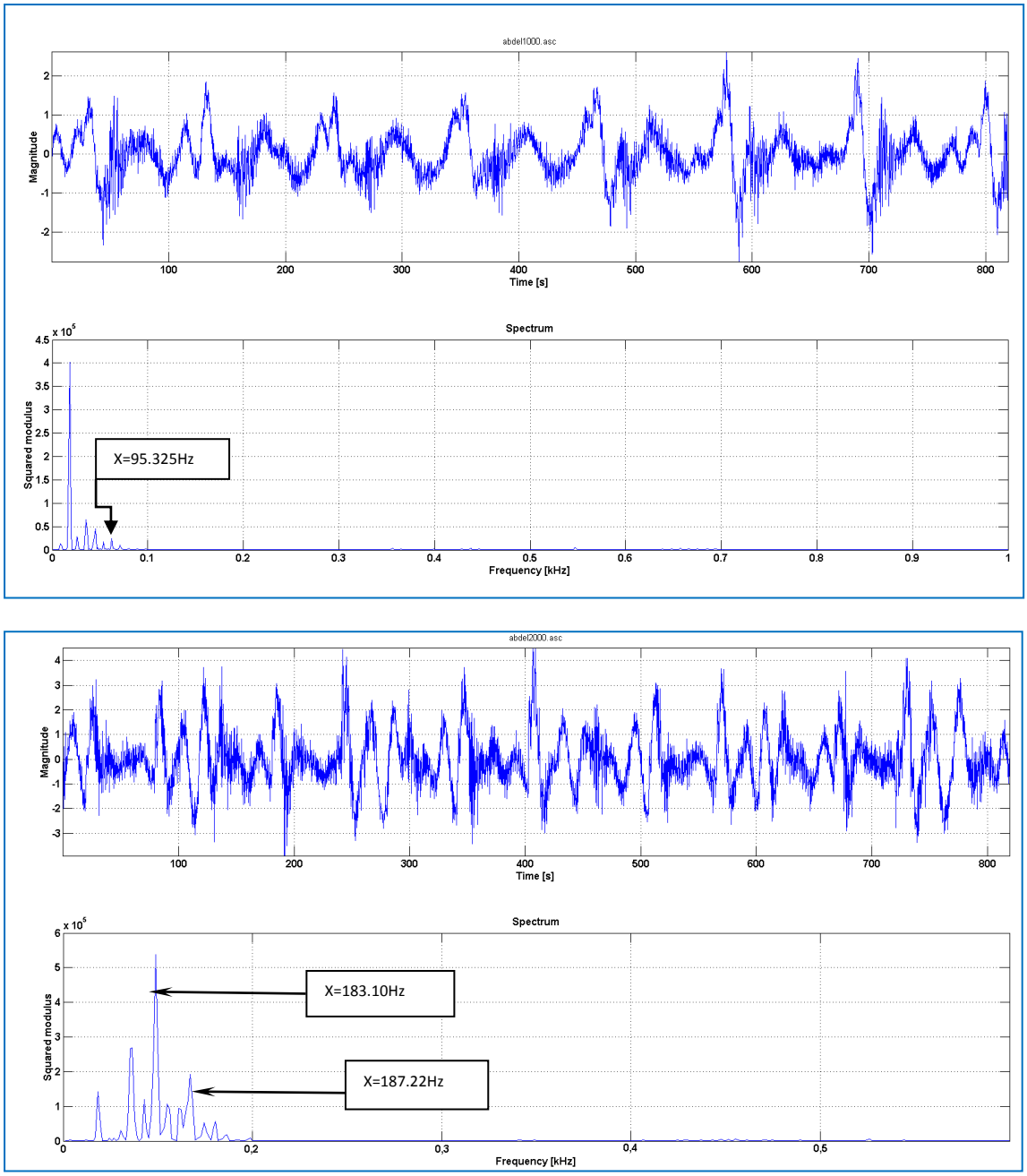


Figure 2.32- Spectre du signal du roulement n°3, à des vitesses de rotation de 1000 et 2000 rpm.

2.12.2 Analyse temps-fréquence des signaux

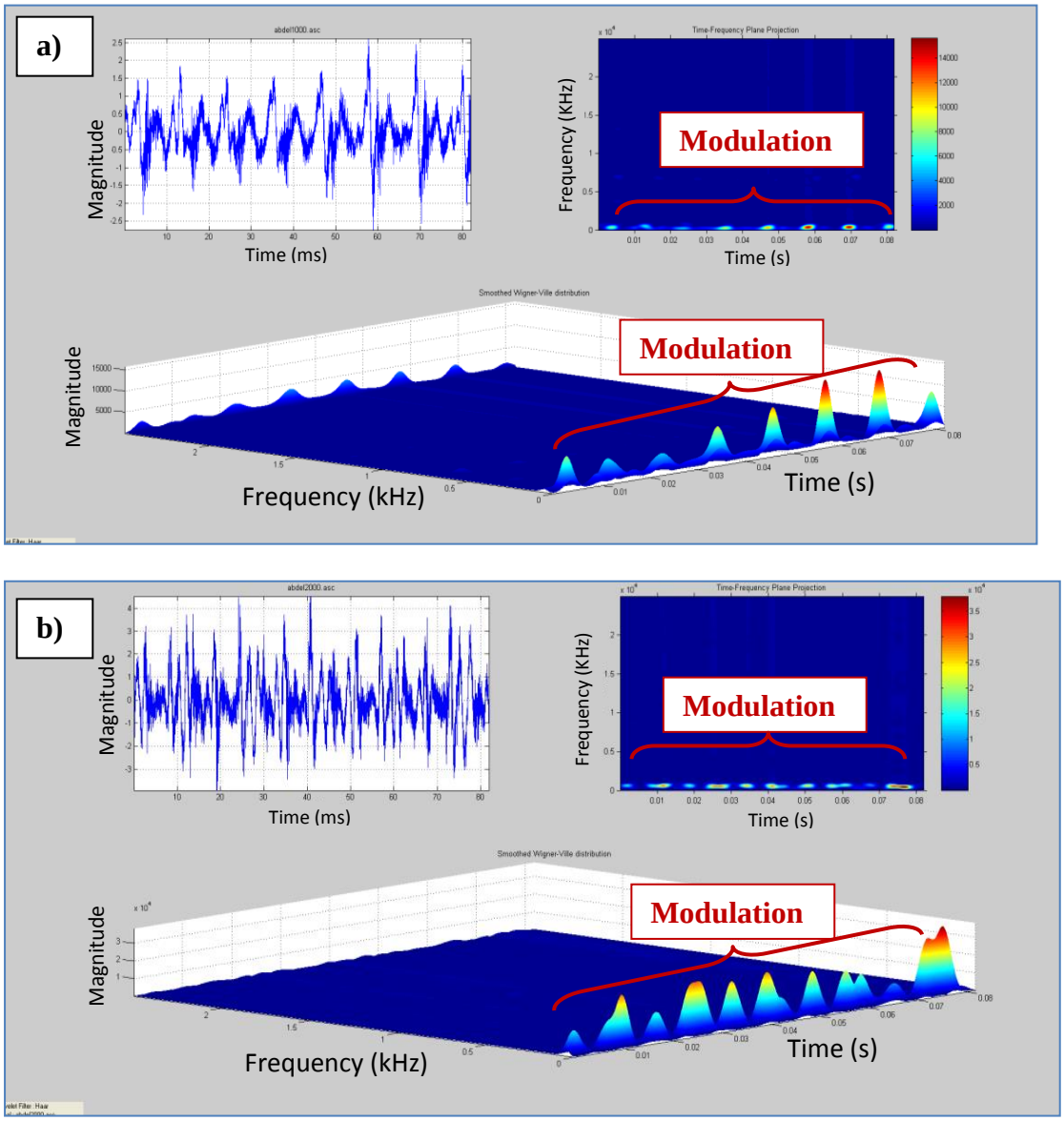


Figure 2.33-Distribution de Wigner-Ville lissée du roulement n°3, à des vitesses de rotation de a) 1000 et b) 2000 rpm.

La représentation temps-fréquence du signal fourni par la distribution de Wigner-Ville lissée (Figure 2.33) montre le signal modulé en amplitude aux fréquences de défauts de la bague interne et externe et de ses harmoniques. Nous pouvons facilement calculer le temps entre deux pics et vérifier qu'il est égal à la fréquence de rotation de l'arbre. On peut conclure que la représentation temps-fréquence des signaux enregistrés à 1000 et 2000 rpm indique très

facilement que le roulement n°3 a un défaut sur ces deux bagues. Ce diagnostic a été confirmé par une inspection visuelle du roulement.

2.13 Application de la transformée en ondelettes pour le diagnostic des défauts des machines

Les analyses par ondelettes sont d'autres techniques temps-fréquence utilisées pour le suivi des différents paramètres non-transitoires des signaux vibratoires des machines tournantes. Ces techniques peuvent être utilisées en combinaison avec d'autres méthodes temps-fréquence, pour compenser les faiblesses de ces dernières.

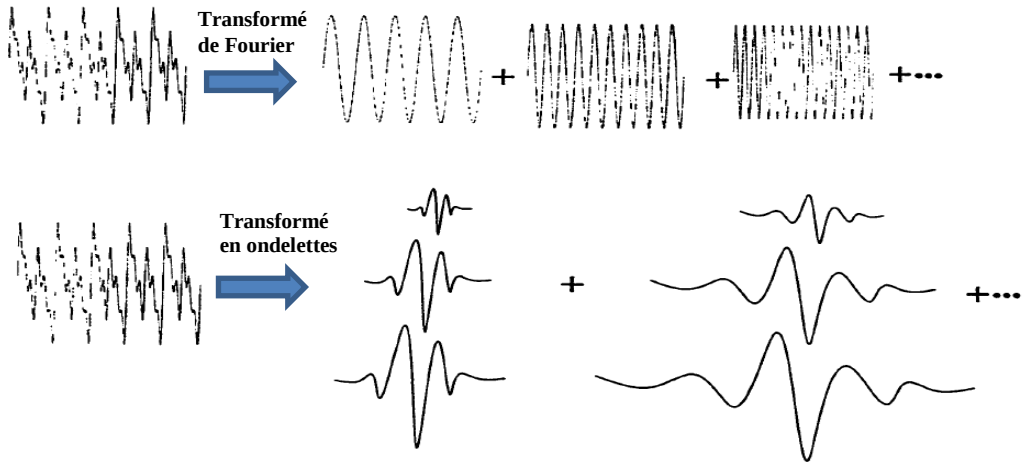


Figure 2.34- Comparaison entre la transformée de Fourier et les ondelettes.

La figure 2.34 montre que la transformée en ondelettes ressemble à la transformée de Fourier mais avec une fonction d'approximation totalement différente. En effet, la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, donc en fonctions localisées dans l'espace de Fourier; alors que la transformée en ondelettes utilise des fonctions localisées dans l'espace de Fourier et réel à la fois.

Les ondelettes sont donc des fonctions oscillantes, mais dépendant de deux paramètres, l'un compresse ou dilate la disposition de l'ondelette sur l'axe des *x*, l'autre mesure sa concentration autour de cette disposition, à la manière des gaussiennes $e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$ ou *m* indique la position de la gaussienne sur l'axe des *x* et σ mesure sa concentration.

La première ondelette classique a été dérivée par *J. Morlet* (1982) qui voulait analyser certains signaux ayant des composants transitoires de temps plus courts en haute fréquence plutôt que dans les basses fréquences. L'idée de Morlet est d'utiliser une fenêtre lisse avec certaines oscillations telles que ψ (*t*) et générer une famille d'étiquettes à partir de ψ (*t*) par translation et dilatation (Figure 2.35) [52].

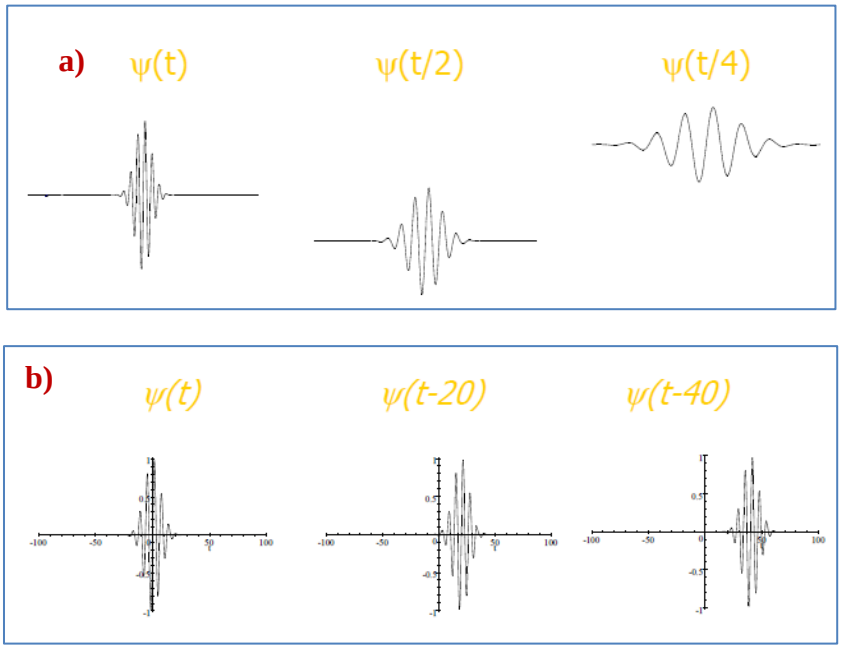


Figure 2.35- Famille d'étiquettes à partir de ψ (t) obtenue par a) dilatation et b) par translation [52].

2.13.1 Fonctions d'ondelettes:

La sélection de l'ondelette dépend de la caractéristique du signal et de la nature de l'application du problème, cela est dû à la fonction de celle-ci. Dans la littérature on trouve plusieurs type d'ondelettes telles que : l'ondelette de Haar, l'ondelette de Morlet, l'ondelette chapeau mexicain, l'ondelette de Daubechies et l'ondelette de Meyer.

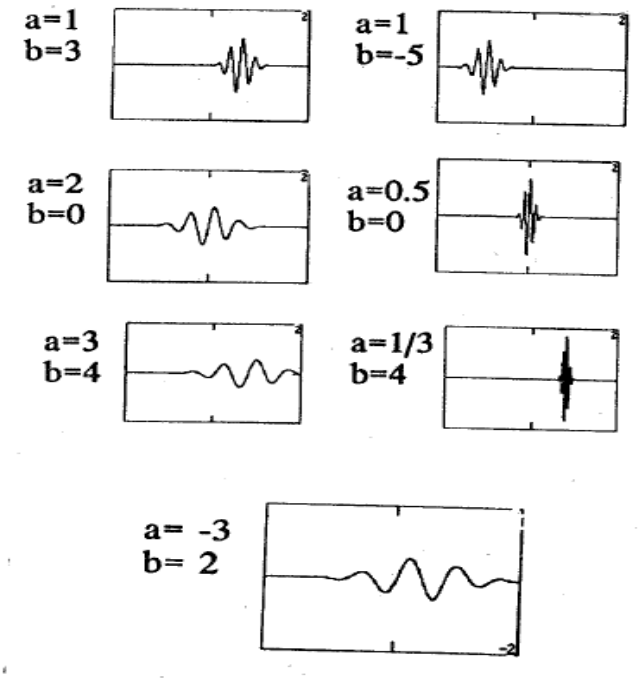


Figure 2.36- Ondelettes de Morlet pour différentes échelles et positions [53].

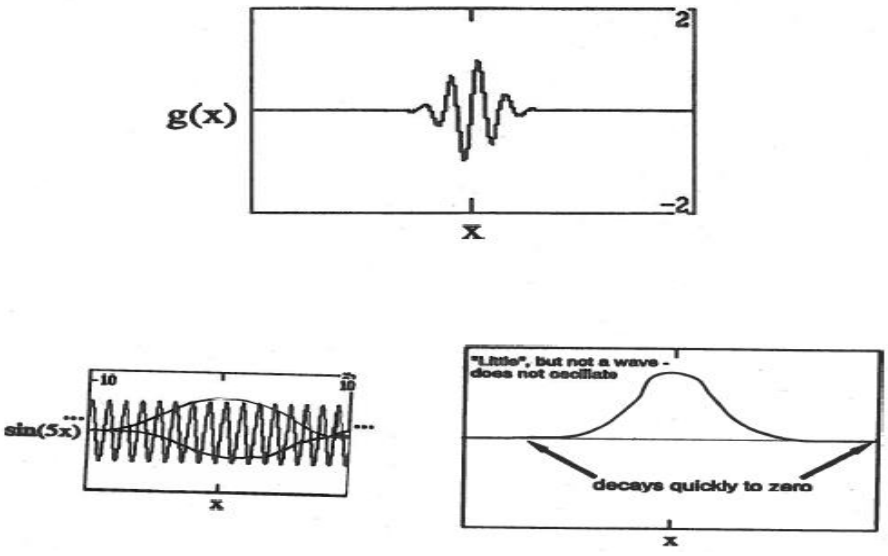


Figure 2.37-Ondelette de Morlet [53].

Le choix d'une ondelette pour une analyse pratique dépend du problème concerné (Diagnostic des défauts, analyse d'un signal de cœur...) et aucune de ces méthodes n'est parfaite, alors quand un ingénieur ou un technicien utilisant le logiciel A (TF-Analysis) va décider d'utiliser telle ou telle ondelette, il faut plutôt qu'il prenne avantages de chacune d'elle pour obtenir le plus d'information possible du signal et choisir par la suite l'ondelette qui donne le pic d'amplitude le plus élevé pour son cas (Figure 2.38).

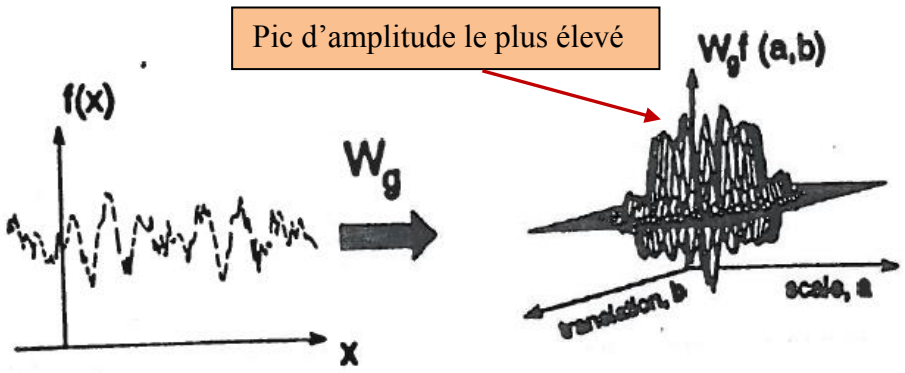


Figure 2.38- Application d'une ondelette *Wg* sur un signal *f*(*x*) et le pic d'amplitude $W_g^f(a,b)$ le plus élevé [53].

2.14 Conclusion

Dans cette partie de thèse nous avons contribué à l'élaboration d'un logiciel de traitement de signal dans le domaine temps-fréquence (logiciel A). Nous avons aussi conçu un banc d'essai tournant jusqu' à 7300 rpm. Ce banc est destiné à tester un certain nombre de composantes de machines tels que les roulements, les engrenages et les arbres.

Une série d'essais expérimentaux et industriels sur différents roulements ont été réalisés pour la vérification des performances du logiciel.

Nous pouvons aussi conclure que la majorité des méthodes conventionnelles (méthodes temporelles ou fréquentielles) sont applicables pour des cas de machines simples. Par contre, pour des systèmes complexes, il est très difficile de décider laquelle parmi ces méthodes est la plus efficace avant d'identifier la nature du défaut. On a démontré que les distributions temps-fréquences sont un moyen qui peut apporter plus d'avantage à la surveillance et au diagnostic des défauts dans les machines rotatives.

L'utilisation de notre logiciel A (TF-Analysis) nous a permis de diagnostiquer des signaux vibratoires industriels recueillis à partir des tests effectués au niveau de l'usine de Bombardier Aéronautique et au niveau du Centre National de Recherche à Ottawa.

À partir de l'analyse de ces tests nous avons conclu que :

-Les analyses de fréquence du spectre des roulements avant et arrière suggère la présence de défauts dans les roulements de la machine Echospeed se trouvant à l'usine de Bombardier Aéronautique.

-La présence de défauts dans les bagues interne et externe dans le spectre généré aux vitesses de rotation de 24 000, 27 000 et 30 000 rpm indiquent que ces bagues sont défectueuses. De plus, les spectres obtenus aux vitesses de rotation de 27 000 et 30 000 rpm couplés avec l'analyse temps-fréquence des signaux indiquent un problème de désalignement entre les billes des roulements de l'ancienne et de la nouvelle broche de la machine Echospeed. Cela mène à une réaction de surcharge dans ces composants provoquant un défaut dans les bagues interne et externe.

Deux hypothèses sont proposées pour expliquer la cause de ce désalignement : 1) soit les billes de roulement n'ont pas été convenablement installées sur la broche, ou 2) l'arbre a une courbure significative lorsqu'il excité en mode de flexion. Cependant, la cause la plus probable est la première hypothèse, parce que ceci expliquerait pourquoi la nouvelle broche a causé des problèmes de fonctionnement lorsqu'elle a été tout de suite mise en service.

En se basant sur l'analyse temps-fréquence du logiciel maison, nous avons pu également diagnostiquer les défauts du roulement n°5 (PW100#5) du moteur de Pratt & Whitney tournant à très grande vitesse. Pour les trois roulements testés au CNRC Ottawa, nous avons conclu qu'ils sont tous les trois défectueux. Au cours de cette partie d'étude, Il a été démontré que l'analyse en ondelettes présente l'avantage de ne pas convenir à une résolution fixée à priori par le choix du signal élémentaire, car les ondelettes donnent une résolution haute fréquence dans le cas des basses fréquences et une haute résolution temporelle dans le cas des hautes fréquences. Cette caractéristique de la transformée en ondelettes peut être avantageuse pour la détection de défauts dans les machines tournantes. Les fonctions d'ondelettes qui sont choisies en fonction de la caractéristique du signal jouent un rôle important dans l'obtention d'une bonne représentation de ce dernier.

Finalement on peut conclure que le logiciel maison A (TF-Analysis), développé pour détecter les défauts dans les roulements tournants à très grande vitesse, est un outil simple et ne nécessite pas beaucoup d'expérience pour un utilisateur, et ceci en faisant appel à l'analyse temps-fréquence qui présente beaucoup d'avantages par rapport aux analyses effectuées dans le domaine temporel ou fréquentiel.

CHAPITRE III

Application des Descripteurs de Fourier et de réseaux de neurones artificiels aux signaux vibratoires pour détecter et classifier les défauts de roulements

3.1 Introduction

La détection et le diagnostic automatique des défauts sont devenus des techniques cruciales dans l'industrie en raison de l'intégration des procédures intelligentes dans les systèmes de surveillance des machines.

Des techniques d'intelligence artificielle ont été proposées pour des stratégies de maintenance prédictives de composantes de machines. La surveillance des roulements a été l'objet de recherches approfondies dans le domaine de la détection des défauts à l'aide d'analyse de vibrations. Les roulements sont appelés à subir des défaillances par suite des situations d'exploitation parfois rigoureuses. Ces défaillances peuvent provoquer des problèmes de sécurité ainsi que des problèmes de perte de productivité. Par conséquent, la détection automatique et rapide des défauts dans les roulements est une exigence impérative.

La surveillance de l'état de la machine, la détection précoce des défauts, le diagnostic et la classification sont des sujets extrêmement importants dans le domaine de l'ingénierie. Une meilleure surveillance de la machine et l'utilisation d'une méthode de détection des défauts permettront une meilleure sécurité, une fiabilité accrue et une réduction des coûts de fonctionnement des différents systèmes d'ingénierie (*Chow*, 1998).

Une des approches traditionnelles pour éviter les pannes des machines est basée sur la planification, l'inspection régulière, le remplacement des pièces et l'entretien préventif. Bien que ces méthodes soient efficaces, elles sont toujours incapables de donner une alerte précoce pour des conditions d'un fonctionnement normal de la machine. Pour cette raison, la détection automatique des défauts et les méthodes de diagnostic qui surveillent la machine en fonctionnement sont de plus en plus courantes. Dans les machines tournantes, les roulements sont des composants essentiels et la plupart des défaillances proviennent des roulements défectueux. Les données de vibration non traitées, recueillies à partir de machines tournantes, donnent uniquement quelques informations sur l'état du roulement, mais pour détecter les défauts à un

stade précoce, le traitement ultérieur du signal de vibration est nécessaire. Plusieurs méthodes, dans différents domaines, ont été mises en œuvre pour interpréter les signaux de vibration.

Dans le cas d'un signal non-stationnaire pour un temps donné, la transformée de Fourier n'est pas pertinente. Pour répondre à cette contrainte, il est nécessaire de choisir les outils d'analyse temps-fréquence.

Le traitement d'un signal dans le domaine temps-fréquence est basé sur une composition de deux paramètres, la fréquence et le temps, en une seule représentation, donnant de ce fait l'évolution dans le temps du contenu spectral.

La classification des signatures vibratoires à l'aide de variables extraites d'une représentation temps-fréquence (RTF) est une approche où cette dernière est l'outil le plus approprié, en raison de l'information détaillée de la composition du signal qui peut être extraite du plan temps-fréquence. Toutefois, dans le cas de la RTF quadratique, la classification est devenue difficile à cause de la nature bilinéaire de la classe de Cohen qui génère des termes d'interférence.

Dans la plupart des cas, pour identifier les détériorations des composantes, la méthode générale est de classer les images par le biais d'une inspection visuelle faite par un technicien. Ceci est clairement dépendant de l'expérience humaine et introduit de nombreux facteurs subjectifs et des erreurs de diagnostic. Sans surprise, les résultats de la reconnaissance ne sont généralement pas très bons et pour cette raison, il est nécessaire de développer des systèmes de surveillance automatique pour détecter les défauts de façon plus fiable et plus efficace.

Dans la littérature on trouve plusieurs techniques de diagnostic qui sont classées de diverses manières (*Baydar*-2001 ; *Abad*-1993 ; *Burke*-1991 ; *Cohen*-1989). Dans le cas du diagnostic des machines, le signal basé sur la détection de défauts et les techniques d'identification sont les plus commodes car les signaux de vibration peuvent fournir une signature d'erreur lors du diagnostic des composants de machines tournantes. L'étape d'extraction des caractéristiques nécessite la préparation du signal de sorte que son information soit interprétable. Ceci est généralement réalisé à l'aide de techniques de traitement de signal. D'autre part, la classification (pour interpréter l'information du signal afin de décider s'il y a défaut et quel est l'élément défaillant) nécessite généralement l'application de toutes les techniques. Finalement, en raison de l'apparition et du développement de l'intelligence artificielle, les techniques de diagnostic des défauts sont de plus en plus répandues avec l'utilisation des algorithmes d'apprentissage (*Chen*-

2002), des réseaux de neurones artificiels (*Li*-2000), de la méthode de logique floue et des algorithmes génétiques [34].

Dans cette partie de thèse, les distributions temps-fréquence sont utilisées pour analyser les signaux vibratoires. L'analyse des résultats est exprimée sous forme d'images temps-fréquence. Un algorithme de réseau de neurones artificiel est ensuite utilisé pour classifier directement les Descripteurs de Fourier provenant de ces images.

3.2 Procédure de traitement du signal

Dans ce travail, les formes dans notre base de données sont obtenues à partir d'images d'analyse temps-fréquence et elles sont présentées sous la forme d'images en niveaux de gris. Le but du prétraitement consiste à extraire des informations sur les coordonnées aux frontières à partir de la forme. La figure 3.1 montre la structure de l'algorithme du prétraitement.

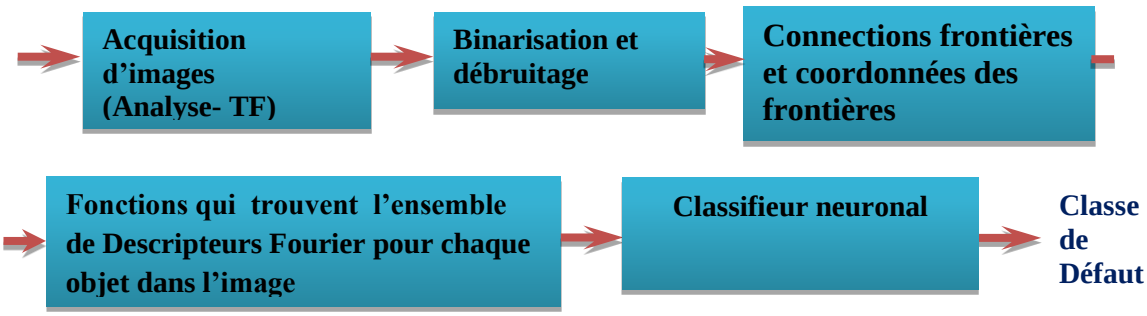


Figure 3.1- Système de traitement de l'image.

La première étape qui consiste à extraire des paramètres (Descripteurs de Fourier) se fait à l'aide d'une binarisation de l'image de l'analyse TF, et par la suite attribuer à chaque pixel un niveau logique 1 (ou 0) si luminosité est supérieure à un seuil.

Le regroupement des pixels formants la silhouette de la région binaire est mise en forme à l'aide de la méthode de Freeman (1975). Cette méthode consiste d'abord à initialiser une «graine *K*» à partir de laquelle le contour des pixels doit être extrait. Ensuite, l'algorithme compare de façon itérative la valeur logique (couleur noire ou blanche) avec des pixels positionnés sur la droite de la graine suivant une trajectoire horizontale dans l'image. Si un changement de couleur du pixel est détecté, un premier point du contour sera formé. Les coordonnées de ce pixel seront stockées

dans un espace virtuel spécifique et le programme basé sur cette nouvelle disposition, recherche le pixel voisin ayant les mêmes caractéristiques [69].

3.3 Descripteurs de Fourier

Les Descripteurs de Fourier sont utilisés pour décrire la forme de n'importe quel objet (image d'entrée). Leur principal avantage est qu'ils ne sont pas affectés par la translation, la rotation et la mise à l'échelle de l'objet observé. De plus, ils sont faciles à calculer à partir de la transformée de Fourier.

Dans cette thèse, la forme de la silhouette est décrite par les coordonnées de son contour dans un système de coordonnées complexe et par la suite une transformée de Fourier discrète est appliquée à ces données pour obtenir des Descripteurs de Fourier de cette forme.

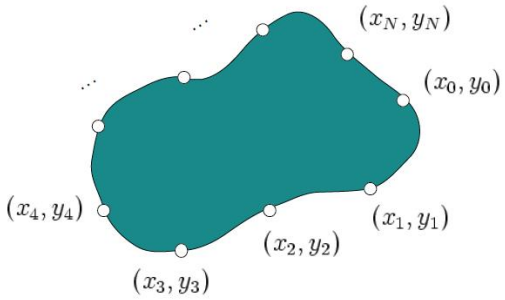


Figure 3.2- Représentation d'un contour en utilisant les Descripteurs de Fourier [75].

3.3.1 Calculs des Descripteurs de Fourier

Avant de calculer les Descripteurs de Fourier, l'image d'entrée doit être segmentée et la frontière de l'objet doit être déterminée. Cette dernière se présente comme un ensemble de nombres complexes qui correspondent aux pixels de la silhouette de l'objet dans le cas où les coordonnées de l'image sont placées dans un plan complexe. Les Descripteurs de Fourier sont calculés en combinant les coefficients de la transformée de Fourier sous forme de vecteurs complexes.

Soit l'ensemble complexe Z_0, Z_1, Z_2,……Z_{N-1} qui représente la frontière appartenant à l'objet dont la forme doit être décrite. Le k-ieme coefficient de la transformée de Fourier est calculé à l'aide de la relation (McElroy et *al*-1995):

$$Z_k = \sum_{n=0}^{N-1} z_n \, e^{-2\pi ikn/N} \text{ , } k=0, 1\text{……., } N\text{-}1. \qquad (3.1)$$

Les Descripteurs de Fourier sont obtenus à partir de la séquence Z_t comme suit :

$$C_k = \frac{|Z_k|}{|Z_1|} \text{ , } k=2, 3\text{……., } N\text{-}1. \qquad (3.2)$$

Pour rendre ces descripteurs invariants de la rotation et de la translation, il faut utiliser uniquement des valeurs absolues des coefficients Z_k et afin de les rendre invariants d'échelle, il faut les normaliser en les divisant chacun par la première valeur.

3.4 Concepts de classification à l'aide des réseaux de neurones artificiels

Le modèle de perceptron multicouche (PMC) est l'approche la plus largement utilisée dans les réseaux de neurones pour diverses applications. Les neurones du PMC peuvent adopter certaines qualités biologiques utiles comme par exemple la généralisation ou une certaine forme de déduction. Le principe d'un neurone artificiel est montré dans la figure 3.3.

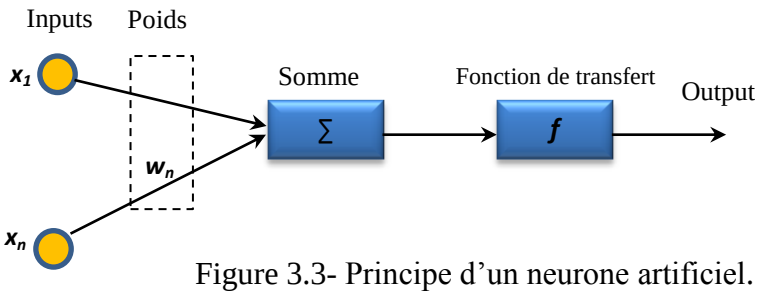


Figure 3.3- Principe d'un neurone artificiel.

Le réseau neuronal artificiel est un puissant algorithme de traitement de signal pour résoudre de nombreux problèmes pratiques. Il est connu comme étant un approximateur universel qui peut approximer n'importe quelle fonction à n'importe quel degré de précision donné connaissant assez de nœuds dans la couche de neurone cachée. Cette habilité rend le modèle PMC comme un classificateur puissant dans le modèle de classification de défauts. En plus les réseaux de neurone sont robustes et tolérants aux fautes, flexibles et facilement adaptables et finalement leurs calculs sont parallélisables.

Chaque réseau de neurones doit subir un processus d'apprentissage avant son utilisation et il peut le faire à partir d'exemples. Durant le processus d'apprentissage, le réseau neuronal modifie les valeurs des poids et des biases afin d'arriver à la réponse souhaitée.

Outre sa capacité à approximer, la méthode du PMC permet une bonne généralisation. Après un apprentissage réussi, elle peut donner de bons résultats pour les données d'entrée invisibles au sein d'un même espace d'entrée.

Pour réaliser la tâche demandée, l'entrainement du réseau peut être considéré comme un problème de mise à jour des poids des différentes connexions. L'apprentissage peut se faire de deux manières:

- «l'un, supervisé (ce modèle est utilisé dans la présente thèse): dans cette catégorie, le réseau ajuste les résultats en comparant les entrées (inputs) fournies et la réponse de sortie (output) prévue. Dans ce cas-ci, le réseau fait varier les poids de connexion jusqu'à l'obtention de la bonne sortie (prévue et correspondant à une entrée donnée). Au cours de cet entrainement, le système doit apprendre la corrélation avec l'entrée et la sortie à l'aide d'une évaluation d'erreur et entre temps maximiser un indice de performance appelé signal de renfort.
- L'autre, non supervisé : ce modèle est basé sur des règles de probabilités et consiste à changer le poids selon les régularités statistiques de l'entrée et définir par la suite les catégories correspondantes» [66].

Algorithme d'apprentissage du réseau de neurones utilisé dans ce travail :

1. Initialisation des poids et seuil à de petites valeurs aléatoires.
2. Présentation d'un vecteur x aux neurones d'entrée et calcul de la sortie.
3. Mise à jour des poids: $Wj(t+1) = Wj(t) + \eta(d-y)x$

où d est la sortie désirée, t est l'itération courante, et η est le taux d'apprentissage,

avec $0.0 < \eta < 1.0$;

4. Répétition des étapes 2 et 3 jusqu'à ce que l'erreur de l'itération soit inférieure à un seuil d'erreur spécifié, ou jusqu'à ce qu'un nombre d'itérations prédéterminé se soit écoulé.

3.4.1 Classification des images temps-fréquence à l'aide des réseaux de neurones artificiels

Dans ce travail, la classification basée sur l'algorithme de rétropropagation a été utilisée. La particularité de ce type de réseau est que l'information se propage dans une direction sans aucun retour d'information (entrées vers sorties). Dans ce cas, le réseau utilise un apprentissage supervisé par correction d'erreurs et le signal résultant est propagé en arrière vers les entrées pour mettre à jour les poids des neurones.

«L'algorithme de rétropropagation consiste dans un premier temps à déplacer vers l'avant les données d'entrée afin de définir un vecteur initial et par la suite comparer la sortie calculée avec la sortie voulue. Les biases sont modifiées de telle sorte que, dans l'itération suivante, l'erreur est minimisée, en tenant compte de la présence des couches de neurones cachées.

L'erreur est propagée en arrière-de la couche d'entrée tout en changeant la pondération. Le processus est répété sur tous les exemples jusqu'au moment où l'erreur de sortie est considérée comme négligeable» (*Rumelhart et al*, 1986).

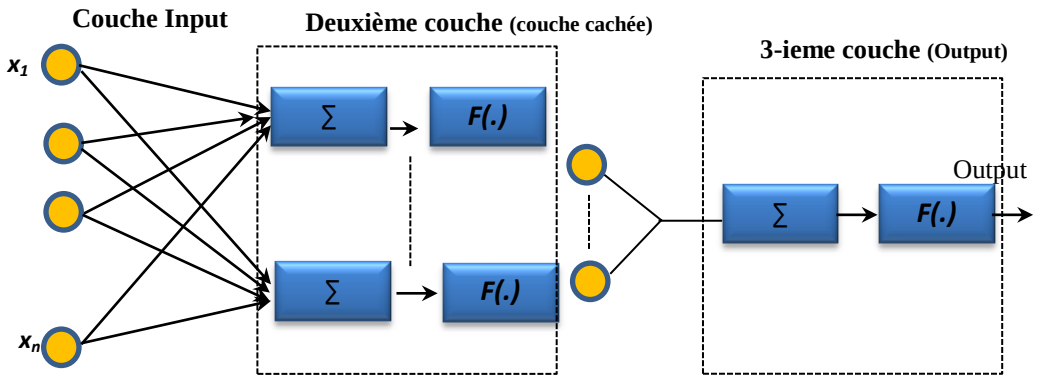


Figure 3.4-Diagramme en blocs du réseau PMC utilisé dans ce travail.

Dans cette thèse, pour la classification des problèmes de roulement, le réseau perceptron multicouche est utilisé. Ce dernier se compose de trois couches comme il est montré dans la figure 3.4. L'unité de la couche d'entrée n'effectue aucun calcul mais distribue simplement les données aux neurones dans le modèle de couche. Les pondérations initiales et les biases sont générées aléatoirement dans cet algorithme et la couche de sortie indique quelle configuration a été utilisée à l'entrée.

3.5 Signatures des défauts des roulements

Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements à billes sont présentées dans le tableau 3.2. Elles ont été calculées en utilisant les équations 2.13 [*Randall et al*-2001] du chapitre précèdent.

3.6 Partie expérimentale

3.6.1 Acquisition des données

Des signaux de vibration ont été recueillis à partir du banc d'essai n°1 «*Squeeze Film Damper* (SFD)» de l'École Polytechnique de Montréal. La conception originale du SFD (Turgeon, 2007) a été modifiée pour permettre de tester un roulement défectueux. Le dispositif expérimental est composé d'un arbre en acier de forme conique, supporté à ses extrémités par deux paliers à roulement. L'arbre est connecté au moteur à l'aide d'un accouplement rigide. Le roulement à proximité de l'accouplement est auto-aligné et il est monté librement (peut garder le désalignement angulaire permis par l'accouplement rigide). Le palier opposé contient le roulement testé. Deux accéléromètres ont été utilisés, chacun installé sur le boitier du palier (Figure 3.5). Les signaux ont été recueillis à une fréquence d'échantillonnage de 32.768 kHz, pour une durée de 20 secondes tandis que l'arbre peut tourner à différentes vitesses : 1800, 1500, 1200, 900 et 600 rpm.

Figure 3.5- Banc d'essai n°1 disponible à l'École Polytechnique de Montréal.

Tableau 3.1 Caractéristiques du banc d'essai

Composants	Spécifications techniques
Moteur	1 Hp 1750 rpm 60 Hz 1,2 amp
Accouplement	7/8 *po* to 1 $^{1/4}$ *po*
Accouplement proche du roulement	SKF 2310 E2RS1TN9
Roulement testé	SKF 1211 EKTN9

Tableau 3.2 Fréquence de défauts (Hz).

Modèle	BPFO/FR	BPFI/FR	BSF/FR
SKF 2310 E2RS1TN9	5,36	7,64	5,47
SKF 1211 EKTN9	8,68	11,3	7,39

3.7 Classificateur de défauts à l'aide de réseau de neurones artificiel utilisant les Descripteurs de Fourier

Dans cette phase de thèse, quatre différentes classes synthétiques sont considérées pour tester les performances du système intelligent proposé : la première classe représente l'état normal du roulement, la deuxième le défaut de la bague interne, la troisième le défaut de la bague externe et la quatrième le défaut la bille (500 tests).

Il faut noter que la taille, la forme et la profondeur des défauts créées sur les composantes du roulement ne peuvent pas être contrôlées de manière adéquate. L'approche adoptée pour cet effet est donc par essais-erreurs; on considère que la composante est endommagée lorsque la fréquence théorique de défaut est clairement apparente (Figure 3.6).

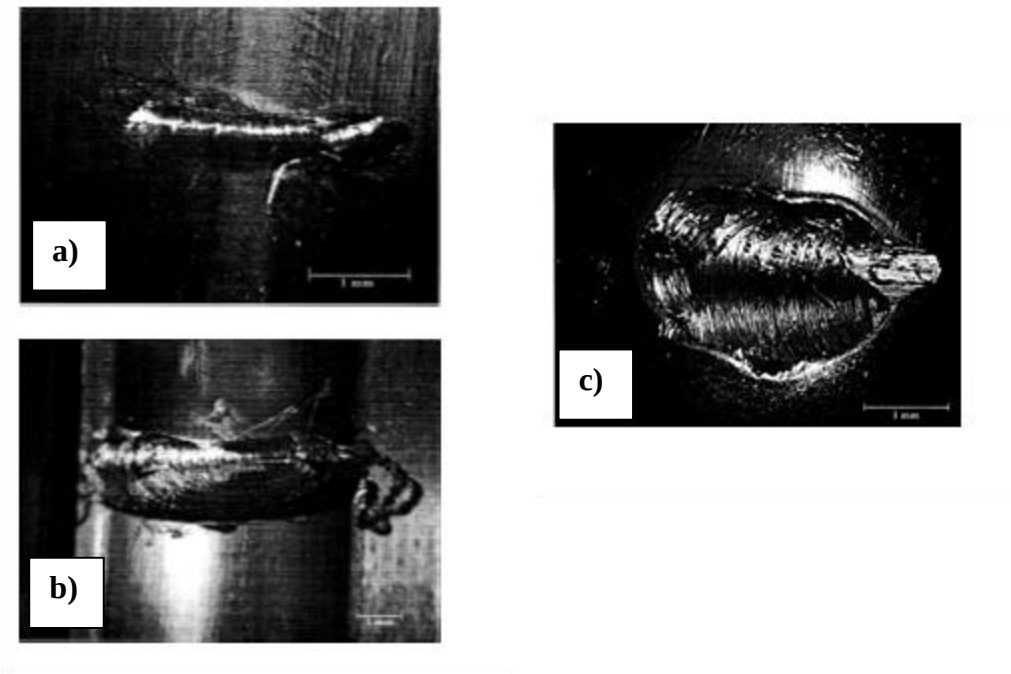


Figure 3.6- Simulations des défauts sur le roulement de marque SKF 1211
a) défaut sur la bague externe, b) défaut sur la bague interne, c) défaut sur la bille.

Il existe trois principaux facteurs qui influencent la conception d'un réseau neuronal: l'efficacité de la taille des données d'apprentissage, la complexité physique du problème donné et finalement l'architecture du réseau. Tous les facteurs sont également importants pour la performance globale de la classification d'un réseau. L'apprentissage des différentes classes dû à la complexité de la classification et/ou à un nombre inégal de données d'apprentissage à partir de différentes classes est en pratique très courant. Dans le cas idéal, le nombre de données d'apprentissage devrait être égal, avec une quantité suffisante et représentative pour chaque classe.

Les réseaux PMC peuvent être entrainés par plusieurs méthodes, mais la plus courante reste l'algorithme de rétropropagation de l'erreur. Cet algorithme utilise un gradient pour mettre à jour les poids du réseau. Bien qu'il existe plusieurs méthodes pour améliorer le taux de convergence de la rétropropagation de l'erreur, cette dernière est utilisée tout au long de cette recherche afin de classifier les signaux d'entrée en quatre classes. Pour tester la fiabilité du processus d'apprentissage, cent (100) signaux par classe (état normal, défauts des bagues interne, externe et la bille) sont acheminés au bloc d'apprentissage, ensuite le classificateur utilise les données d'apprentissage pour aider à la prise de décision (présence ou non d'un défaut) et ceci, en utilisant notre logiciel B (*DST*).

3.8 Discussions et résultats

Les résultats d'analyse sont donnés sous la forme d'un spectrogramme (TFCT) pour les roulements de type SKF 1211 représentant leur état normal et leurs états défectueux. La sortie (output) de l'analyse temps-fréquence pour chaque signal est une matrice de type

n x n et elle est représentée par une image. La méthode d'analyse temps-fréquence fournit une représentation tridimensionnelle du signal. Les figures 3.7-3.10 montrent des représentations temps-fréquence des quatre classes localisées à différentes vitesses de simulation.

Lors de la classification, les quinze Descripteurs de Fourier les plus importants (Figure 3.11) de chaque objet trouvé dans l'image d'analyse temps-fréquence (Ce choix est justifié par une simple propriété – la plupart des informations sur la limite de l'objet sera située dans la partie basse fréquence de la transformée de Fourier discrète) représentant des objets présents dans l'image temps-fréquence sont envoyés vers le bloc de réseau neuronal d'apprentissage du logiciel B. Chaque vecteur d'entrée d'apprentissage est marqué par sa classe de fonction correspondante dans la représentation binaire comme indiqué dans le tableau 3.3. Lorsqu'un modèle de vecteur est classé en tant que signal de roulement défectueux ou non défectueux, sa classe d'objets correspondante est copiée dans l'image de sortie. Les combinaisons restantes peuvent être considérées comme des classes de défauts inconnues ou non classées.

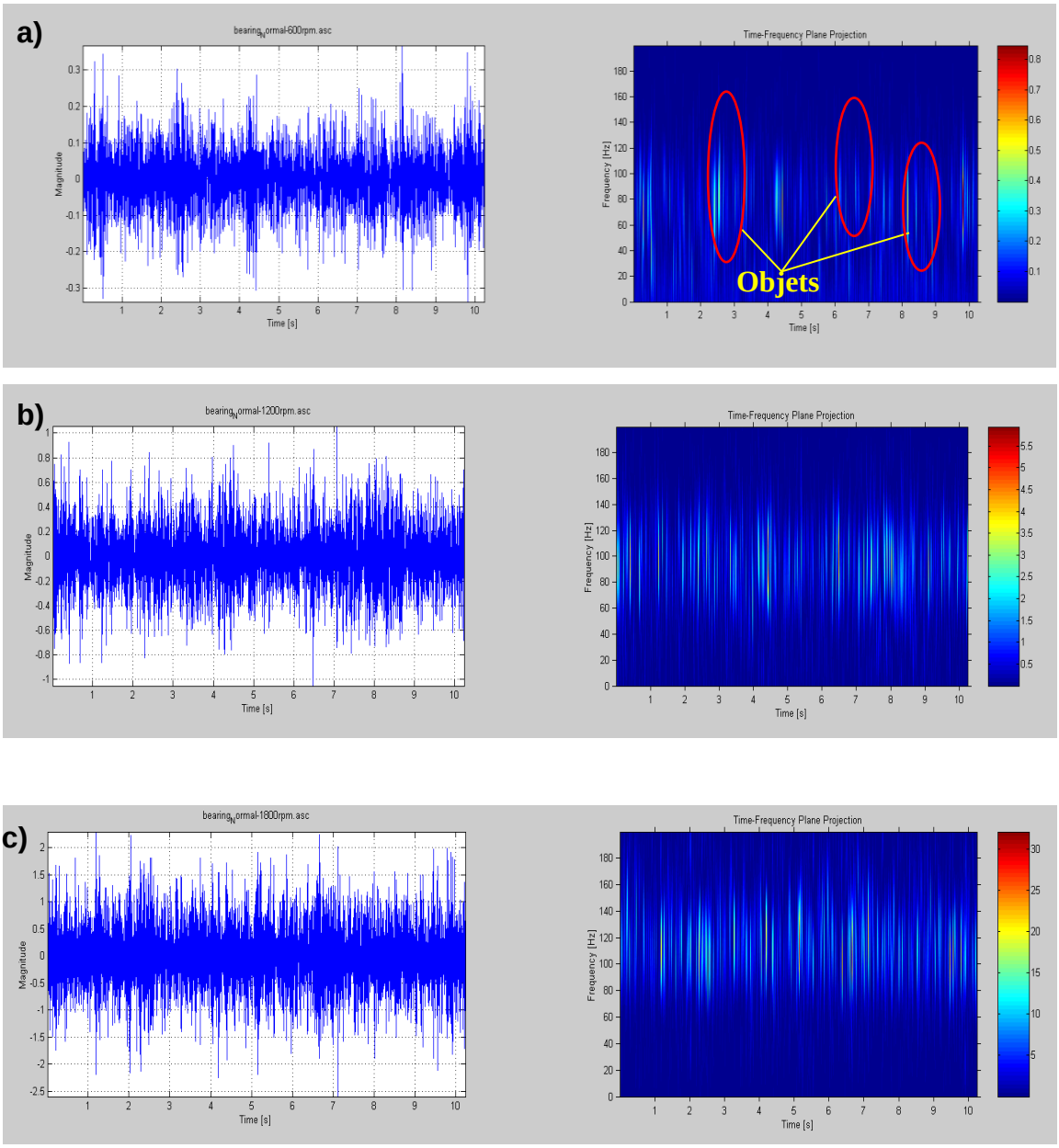


Figure 3.7- Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps-fréquence de la classe normale simulée à : a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm.

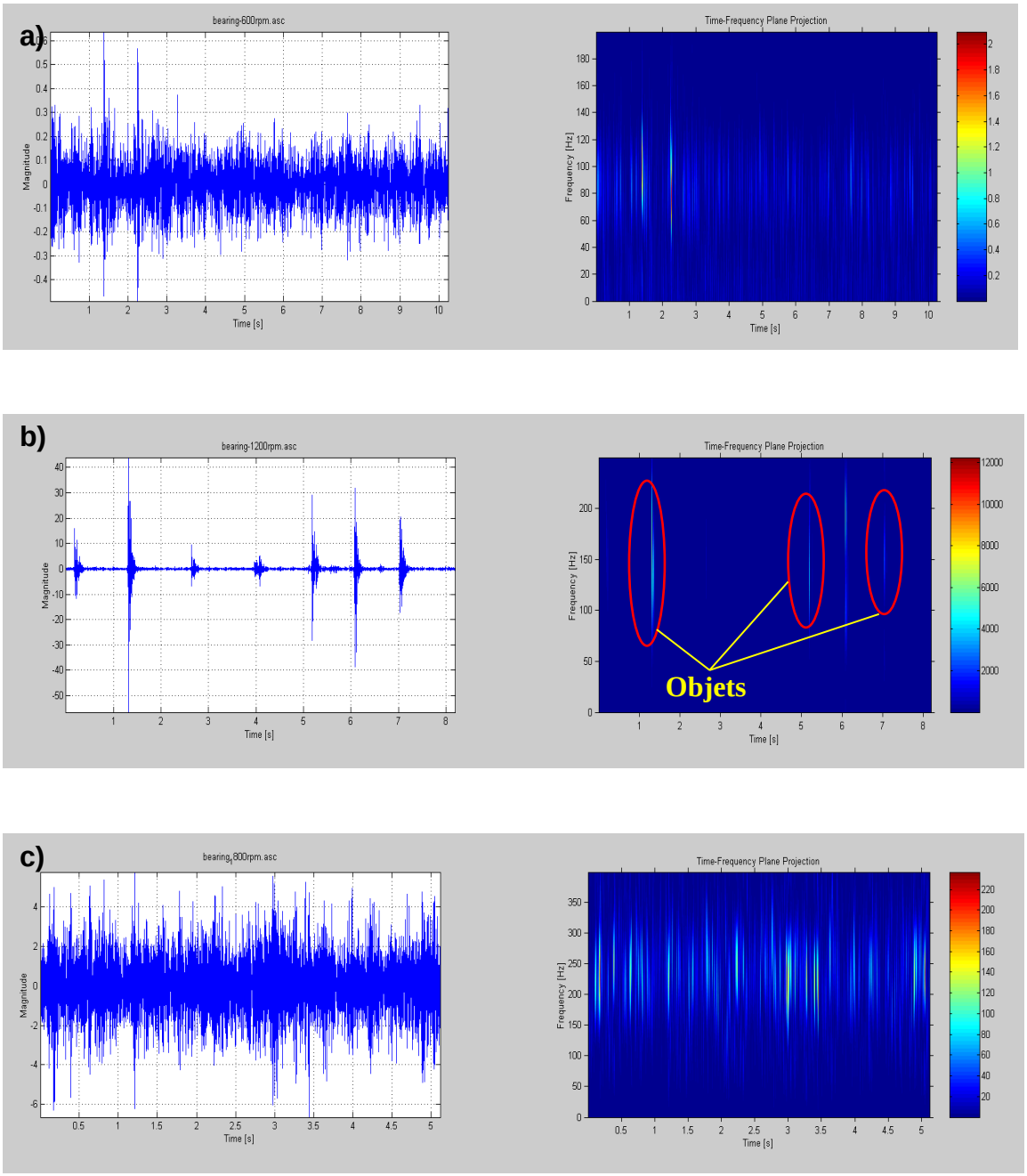


Figure 3.8-Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps-fréquence) de la classe simulée du défaut de la bille à : a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm.

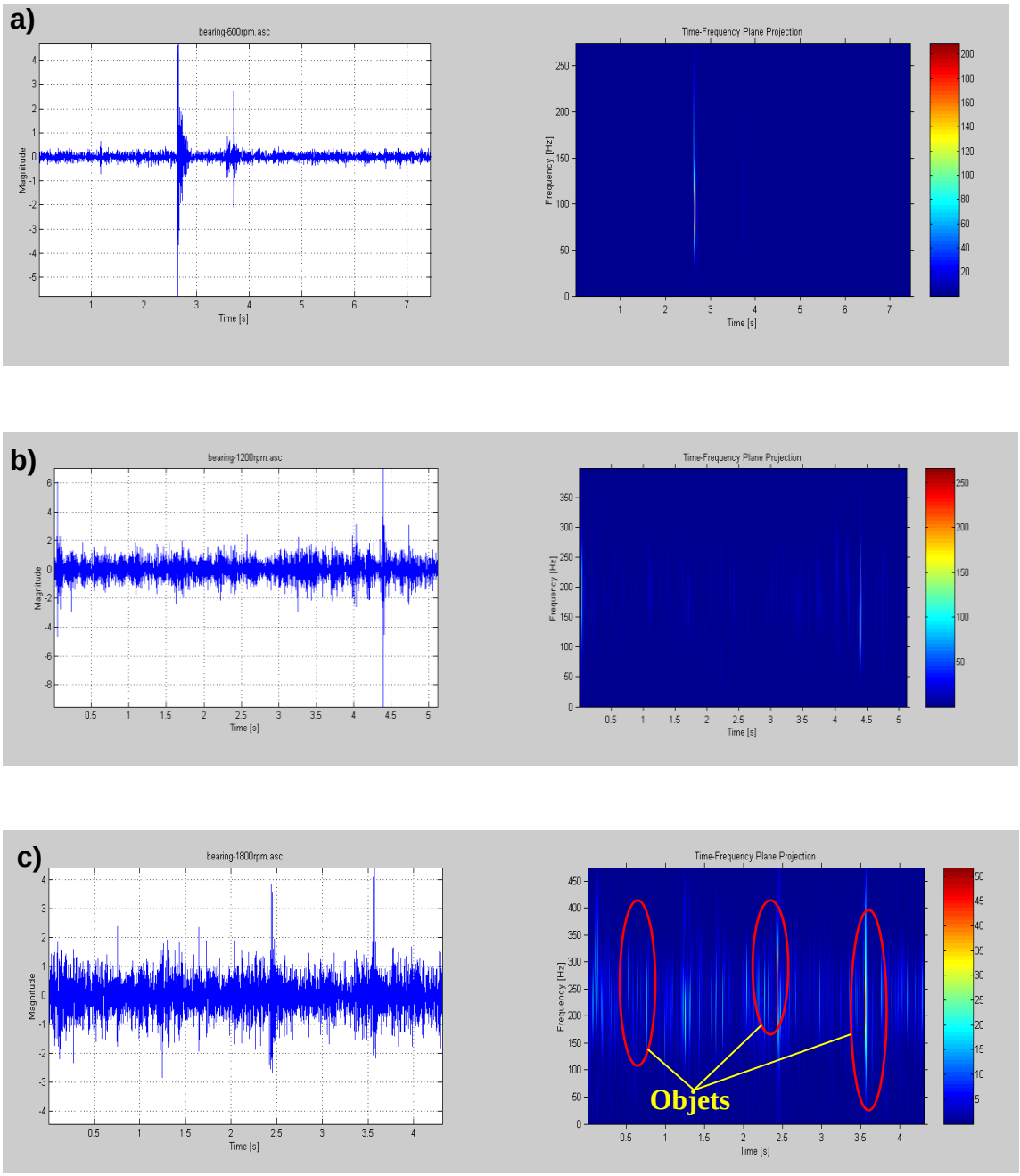


Figure 3.9- Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps-fréquence) de la classe simulée de défaut interne à: a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm.

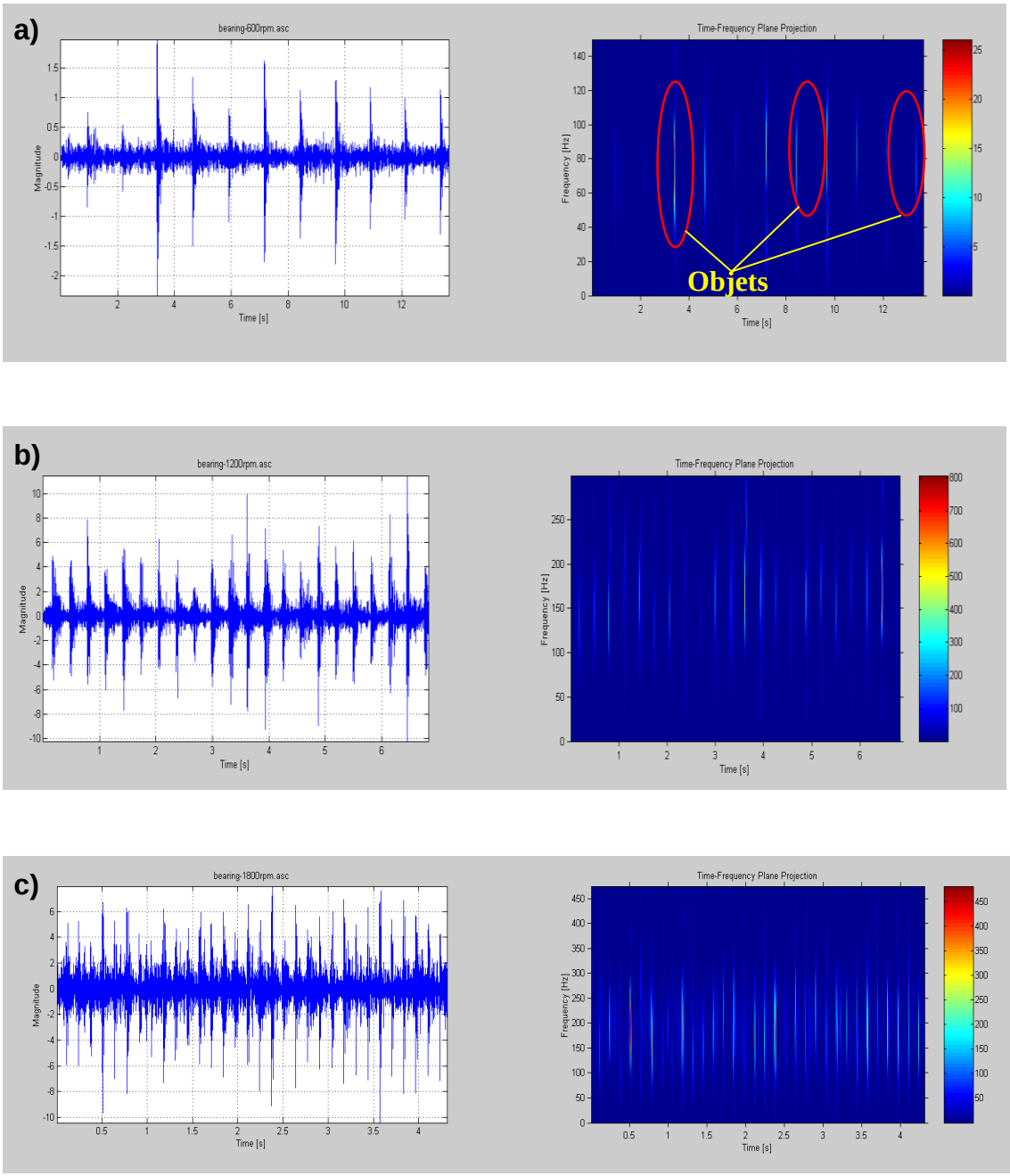


Figure 3.10- Image TFCT (Signal temporel et signal à deux dimensions : temps fréquence) de la classe simulée du défaut externe à : a) 600 rpm, b) 1200 rpm et c) 1800 rpm.

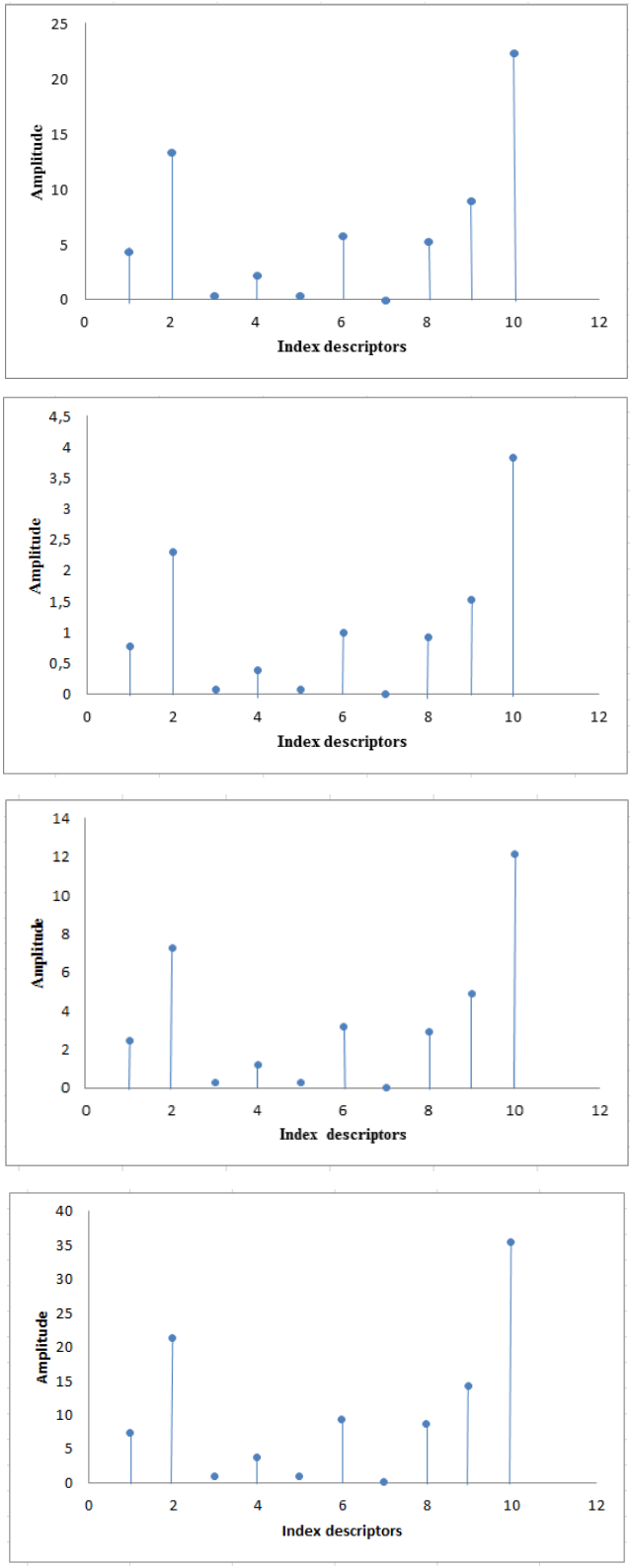


Figure 3.11- Descripteurs de Fourier de différentes grandeurs d'un objet de l'image TFCT à 600 rpm: a**)** Classe normale, b) Défaut de la bille, c) Défaut de la bague interne, d) Défaut de la bague externe.

Comme il a été mentionné auparavant, le classificateur du logiciel B utilise les données d'apprentissage pour prendre une décision à propos de la présence ou non d'un défaut sur le roulement; lorsque l'apprentissage est terminé, la performance du réseau est vérifiée pour déterminer si des modifications doivent être apportées au processus d'apprentissage à l'architecture du réseau ou aux ensembles de données (Figure 3.12).

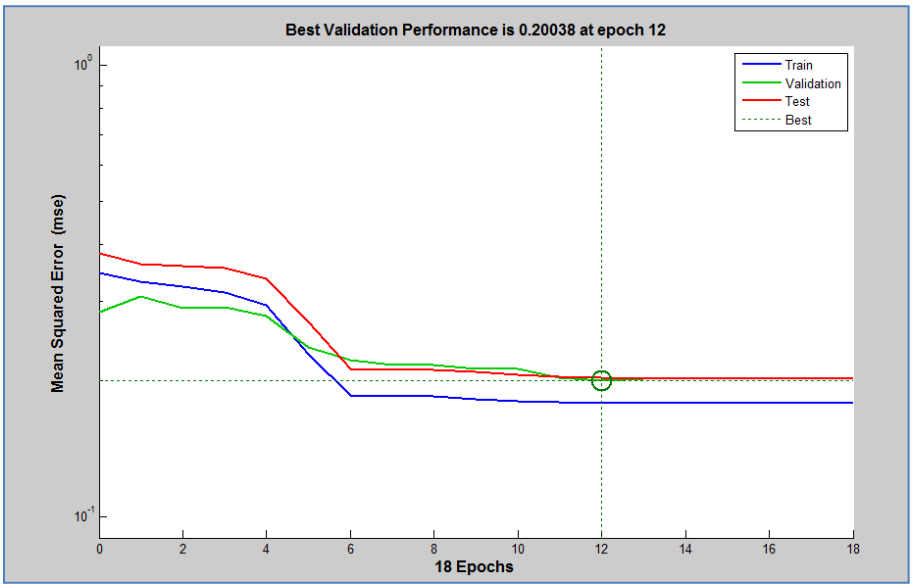


Figure 3.12-Courbe de performance d'apprentissage du classificateur de réseau neuronal.

Cette figure n'indique pas de problèmes majeurs avec l'apprentissage du réseau neuronal car les courbes de validation et de test sont presque semblables. Après l'apprentissage du réseau et la validation, ce dernier est utilisé pour calculer la réponse à l'entrée des vecteurs des Descripteurs de Fourier des classes simulées.

Dans cette partie de notre travail, les réseaux de reconnaissance de forme utilisés sont des réseaux d'anticipation qui peuvent être entrainés pour classifier les entrées en des classes cibles. Les données cibles pour les réseaux de reconnaissance de forme devraient consister en des vecteurs, tous de valeur nulle, excepté l'élément *i*, où *i* est la classe que doivent représenter.

Les données cibles des défauts sont sous forme d'une matrice *n x n* associée aux vecteurs des classes définissant laquelle des quatre classes chaque entrée est assignée. Les classes sont représentées par 1 dans les rangées 1, 2,3 ou 4 :

1) classe #1 normale;

2) classe #2 défaut de la bague interne;

3) classe #3 défaut de la bague externe;

4) classe #4 défaut de la bille.

Tableau 3.3 Représentation binaire des différentes classes.

Classe de défauts	Classes sous une forme binaire			
Classe normale	1	0	0	0
Défaut de la bille	0	1	0	0
Défaut de la bague interne	0	0	1	0
Défaut de la bague externe	0	0	0	1

L'objectif à cette étape-ci est d'utiliser un dictionnaire contenant les signaux de référence afin de classifier les signaux issus des distributions donnant les meilleurs résultats pour notre cas d'étude. Compte tenu du fait que la meilleure distribution est celle qui possède le plus grand pic, l'image des trois premières distributions temps-fréquence est sélectionnée pour ce composant. Pour un nouveau produit provenant d'un signal quelconque à investiguer, afin de vérifier si oui ou non le signal a un défaut, le processus de détection est le suivant : tout d'abord, le signal est traité par les trois premières distributions retenues. Dans la seconde étape, une série de Descripteurs de Fourier doit être trouvée pour chaque objet dans l'image temps-fréquence. Ces Descripteurs significatifs seront choisis comme les éléments du vecteur modèle pour la description de l'objet et par la suite une procédure de comparaison sera implémentée entre ce dernier et notre dictionnaire (seuls les signaux qui correspondent à l'état du roulement seront pris en considération) pour identifier son état.

La figure 3.13 indique la classification réussie de nouveaux points ajoutés (●) et utilisés pour évaluer le classificateur. Cette figure montre les différentes frontières qui représentent les différentes classes (classe sans défaut et classes avec différents défauts: défaut de la bille défaut de la bague externe , défaut de la bague interne) Les résultats de la performance de classification utilisant le réseau neuronal et les Descripteurs de Fourier sont rapportés dans le tableau 3.4. Il est évident que le classificateur répond correctement à l'ensemble des données de tests et d'apprentissage.

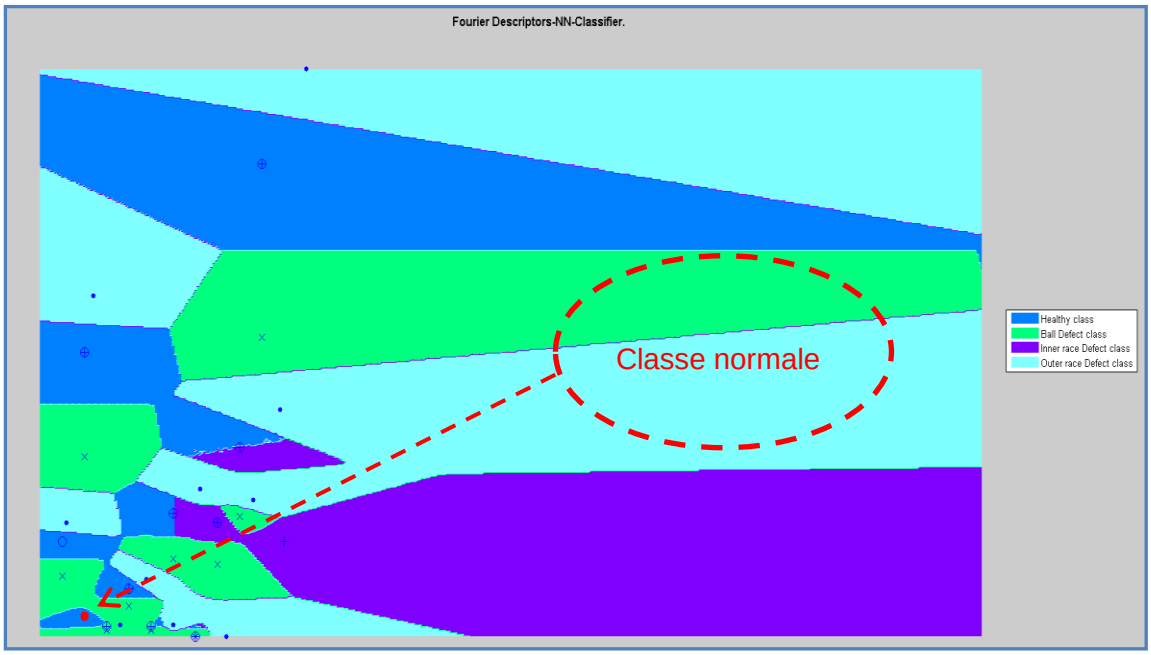


Figure 3.13-Classification d'un nouveau signal d'un roulement test inconnu (●) comme étant un signal sans défauts.

Tableau 3.4 Classification des résultats de performance

Procédure	Résultats de classification
Classe normale	Décision correcte
Défaut de la bille	Décision correcte
Bague interne défectueuse	Décision correcte
Bague externe défectueuse	Décision correcte

3.9 Conclusion

Dans cette partie de thèse, nous avons élaboré un logiciel de prise de décision (logiciel B) dans le but de diagnostiquer et de détecter automatiquement les composantes défectueuses des machines tournantes.

Une nouvelle application des réseaux de neurones artificiels et des Descripteurs de Fourier provenant d'images en temps-fréquence pour la classification automatique des défauts a été utilisée. Cette méthode ne nécessite pas l'extraction d'autres paramètres de défauts tels que les valeurs propres des distributions temps-fréquence avant la classification rendant ainsi le processus de diagnostic de défaut très simplifié. La bonne performance de la méthode proposée a été démontrée en utilisant des montages expérimentaux.

Les résultats obtenus par cette approche ont montré que la classification des Descripteurs de Fourier obtenus à partir des images temps-fréquence possède une bonne précision de détection des conditions de roulements à billes défectueux.

CHAPITRE IV

DIAGNOSTIC AUTOMATIQUE DES MACHINES TOURNANTES EN UTILISANT LES DESCRIPTEURS DE FOURIER ET LA LOGIQUE FLOUE COMME CLASSIFICATEUR

4.1 Introduction

La surveillance des machines est actuellement très utilisée comme un outil de maintenance préventive. Elle est destinée non seulement pour répondre à l'objectif principal, qui est la sécurité, mais aussi pour détecter le début d'un défaut et suivre son évolution dans le temps. Cette détection précoce permet de planifier et de prévoir des réparations durant une période appropriée afin d'éviter toute interruption de la production.

Les méthodes de traitement du signal sont les principaux outils utilisés dans le diagnostic des machines. De nos jours, la technologie progresse rapidement et le diagnostic des machines joue un rôle important dans la maintenance des installations. Pour cette raison, il est devenu nécessaire de tirer un avantage de nouvelles générations de méthodes plus puissantes d'analyse du signal. Ces méthodes, appelées représentations temps-fréquence, permettent d'analyser les signaux non stationnaires ou cyclo-stationnaires.

La tâche principale d'un système d'intelligence artificielle est de fournir des descriptions compréhensibles d'objets à partir d'une seule image ou de toute une série d'images (Milan, 1993). Un problème de ce type est rencontré dans les systèmes d'inspection visuelle automatisée des composantes de machines. Ces systèmes sont en mesure de reconnaître et de classer les défauts possibles à partir des images de ces composantes et devraient être assez robustes et solides.

Il est nécessaire de répondre à ces exigences afin que les systèmes automatisés puissent remplacer l'inspection humaine, qui présente de nombreux inconvénients, principalement dus à la fatigue et à la lenteur de l'inspection. Cette partie du travail prend en considération l'une des méthodes possibles pour la détection de défauts pour les différents roulements. Un seuillage et un algorithme de connectivité de type 8 ont été utilisés pour une image obtenue à partir de l'analyse temps-fréquence et par la suite une méthode de logique floue a été appliquée pour classifier les Descripteurs de Fourier trouvés dans cette image ce qui permet de détecter les défauts dans les roulements industriels.

4.2 Algorithme de prétraitement d'images

Le traitement d'image qui joue un rôle très important dans la classification des défauts se place après les étapes de l'acquisition et de la numérisation de l'image. Une phase d'interprétation est également intégrée dans le traitement de l'image en utilisant l'intelligence artificielle, en particulier pour manipuler l'information, principalement disponible sur les images traitées (reconnaissance de forme). Le paragraphe qui suit présente une brève description de deux méthodes de traitement d'images utilisées dans cette étude : Le filtrage à l'aide d'un seuil et les algorithmes de connectivité.

Le filtrage à l'aide d'un seuil est un procédé qui convertit une image d'échelle en niveau de gris en une image en deux ou plusieurs niveaux de tel sorte que les objets d'intérêt sont séparés du fond de l'arrière-plan. Dans l'imagerie numérique représentée par une grille, un pixel peut avoir soit une valeur de 1 quand il fait partie de la structure, ou soit 0 lorsque c'est une partie de l'arrière-plan. Dans ce cas, un pixel de connectivité de type 4 est connecté par quatre voisins et de connectivité de type 8 par 8 voisins [29-32].

L'une des opérations les plus importantes est de trouver les composants connectés dans l'image de l'analyse temps-fréquence, car les points connectés forment une région candidate pour représenter un objet. Un exemple de prétraitement est présenté dans la figure 4.1.

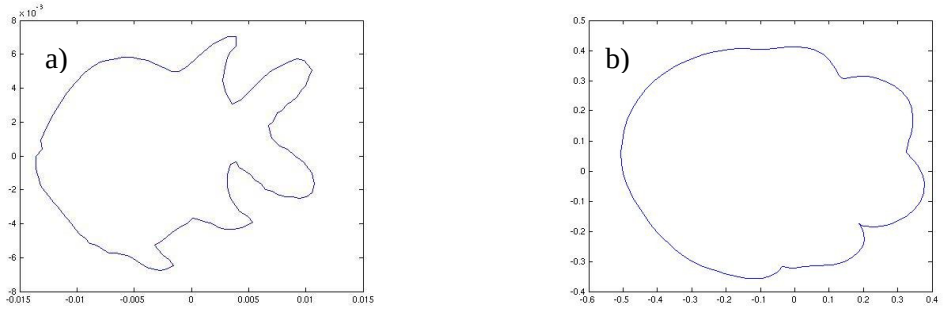


Figure 4.1-Exemples de prétraitement: a) image originale et b) forme tracée [75].

4.3 Descripteurs de Fourier

Les Descripteurs de Fourier sont généralement utilisés pour représenter le contour d'un objet. Un contour est constitué d'un ensemble de coordonnées (x_i, y_i), et on peut considérer chaque paire de coordonnées dans une représentation d'une forme complexe ($S[n] = x[n]+iy[n]$).

Soit une série de contour de N points dont les coordonnées sont représentées sous une forme complexe, comme le montre la figure 4.2.

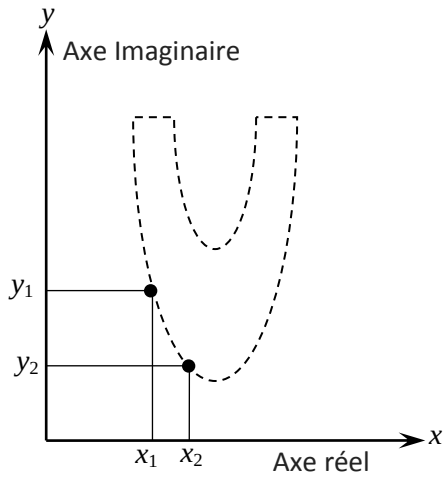


Figure 4.2- Représentation du contour comme une conséquence de points complexes.

4.3.1 Calcul des Descripteurs de Fourier

Le principal avantage des Descripteurs de Fourier est leur invariance à la translation, la rotation et la mise à l'échelle de l'objet observé. L'équation représente chaque coordonnée par un nombre complexe et la transformée de Fourier discrète *u (n)* pour cette séquence de coordonnées *S (n)* est définie comme suit (*McElroy et al*-1995):

$$U(u) = \sum_{n=0}^{N-1} S[n] e^{-2\pi i u n/N}$$

La transformée de Fourier inverse est donnée par :

$$S[n] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} U(u) e^{-2\pi i u n/N}$$

$$\leq n \geq N-1$$

$$0 \leq u \geq N-1$$

Les Descripteurs de Fourier sont calculés comme suit:

$$a(n) = \frac{|U(u)|}{|u(1)|}$$

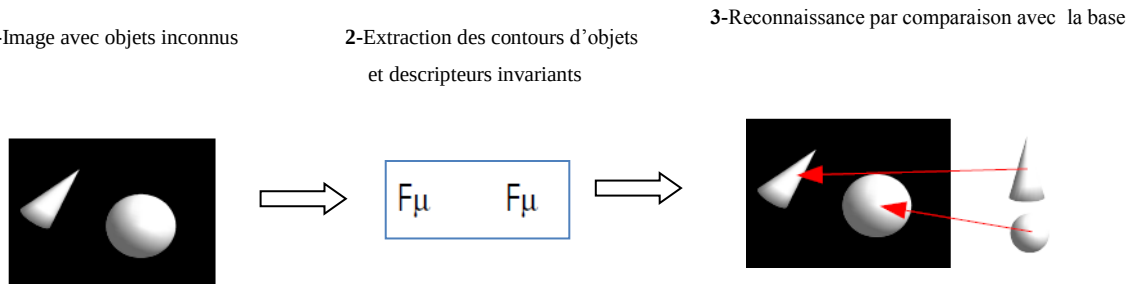


Figure 4.3-Reconnaissance de l'objet en utilisant l'information sur la forme [75].

4.4 Classification des images temps-fréquence en utilisant un algorithme basé sur la logique floue

4.4.1 Introduction sur la logique floue

L'approche la plus courante pour obtenir des classificateurs repose sur la théorie de la logique floue (LF). Cette dernière élargit la logique booléenne conventionnelle en utilisant le concept de "vérité partielle" pour les valeurs comprises entre "0" and "1", ce qui correspond respectivement à une logique de "complètement faux" et de "complètement vraie". La méthode de la LF utilise des outils athématiques pour modéliser un raisonnement approximatif lorsque la donnée est imprécise, incertaine, vague et incomplète.

4.4.2 Regroupement par la méthode de C-moyen flou

La méthode de C-moyen flou (CMF) est une technique de regroupement de données qui permet à une série de données d'appartenir à un ou deux regroupements. Le but principal du regroupement est d'identifier des ensembles naturels de données à partir d'une large série de données. Des sous-groupes flous *F* d'un groupe *S* peuvent être définis comme une série de pairs ordonnés, chacune d'elle avec comme premier élément un élément de *S* et le second élément, un élément de l'intervalle [0, 1], avec exactement une paire ordonnée pour chaque élément de *S*. La valeur zéro

(0) est utilisée pour représenter la non appartenance complète, la valeur (1) pour représenter l'appartenance complète et les valeurs immédiates sont utilisées pour représenter un degré intermédiaire d'appartenance [37].

4.4.3 Classification des Descripteurs de Fourier à l'aide de la méthode C-moyen flou

À des fins de compréhension de la méthode, on suppose une série de données $\{X_1 \dots \dots \dots, X_N\}$ et on veut la séparer en C-classes floues. Ceci signifie qu'il faut calculer les centroïdes de C-classes et générer la matrice de composition *U*. Cette dernière est une matrice de type *C* x *N*, où *C*, est le nombre de classes et *N* est le nombre de données d'échantillons. Chaque colonne de la matrice de composition contient des valeurs correspondant à chaque donnée d'échantillon. Une décomposition logique optimale est celle qui optimise la fonction erreur généralisée des moindres carrées $J(U, v)$[37] :

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^{N} \sum_{i=1}^{C} (u_{ik})^m \, \|x_k - v_i\|^2$$

où, X= $\{X_1 \dots \dots \dots, X_N\}$ est le série de données, *C*, le nombre de centroïde de classe

$2 \leqslant C \prec N$) et *m* l'exposant de pondération ($1 \leqslant m \prec \infty$)

$\|x_k - v_i\|^2 = \sum_{j=1}(x_{jk} - v_{ji})^2$: la distance métrique Euclidienne.

N est un ensemble de données;

$v = [v_{ji}] = [\, v_1, \dots \dots \dots v_C]$ est la matrice des centroïde de classe;

v_i est le centroïde de classe pour le sous ensemble *i;*

u_{ik} la valeur d'appartenance floue de l'échantillon *k* dans la classe *i*;

$U = \{u_{ik}\}$ est la C-partition floue de l'ensemble de données *X*.

La matrice de décomposition *U* est un outil conventionnel pour la représentation de la structure de classe dans les données $\{X_1 \dots \dots \dots, X_N\}$:

$U \in R^{CxN}\ \forall i, k: 0 \leqslant u_{ik} \prec 1;$

où, $\sum_{i=1}^{C} u_{ik} = 1$

$$0 < \sum_{k=1}^{N} u_{ik}$$

Dans cette partie de thèse, la méthode C-moyen flou est appliquée à une image d'analyse temps-fréquence et une série de valeurs de Descripteurs de Fourier pour chaque objet trouvé dans cette image a été introduite comme données d'entrée à l'algorithme de la classification de CMF (deuxième partie du logiciel B).

4.5 Dispositif expérimental

4.5.1 Fréquences caractéristiques du roulement

Il existe de nombreuses causes de défaillance des roulements incluant les défauts de matériel, le défaut de lubrifiant, la charge mal alignée, la contrainte de contact excessive, etc. Dans tous les cas, le dysfonctionnement apparait comme un défaut dans la bague interne, la bague externe ou dans les éléments roulants.

Les trois fréquences les plus importantes qu'un roulement défectueux peut générer sont :

1- la fréquence de passage de la bille, de la bague externe (BPFO). Cette fréquence se manifeste lorsque chaque bille passe à travers l'emplacement défectueux dans la bague externe et peut être calculée en utilisant le tableau 4.1.

2- la fréquence de passage de la bille de la bague interne (BPFI). cette fréquence se manifeste lorsque chaque bille passe à travers l'emplacement défectueux dans la bague interne.

3- la double fréquence de rotation de la bille (BSF).Cette fréquence est égale au double de la fréquence de rotation de la bille. Ceci se produit lorsqu'un simple défaut sur la bille entre en contact avec les bagues interne et externe.

Pour calculer BPFO, BPFI et BSF d'un roulement, il est nécessaire de connaitre sa géométrie et sa vitesse de rotation.

4.5.2 Acquisition des données

4.5.2.1 Première étude de cas

Cette partie de la thèse porte également sur la conception d'un banc d'essai expérimental n^{o}2 à partir duquel, la réponse du signal de vibration des composants de machines défectueuses tournant, avec des défauts simulés, sera recueilli.

Une brève description de ce banc d'essai, conçu au niveau de notre laboratoire de la section de mécanique appliquée (École Polytechnique de Montréal), est présentée ci-dessous.

Le banc d'essai se compose des éléments suivant : Un système de rotor comprenant un arbre supporté à ses extrémités par un ensemble de deux roulements SKF Plummer bloc est connecté à une de boîte de vitesses par le biais d'un système de transmission par courroie. Le système entier est entraîné par un moteur électrique 2HP de vitesse nominale 3600 rpm et soutenu par un ensemble de deux poutres en *H* pondération 67lb/ft chacun. Le moteur est connecté au système de rotor à l'aide d'un accouplement de type élastomère qui peut empêcher le désalignement angulaire et d'absorber les vibrations indésirables provenant du moteur. Le banc d'essai est de 1750 mm de long et de 210 mm de large.

Le banc d'essai est conçu pour permettre de tester des défauts typiques des machines tournantes tels que les roulements endommagés, le déséquilibre de masse et les engrenages. Étant donné que le développement de notre procédure de diagnostic sera basé sur ces signaux de vibration, sa fiabilité dépendra aussi de la capacité de notre banc à refléter les systèmes réels, comme ceux utilisés par nos partenaires industriels.

La conception du banc n^{o}2 pour la surveillance des roulements est certainement la partie la plus critique de notre projet parce que la fiabilité de notre diagnostic dépend, comme souligné plus haut, de la capacité du banc d'essai à refléter un système mécanique réel. C'est pourquoi dans de nombreux précédents travaux, la plupart des bancs d'essai utilisés ont été conçus à partir de roulements, d'engrenages et de volants moteur montés sur un système de rotor entraîné par un moteur électrique.

Tous les roulements (ceux du système de rotor et ceux de la boîte de vitesses) sont montés sur un manchon de serrage et peuvent être facilement démontés.

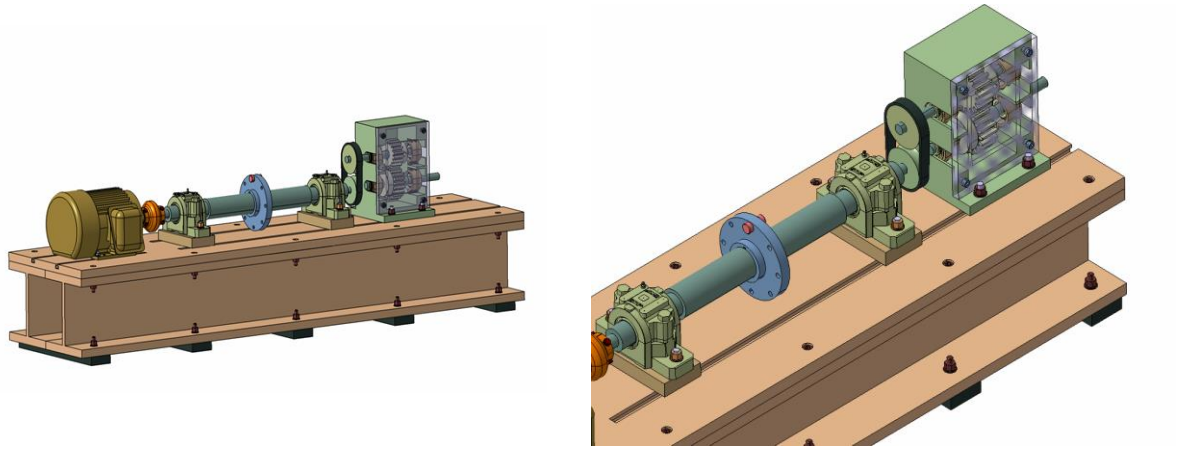


Figure 4.4-Banc d'essai n°2 pour l'analyse des diagnostics des roulements du laboratoire de l'École Polytechnique of Montréal, (a) vue isométrique et (b) vue isométrique zoomée.

Lorsque le moteur tourne à sa vitesse nominale de 3600 rpm, l'arbre de sortie de la transmission à courroie tourne à 3400 rpm et l'arbre de sortie de la transmission à engrenages tourne à 2900 rpm. Lorsque la courroie et la transmission à engrenages sont utilisées, la vitesse de la courroie sera alors de 3800 rpm et de 4400 rpm pour la transmission à engrenages. La vitesse maximale qui peut donc être atteinte sur ce banc d'essai est de 7800 rpm. Parmi tous les éléments du banc d'essai, seuls la boîte de vitesses, le moteur et l'arbre ont été conçus au niveau de notre laboratoire. Toutes les autres composantes ont été achetées.

Tableau 4.1 : Spécifications techniques du banc d'essai n°2.

Components	Specifications	Manufacturers
Base	2 H-Beams W8×8 67lb/ft	Prometo
Motor	2Hp, 3600rpm, 575Volts	Toshiba
Couplings	7/8inch - 1inch	Rex Omega
Bearing House	SNL 510 - H310 - 1210EKTN9	SKF Canada

4.6 Test sur les roulements de Pratt & Whitney

Afin de valider notre modèle destiné à la détection des défauts et au diagnostic des machines tournantes, nous avons proposé de tester les roulements de Pratt & Whitney directement sur notre banc d'essai n^{o}2 (plus de 1000 tests). Nous avons aussi spécialement conçu des paliers de dimensions appropriées car ces roulements ne sont pas standards et donc non disponibles sur le marché.

La transmission de la boîte de vitesses a été remplacée par un palier conçue sur mesure par notre équipe de recherche. L'autre roulement de type SKF est utilisé en tant que supports de l'arbre relié à la sortie du système de transmission à courroie. Notre équipe a également conçu un ensemble de manchon de serrage interne et externe afin d'adapter toutes les dimensions de roulements de Pratt & Whitney.

Les détails de cette conception sont montrés dans les figures 4.5 et 4.6.

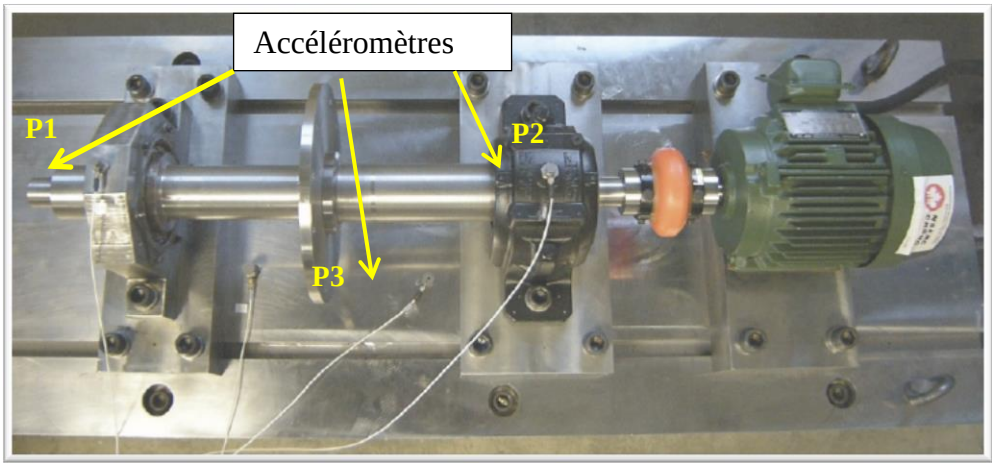
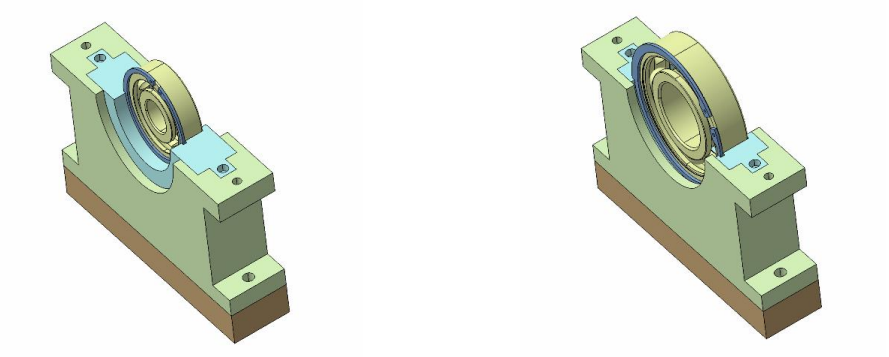
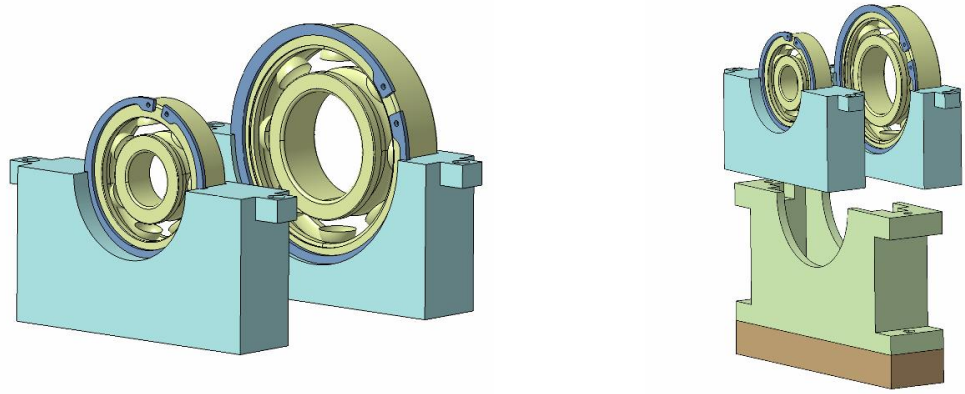


Figure 4.5- Dispositif avec le roulement PWC15 monté sur la partie gauche de l'arbre.



(a) Palier de roulement avec un petit roulement à l'intérieur (b) Palier de roulement avec un grand roulement à l'intérieur



(d) Remplacement des roulements à l'intérieur des paliers

Figure 4.6-Banc d'essai adapté au roulement PWC15 de Pratt & Whitney.

4.6.1 Spécifications des tests

En utilisant le logiciel maison (TF-Analysis), l'analyse spectrale a été effectuée dans le but de détecter de possibles défauts dans le roulement industriel fourni par Pratt & Whitney (voir figure 4.6). Les tests sur le roulement ont été réalisés dans le laboratoire de diagnostic de machines à l'École Polytechnique de Montréal en accord avec les spécifications du fonctionnement réel des roulements de Pratt & Whitney.

Les tests ont été effectués à 3 vitesses de rotation S1, S2 et S3 (voir tableau 4.2). Les données ont été collectées à une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz, avec des enregistrements de 5 min à chaque régime. Les phases d'accélération et de décélération ont été aussi enregistrées (voir figure 4.7 pour la séquence de test).

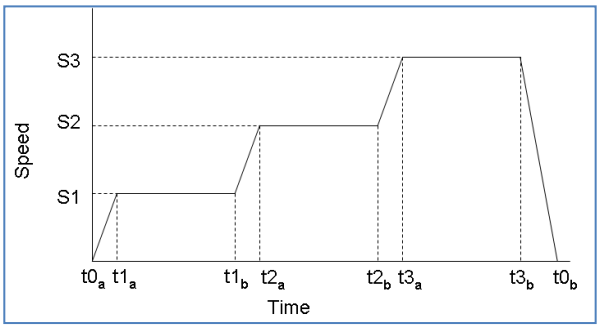


Figure 4.7-Variation de la vitesse d'opération du roulement PWC#15.

Tableau 4.2: Vitesses d'opération du roulement PWC15 et ses fréquences

Désignation	Vitesse de rotation (rpm)	Fréquence (Hz)
S1	400	6.67
S2	800	13.3
S3	1200	20

Trois accéléromètres P_1, P_2 et P_3 ont été utilisés (voir figure 4.5). L'accéléromètre P_1 est positionné horizontalement au-dessus du palier et il est destiné à détecter les défauts de roulement. L'accéléromètre P_2 est positionné verticalement sur le côté du roulement. Il permet de détecter les défauts de l'arbre. L'accéléromètre P_3 est positionné à l'horizontale sur le logement de palier (1217K) et il est utilisé pour surveiller ce palier et donc de tester l'état de ce dernier.
Dans cette partie de travail, seules les données de l'accéléromètre P_1 sont analysées tandis que les autres sont simplement utilisées pour la surveillance et la vérification des équipements de test.

4.6.2 Spécifications techniques

Les paramètres du roulement sont présentés dans le tableau 4.3

Tableau 4.3. Spécifications du roulement PWC#15

ID du roulement de	PW100 #15
Pratt	Roulement à bille
Diamètre intérieur	2.7556'' - 2.7559'
Diamètre extérieur	5.9051'' – 5.9055''
Diamètre primitif	4.3308''
Largeur	1.370'' – 1.375''
Angle de contact	n/a
Vitesse d'opération 1	400 rpm
Vitesse d'opération 2	800 rpm
Vitesse d'opération 3	1200

Les fréquences de défaut calculées sont présentées dans le tableau ci-dessous.

Tableau 4.4: Fréquences calculées des défauts du roulement PWC#15

Fréquence de rotation, (Hz)	6.67	13.3	20
Défaut de la cage (F_{CF}) (Hz)	2.64	5.30	7.97
Défaut de la bague externe (F_{ORF}) (Hz)	31.67	63.64	95.70
Défaut de la bague interne (F_{IRF}) (Hz)	47.76	95.96	144.30
Défaut de la bille (F_{BF}) (Hz)	0.64	1.29	1.94

4.6.3 Deuxième étude de cas

Cette section présente une deuxième étude de cas de l'application de la méthode proposée pour analyser les signaux de vibration enregistrés à partir d'un défaut de roulement PW100#5 de Pratt & Whitney. Ce roulement est une composante d'un moteur PW100 et il est utilisé sur l'arbre de la boite à vitesses. Il a été identifié comme étant l'une des composantes les plus problématiques dans ce moteur. Afin d'avoir des données sur ce roulement, des tests ont été effectués au Centre National de Recherche à Ottawa où trois roulements de même type ont été testés sur leur propre banc d'essai. Ces tests ont été réalisés pour chaque roulement sous une charge radiale de 100 lb appliquée dans les directions *X* et *Y* respectivement et à différentes vitesses de rotation allant de 25 600 à 34 200 rpm. Il faut noter que l'état stationnaire et les signaux transitoires ont été enregistrés en utilisant une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz en accord avec le trajet de vitesse donné dans la figure 4.9.

Tableau 4.5: Dimensions géométriques et vitesses de rotation pour les tests effectués au CNRC Ottawa.

ID du roulement de Pratt	Premier PW100 #5	Deuxième PW100 #5	Troisième PW100 #5
Diamètre intérieur	2.8347'' - 2.8350''	2.8347'' - 2.8350''	2.8347'' - 2.8350''
Diamètre extérieur	3.9292'' - 3.9272''	3.9292'' - 3.9272''	3.9292'' - 3.9272''
Diamètre primitif	3.4165''	3.4165''	3.4165''
Largeur	0.625'' – 0.630''	0.625'' – 0.630''	0.625'' – 0.630''
Angle de contact	n/a	n/a	n/a
Vitesse d'opération 1	25,600 rpm	25,600 rpm	1,000 rpm
Vitesse d'opération 2	32,000 rpm	32,000 rpm	2,000 rpm
Vitesse d'opération 3	34,200 rpm	34,200 rpm	-

Figure 4.8-Dispositif expérimental du CNRC (Ottawa).

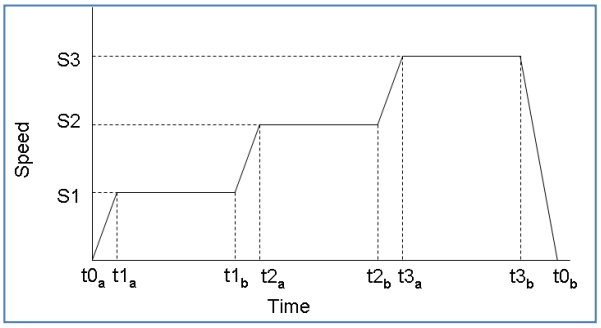


Figure 4.9-Vitesse de rotation réelle du roulement PWC #5 : S1 = 25 600: S2=32 000 et S3=34 200 rpm.

Comme précédemment indiqué dans le tableau 4.1, un certain nombre d'équations peut être utilisé pour calculer les fréquences de défaut du roulement. En utilisant ces formules et sachant que DB = 7,3 mm, DP = 87,8 mm, NB = 12 et θ = 0, on peut calculer les fréquences théoriques des défauts du roulement PWC#5 de Pratt & Whitney.

Les défauts de roulements théoriques sont présentés dans le tableau 4.6 pour les différentes vitesses de rotation. À noter que l'un des roulements a été testé à une faible vitesse de 1000 à 2000 tours par minute dû au bruit excessif généré durant la période d'accélération.

Tableau 4.6: Fréquence de défauts pour le roulement de PWC#5.

Roulement	Vitesse de rotation (**RPM**)	Défaut de la Cage (F_{CF}) **Hz**	Défaut de la Bague interne (F_{ORF}) **Hz**	Défaut de la Bague externe (F_{IRF}) **Hz**	Défaut de la bille **Hz**
Premier roulement	34,200	261.34	3,704.86	3,136.14	3,403.80
	32,000	244.30	3,463.43	2,932.56	3,182.86
	25,600	195.60	2,772.00	2,347.15	2,547.48
Deuxième roulement	34,200	261.34	3,703.86	3,136.14	3,403.80
	32,000	244.30	3,463.43	2,932.56	3,182.86
Troisième roulement	1,000	7.64	108.32	91.71	99.54
	2,000	15.28	216.58	183.38	199.03

4.7 Résultats et discussions

4.7.1 Analyse temps-fréquence

Comme mentionné précédemment, la méthode d'analyse temps-fréquence est une méthode alternative qui peut être utilisée pour détecter les défauts avec une plus grande précision lorsque ces derniers se manifestent et aussi réduire les effets du bruit. Plusieurs types de distributions temps-fréquence ont été appliqués pour le traitement du signal.

4.7.1.1 Première étude de cas

La figure 4.10 montre, qu'à l'aide d'une simple inspection visuelle du roulement PWC#15, la présence d'un défaut sur la bague externe.

La figure 4.11 montre le spectre et le spectrogramme des signaux jusqu'à 250 Hz. Comme il est évident avec l'analyse spectrale et à des fins de détection des défauts, on s'attend à observer un pic aux alentours de 96 Hz sur les deux diagrammes. Le spectre dans ce cas montre un pic autour de 95 Hz. Une énergie spectrale légèrement plus élevée peut aussi être observée à partir du spectrogramme à approximativement la même fréquence. Cette dernière coïncide bien avec la fréquence théorique de la bague externe du roulement PWC#15, comme indiqué dans le tableau 4.4.

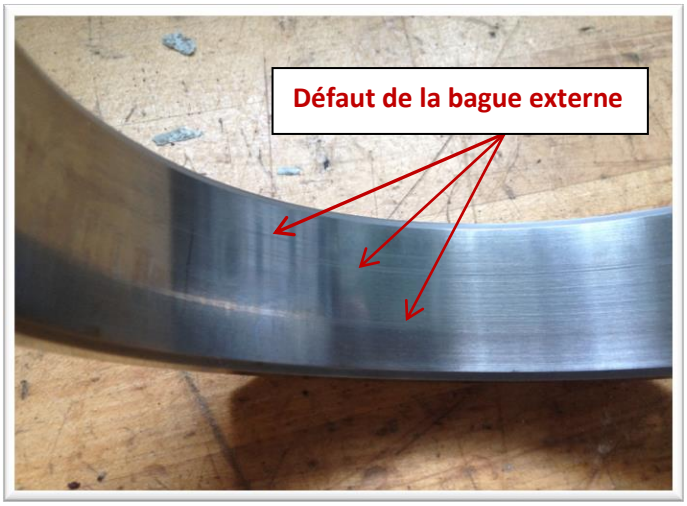


Figure 4.10-Bague externe du roulement testé (PWC#15) de Pratt & Whitney montrant un défaut.

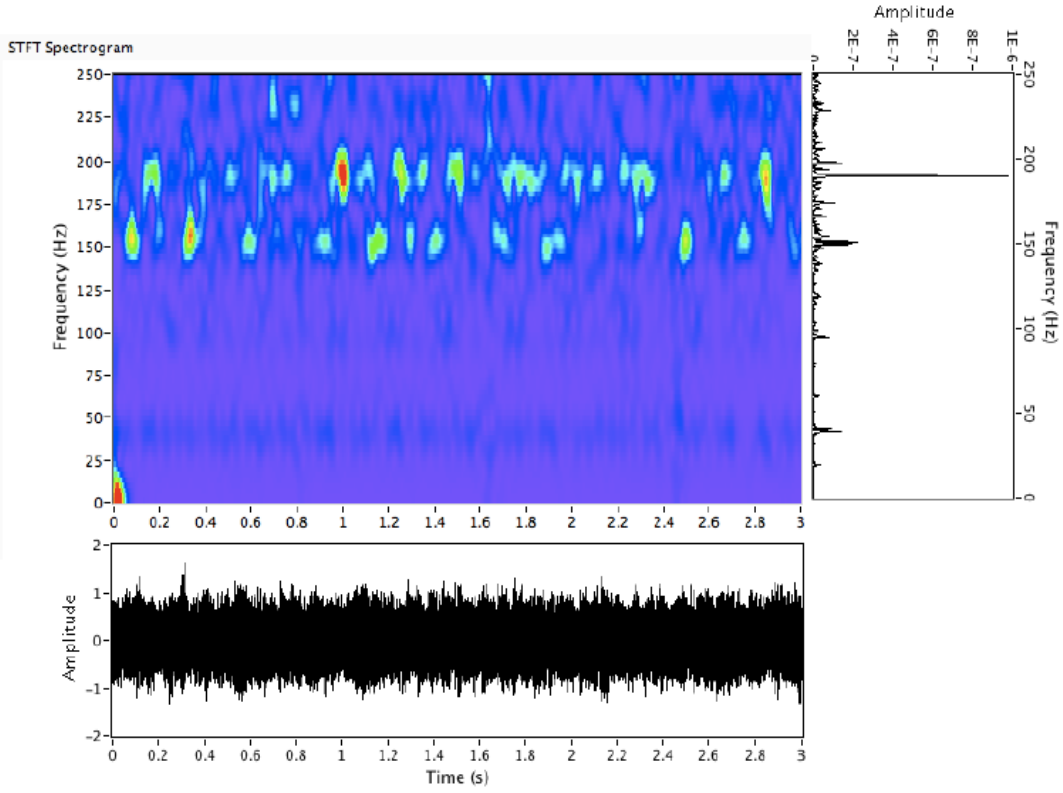


Figure 4.11-Spectre et spectrogramme du roulement défectueux PWC#15.

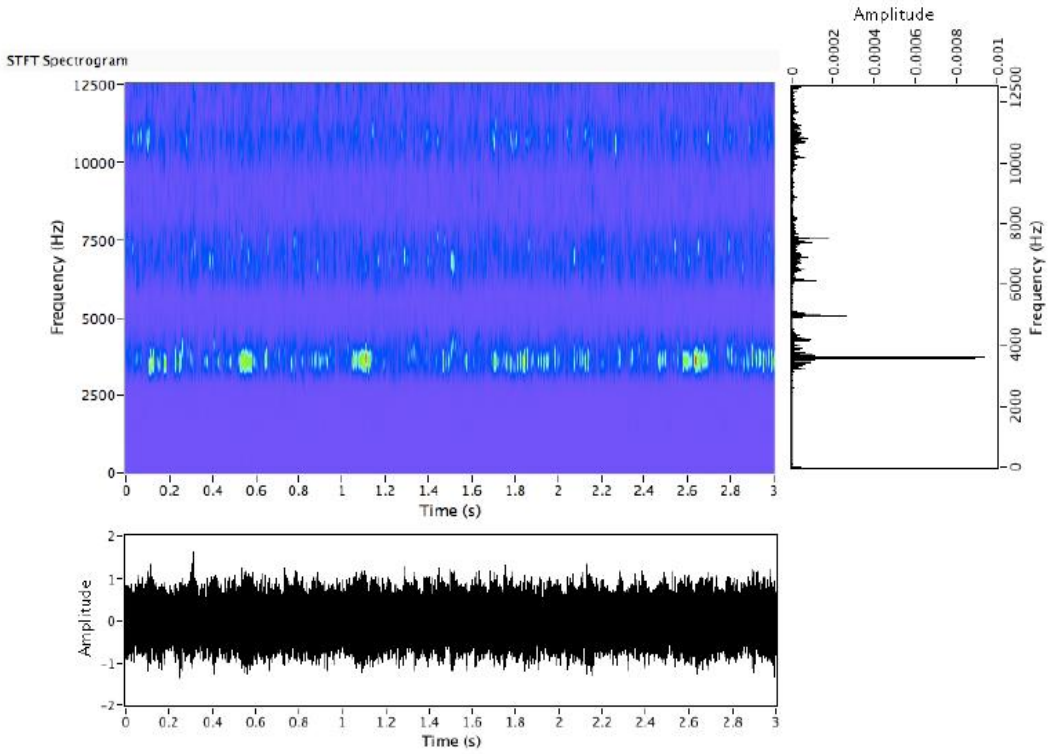


Figure 4.12−Spectrogramme à large fréquence du roulement défectueux PWC#15.

En se basant sur la discussion de l'introduction et afin que la vibration produite par les roulements défectueux soit clairement discernable sur le spectrogramme, il est nécessaire d'examiner une gamme de fréquence plus large.

La figure 4.12 illustre le spectrogramme ainsi que le spectre du signal à 12.5 kHz. Sur le spectrogramme, le défaut de la bague externe se manifeste sous forme de pics qui se manifestent autour de 3.5 kHz avec un intervalle égal à l'inverse de la fréquence caractéristique de défaut de la bague externe (modulation de fréquence).

4.7.1.2 Deuxième étude de cas

Il faut signaler que dans cette partie de l'étude, seules les données du roulement PWC100#5 n°3 ont été analysées.

La figure 4.13 montre le signal du roulement et son spectre à 1000 et 2000 rpm respectivement. Le spectre du signal montre certains pics autour de 100 et 200 Hz, cependant, il est très difficile de confirmer lesquels des défauts sont présents dans cette région.

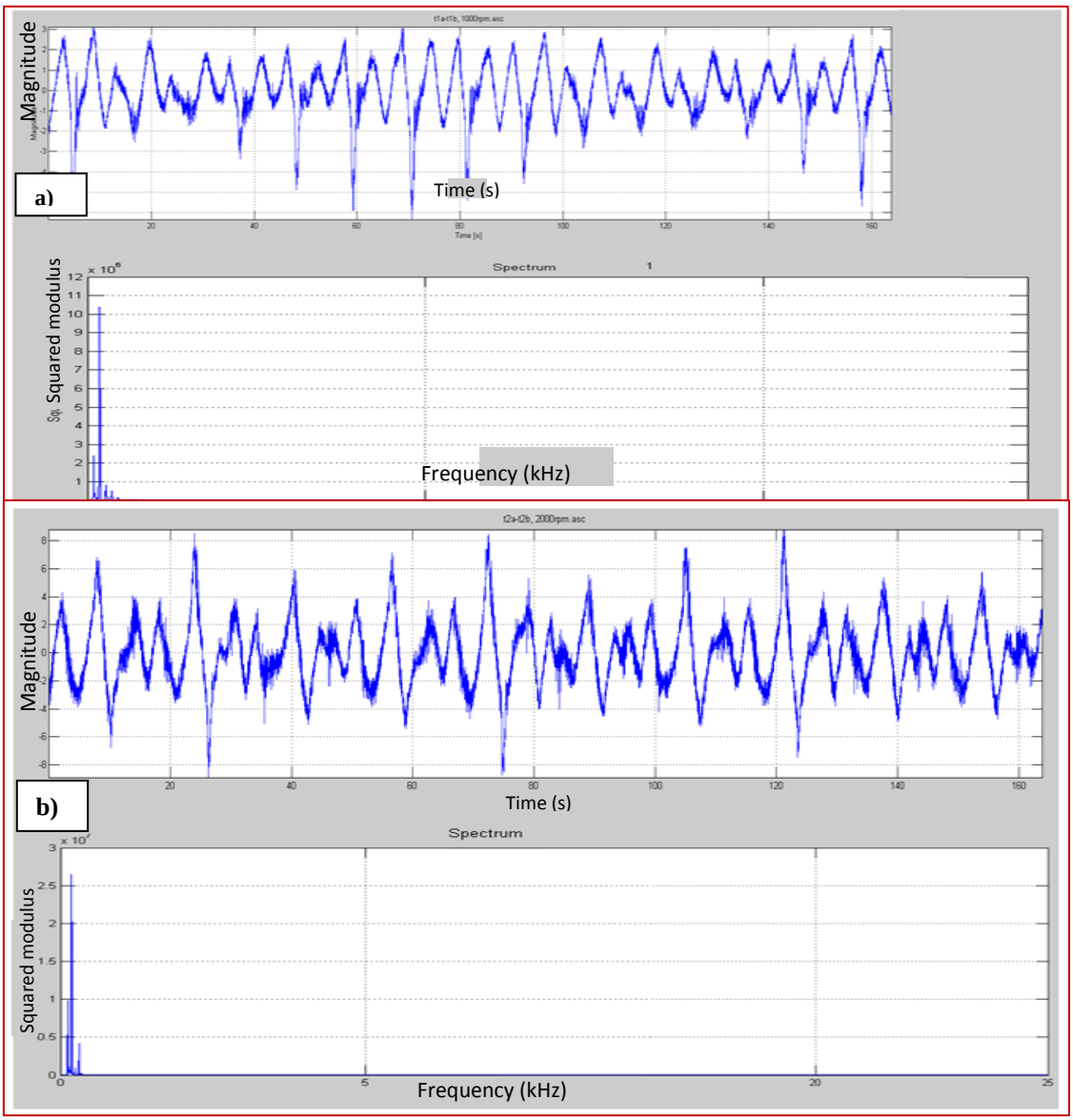
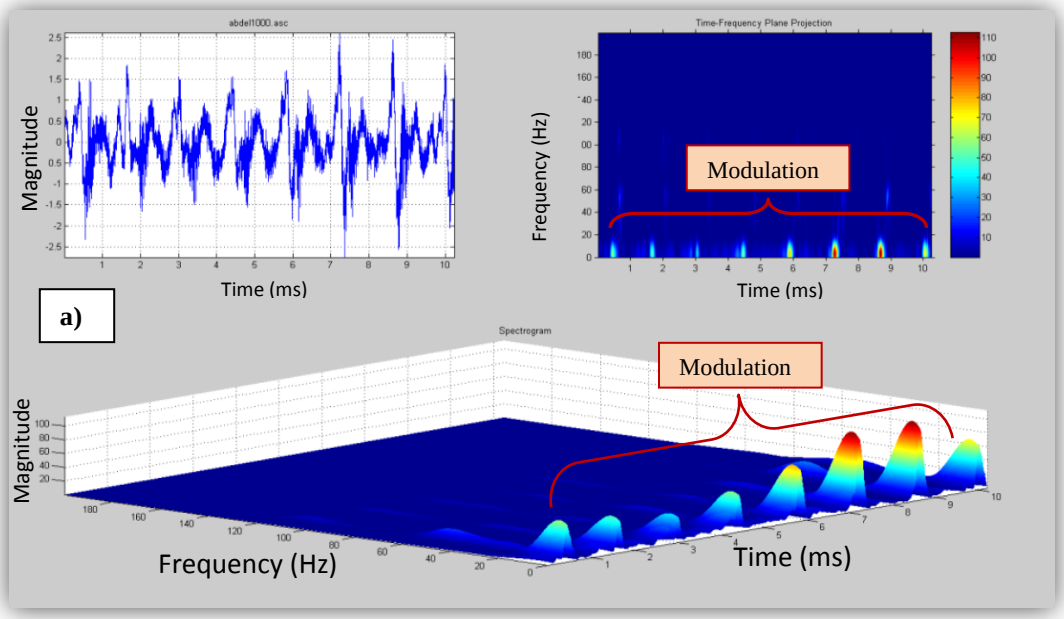


Figure 4.13-Spectre du signal du roulement PWC100#5 n°3 : a)1000 rpm et b) 2000 rpm.



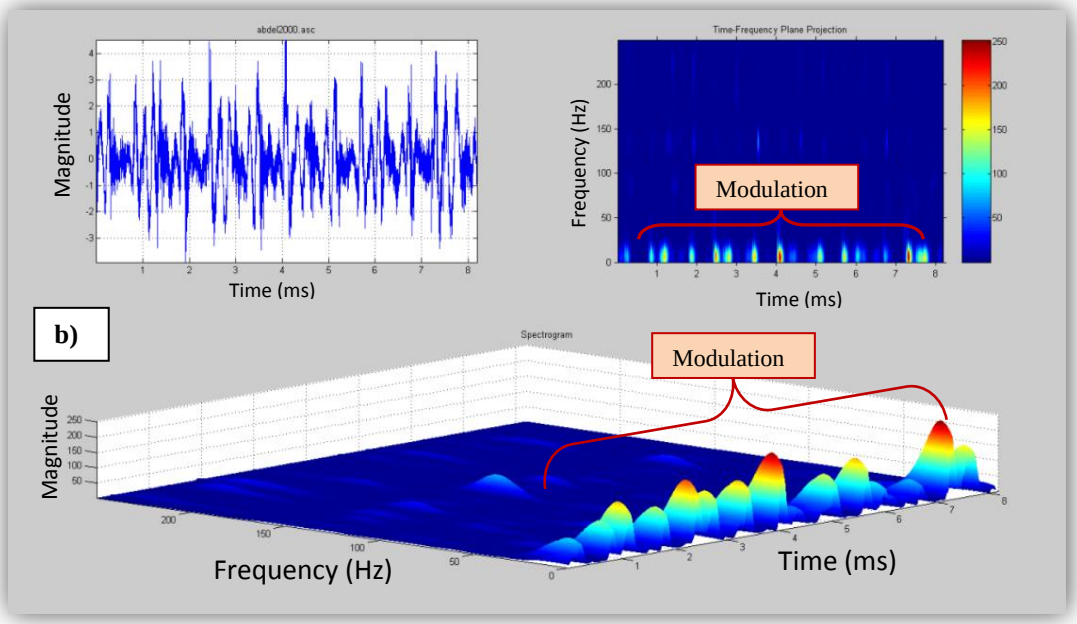


Figure 4.14 Spectrogramme du roulement PWC100#5 n°3 : a) 1000 rpm et b) 2000 rpm.

La figure 4.14 montre la représentation temps-fréquence du signal fourni par le spectrogramme du roulement n°3. L'amplitude du signal modulé à la fréquence des défauts des bagues interne et externe et ses harmoniques sont clairement visibles sur cette figure. Nous pouvons facilement calculer le temps entre les deux pics et vérifier que celui-ci est égal à la fréquence de rotation de

l'arbre. En se basant sur ces observations, nous pouvons conclure que les représentations temps-fréquence des signaux enregistrés à 1000 et 2000 rpm, indiquent que le roulement n°3 a un défaut sur les bagues interne et extérieure. Ce diagnostic est confirmé par une inspection visuelle du roulement.

4.8 Classification des images temps-fréquence à l'aide de la théorie C-moyen flou en utilisant les Descripteurs de Fourier

Comme mentionné précédemment, un classificateur C-moyen flou a été développé et utilisé pour classifier les Descripteurs de Fourier des images temps-fréquence afin d'identifier de façon automatique les défauts. Dans cette étude, la méthode proposée est de classer ces images directement à l'aide de la théorie de C-moyen flou en utilisant les Descripteurs de Fourier.

Les défauts de la bague externe des roulements PWC#15 et PWC#5 ainsi que les douze Descripteurs de Fourier les plus significatifs sont montrés dans les figures 4.15-4.18. Ces figures montrent : a) l'image d'un défaut de la bague externe du roulement obtenu par la représentation temps-fréquence, b) la classification des objets par la méthode de la logique floue et c) les Descripteurs de Fourier d'un des objets trouvés dans l'image temps-fréquence.

Ces Descripteurs significatifs sont choisis parmi les douze premiers descripteurs et qui sont : C_0, C_1, . . . , C_{11} à partir du début de la rangée. Cette sélection est justifiée parce que la plus part de l'information sur les frontières de l'objet est située dans la partie basse fréquence de la transformée de Fourier discrète.

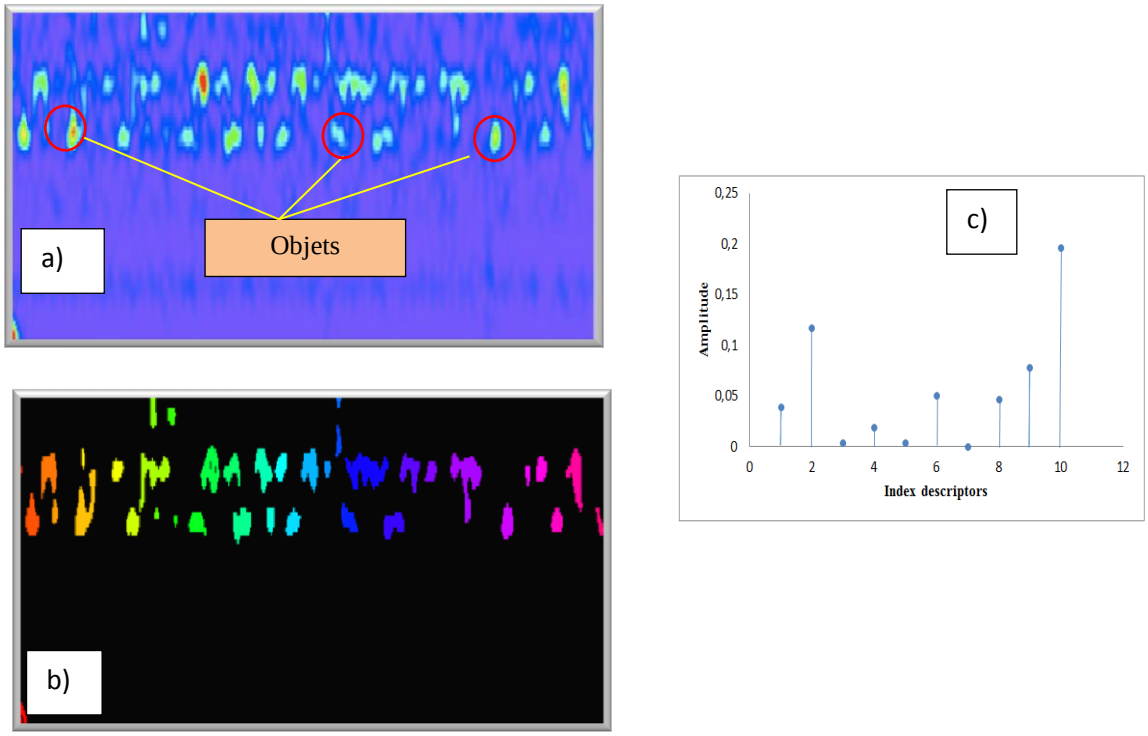


Figure 4.15- a) Défauts de la bague interne du roulement PW100#15 dans la représentation temps-fréquence à 400 rpm, b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou et c) Descripteurs de Fourier d'un objet.

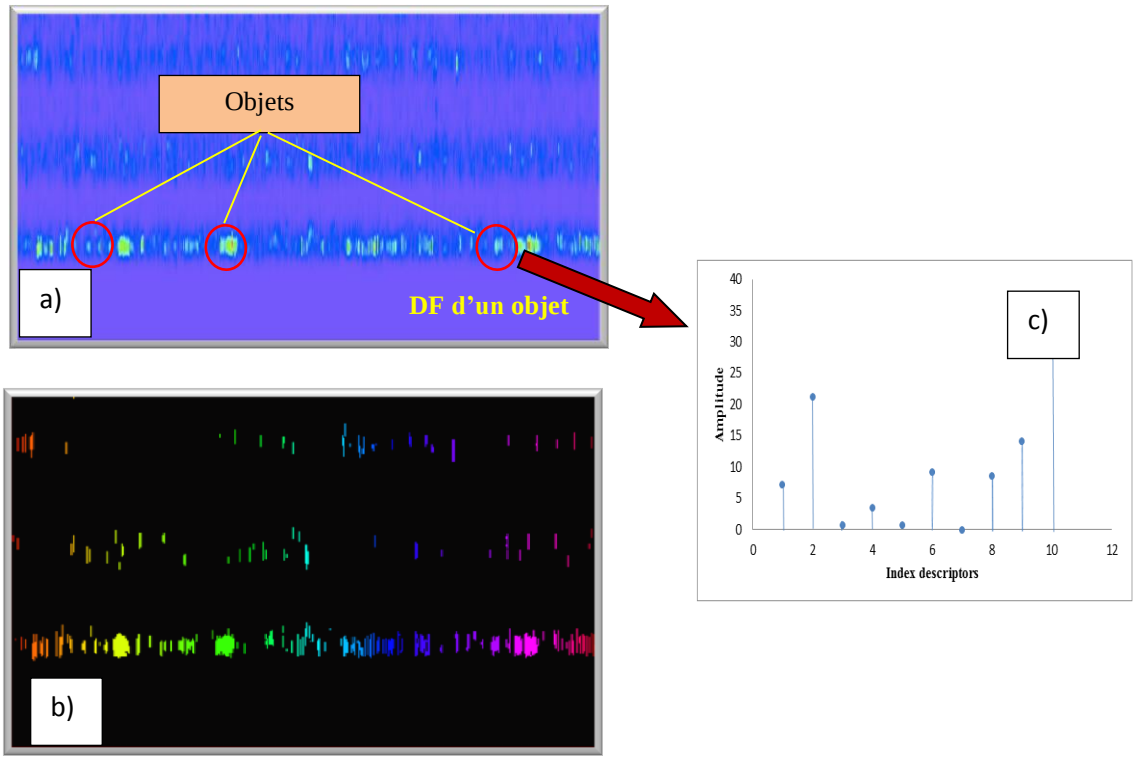


Figure 4.16- a) Défaut de la bague externe du roulement PW100#15 dans la représentation temps-fréquence à 800 rpm, b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou et c) Descripteurs de Fourier d'un objet.

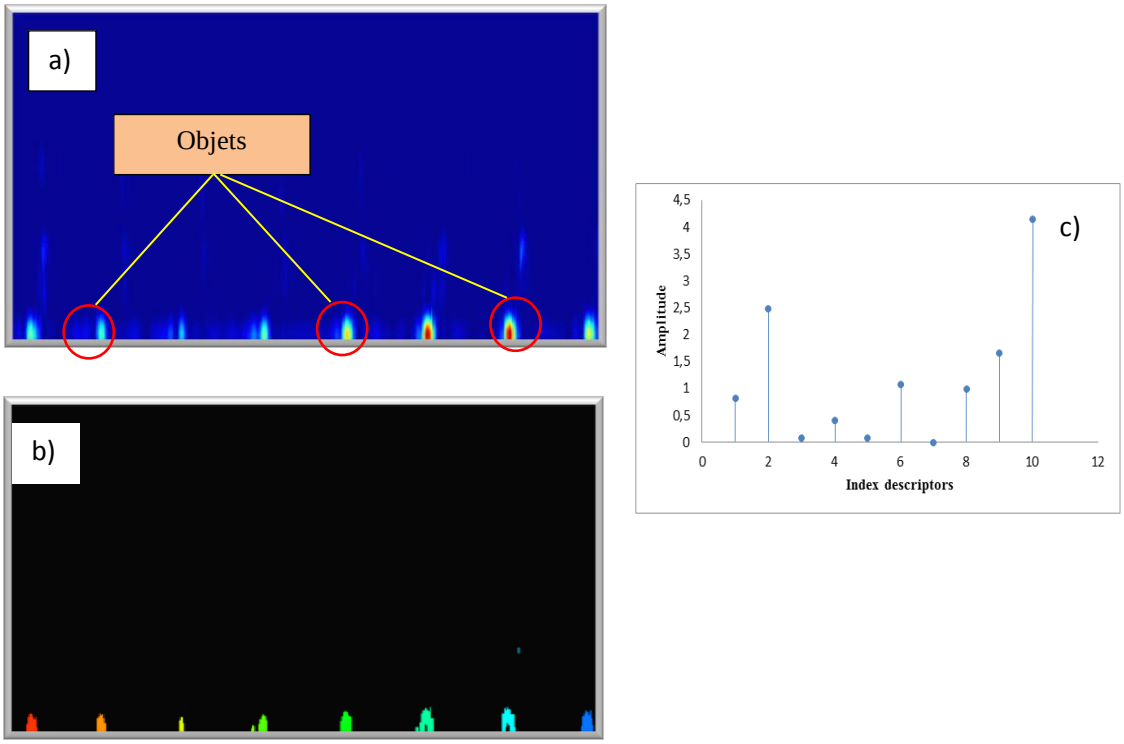


Figure 4.17- a) Défauts de la bague externe du roulement PW100#5 n^{o}3 à 1,000 rpm dans la représentation temps-fréquence; b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou; c) Descripteurs de Fourier d'un objet.

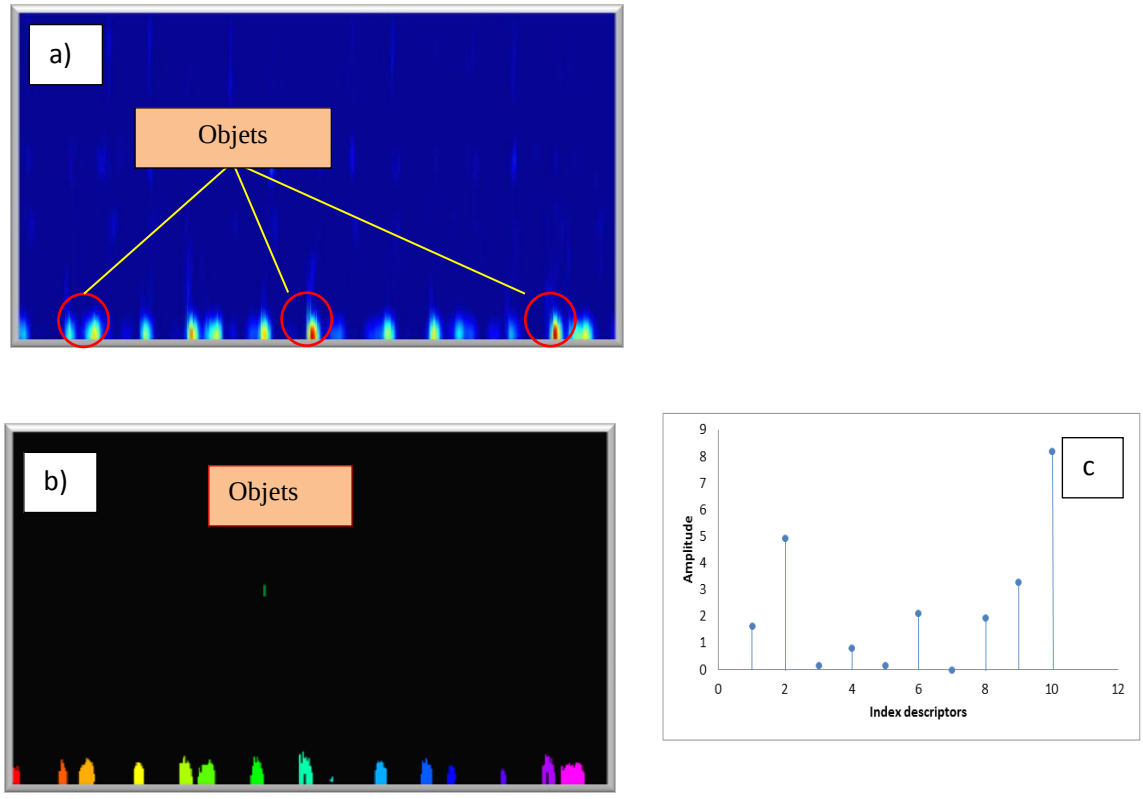


Figure 4.18- Défaut de la bague externe du roulement PW100#5 n°3 à 2,000 rpm dans la représentation temps-fréquence, b) Classification de l'image temps-fréquence par C-moyen flou et c) Descripteurs de Fourier d'un objet.

L'objectif à ce stade est d'utiliser le dictionnaire présenté dans le paragraphe 3 en utilisant la même procédure de classification.

À l'aide de notre classificateur de la deuxième partie du logiciel B, la théorie du voisin le plus proche calcule les distances Euclidiennes des vecteurs du modèle de référence pour chaque nouveau signal et par la suite classifie ce dernier comme étant non défectueux s'il est proche du vecteur de référence pour une composante non défectueuse. Autrement le signal est classifié comme composante défectueuse.

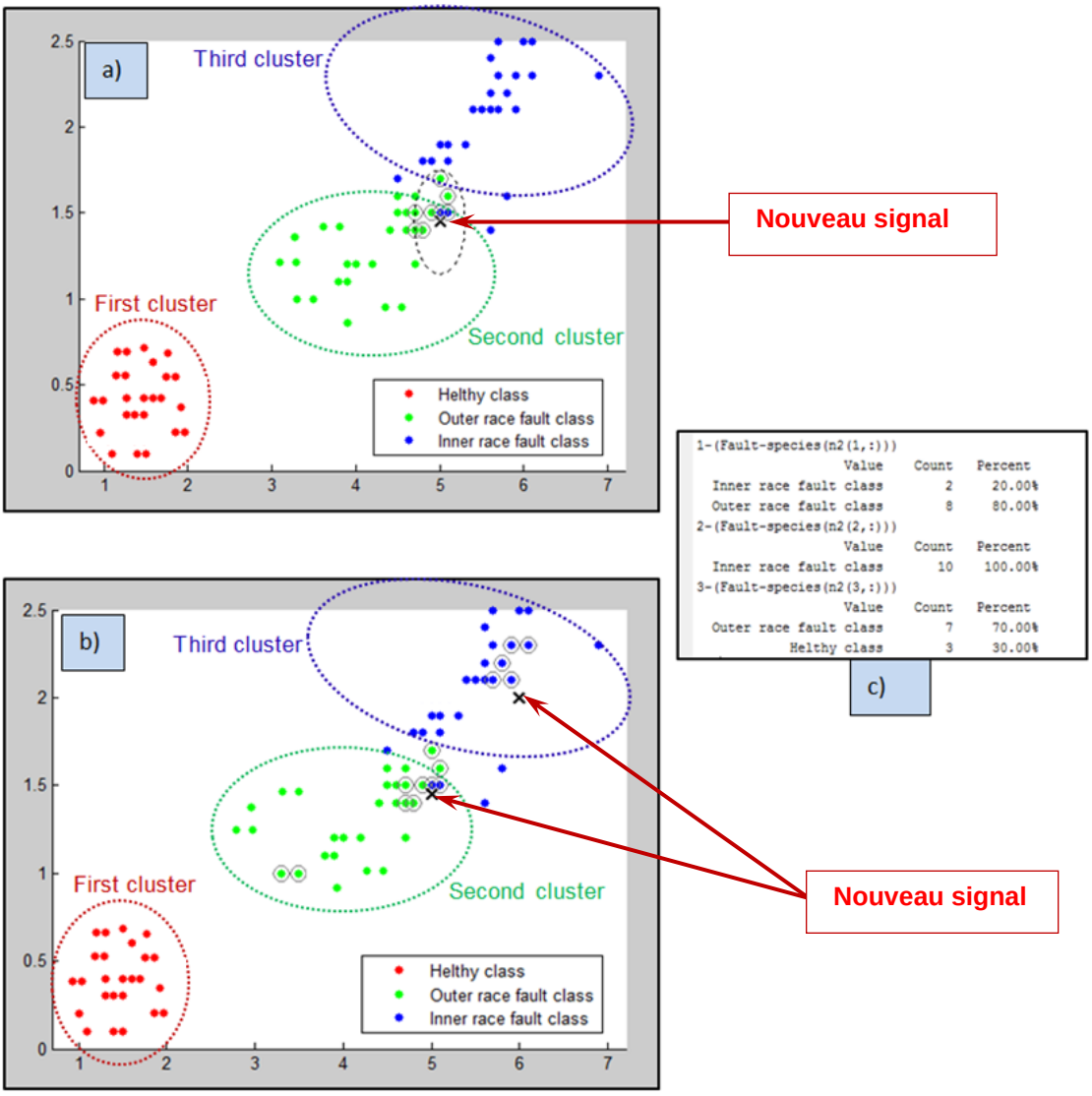


Figure 4.19- Classification des Descripteurs de Fourier comme output pour des nouvelles données (un signal test d'un roulement dont l'état est inconnu) : a) PW100#5, b) PW100#15 et c) le message de performance du classificateur.

Les résultats définitifs de classification, utilisant la théorie de C-moyen flou sur la base des données de sortie des Descripteurs de Fourier pour de nouvelles données, sont montrées dans la figure 4.19 (les trois groupes distincts sont présents dans cette figure, ce qui illustre la position des défauts en différents endroits). Cette figure nous indique que pour ce cas d'étude la classification des nouvelles données a passé le test avec succès.

4.9 Conclusion

Dans cette partie de thèse, nous avons proposé un système de détection et de classification intelligente basé sur les signaux de vibration traités par des méthodes temps-fréquence. Les résultats ont été affichés dans des images en niveau de gris. Une application de la méthode de la logique floue utilisant les Descripteurs de Fourier pour la classification automatique de défauts afin d'identifier l'état du roulement a été élaborée. La performance de la méthode proposée pour le diagnostic des machines tournant à grandes vitesses a été démontrée en utilisant nos dispositifs expérimentaux ainsi que la deuxième partie de notre logiciel B.

Les résultats ont confirmé la grande stabilité et robustesse de notre algorithme, ainsi que la précision du système de classification proposé pour la détection, la localisation et l'évaluation des défauts de façon automatique. Nous avons démontré aussi que le type et le nombre de la fonction d'appartenance (*Membership Functions*) sont importants dans la construction de l'architecture du modèle. Ceux-ci sont choisis empiriquement par essais-erreurs.

CHAPITRE VI

DISCUSSION ET CONCLUSION GÉNÉRALE

L'objectif de cette thèse était de développer un outil capable de prédire automatiquement les défauts dans les machines tournantes et de les classifier adéquatement afin de déterminer l'état de ces machines.

Les méthodes intelligentes jusqu'alors développées présentent toutes la même particularité ; elles nécessitent, pour leur développement, leur exploitation ainsi que leur mise en place, un processus très complexe. Les modèles proposés dans cette étude pour la détection intelligente sont un pas en avant dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des machines rotatives, car ils facilitent au maximum la configuration et l'utilisation des processus complexes pour l'extraction des paramètres contenus dans des signaux de vibration.

La diversité des problèmes traités avait pour but de montrer dans quelle mesure les distributions temps-fréquences, les réseaux de neurones et la méthode de logique floue utilisés dans la conception de nos logiciels de traitement de signal (logiciel A : TF-Analysis) et de détection automatique (logiciel B: DST) peuvent être intéressants du point de vue industriel (les deux logiciels ont été utilisé pour régler des problèmes majeurs de roulements de deux partenaires industriels : Bombardier et Pratt & Whitney canada) aussi bien pour l'application que pour la mise au point de nouveaux types d'algorithmes.

Durant mes travaux de thèse plusieurs conclusions peuvent être tirées:

1- La conception d'un banc d'essai tournant jusqu' à 7300 rpm a été réalisée. Ce banc instrumenté est destiné à tester un certain nombre de composantes de machines tels que les roulements, les engrenages et les arbres.

2- La majorité des méthodes conventionnelles (méthodes temporelles ou fréquentielles) sont applicables pour des cas de machines simples. Par contre, pour les systèmes complexes, il est très difficile de décider laquelle parmi ces méthodes est la plus efficace avant d'identifier la nature du défaut. On a montré que les distributions temps-fréquences sont des solutions qui peuvent apporter beaucoup plus d'avantage à la surveillance et au diagnostic des défauts dans les machines rotatives.

3- Lors de la conception du logiciel B avec le code de calcul Matlab on a montré que :

- Les réseaux de neurones sont une puissante source d'inspiration pour la mise au point de nouveaux algorithmes. Par contre pour la modélisation du réseau, un grand nombre de données est nécessaire pour obtenir une bonne prédiction, et l'apprentissage du réseau nécessite aussi une base de données encore plus grande.
- Pour la modélisation des réseaux de neurones, de façon inappropriée, un grand nombre de nœuds cachés utilisés peut conduire à des problèmes de sur-apprentissage. La meilleure façon d'éviter le sur-apprentissage consiste à utiliser des échantillons d'apprentissage au moins dix fois le nombre de variables d'entrée.
- Dans le cas de la méthode de la logique floue, le type et le nombre de la fonction d'appartenance (*Membership Functions*) sont importants dans la construction de l'architecture du modèle. Ceux-ci sont choisis empiriquement par essais-erreurs.

L'étude présentée dans ce travail peut être considérée comme une première dans la réalisation d'un logiciel assez complet de surveillance automatique de haute précision pour la détection des défauts des composantes de toutes les machines tournantes à haute vitesse. Cette étude a ainsi permis de regrouper toutes les distributions (temps, temps-fréquence et ondelettes) et les méthodes automatiques dans un seul outil.

Travaux futurs:

Une classification utilisant un logiciel maison (TF-Analysis) mettant en œuvre la plus part des méthodes temps-fréquence et temps-échelle et basée sur un modèle neural et un algorithme de logique floue a été abordée et étudiée au cours de cette thèse. Comme un travail futur, les méthodes qui combinent les réseaux de neurones et la logique floue peuvent être étudiées afin de vérifier si ces méthodes hybrides peuvent fournir de meilleurs résultats dans la classification des défauts des machines tournantes.

On propose aussi comme travail futur, La fusion de données de tous les classificateurs afin d'augmenter la précision de la décision du système de classification.

BIBLIOGRAPHIE

1. A. Mahvash. A. Multi-Component Machine Monitoring and Fault Diagnosis Using Blind Source Separation and Advanced Vibration Analysis. Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal. 2011.
2. Défauts de roulements. (s.d). Dans *Google Scholar*. Consulté le 15 novembre 2012, tiré de http://www.technologuepro.com/cours-genie-mecanique/cours-1-techniques-surveillance/.
3. Roulement. (s.d). Dans *Google Scholar*. Consulté le 15 mars 2011, tiré de http://www.ntn-snr.com/group/fr/fr-fr /index.cfm^page=/group/home/technique roulement.
4. A. J. Miller, A New Wavelet Basis For The Decomposition Of Gear Motion Error Signals And Its Application To Gearbox Diagnostics, M.Sc. Thesis, Graduate Program in Acoustics, The Pennsylvania State University, State College, PA, 1999.
5. G. Dalpiaz, A. Rivola, R. Rubini, Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears, Mechanical Systems and Signal Processing, 14 387-412, (2000).
6. W. J. Wang, J. Chen, X. K. Wu, Z. T. Wu, The application of some non-linear methods in rotating machinery fault diagnosis, Mechanical Systems and Signal Processing, 15 697-705, (2001).
7. W. J. Wang, R. M. Lin, The application of pseudo-phase portrait in machine condition monitoring, Journal of Sound and Vibration, 259 1-16, (2003).
8. T. Koizumi, N. Tsujiuchi, Y. Matsumura, Diagnosis with the correlation integral in time domain, Mechanical Systems and Signal Processing, 14 1003-1010, (2000).
9. Q. Zhuge, Y. Lu, Signature analysis for reciprocating machinery with adaptive signal-processing, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C-Journal of Mechanical Engineering Science, 205 305-310, (1991).
10. N. Baydar, Q. Chen, A. Ball, U. Kruger, Detection of incipient tooth defect in helical gears using multivariate statistics, Mechanical Systems and Signal Processing, 15 303-321, (2001).
11. R. R. Schoen, T. G. Habetler, Effects of time-varying loads on rotor fault detection in induction machines, IEEE Transactions on Industry Applications, 31, 900-906 (1995).

12. R. G. T. De Almeida, S. A. Da Silva Vicente, L. R. Padovese, New technique for evaluation of global vibration levels in rolling bearings, Shock and Vibration, 9 225-234, (2002).
13. Z. Liu, X. Yin, Z. Zhang, D. Chen, W. Chen, Online rotor mixed fault diagnosis way based on spectrum analysis of instantaneous power in squirrel cage induction motors, IEEE Transactions on Energy Conversion, 19 485-490, (2004).
14. D. Ho, R. B. Randall, Optimization of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals, Mechanical Systems and Signal Processing, 14 763-788 (2000).
15. R. B. Randall, J. Antoni, S. Chobsaard, The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals, Mechanical Systems and Signal Processing, 15 945-962 (2001).
16. J. R. Stack, R. G. Harley, T. G. Habetler, An amplitude Modulation detector for fault diagnosis in rolling element bearings, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 51 1097-1102 (2004).
17. S. Goldman, Vibration Spectrum Analysis: A Practical Approach, Industrial Press, New York, 1999.
18. C. M. Harris, A. G. Piersol, Harris' Shock and Vibration Handbook, McGraw-Hill, 2002.
19. M. A. Minnicino, H. J. Sommer, Detecting and quantifying friction nonlinearity using the Hilbert transform, in: Health Monitoring and Smart Nondestructive Evaluation of Structural and Biological System III, 5394, Bellingham, pp. 419-427, 2004.
20. C.-C. Wang, G.-P. J. Too, Rotating machine fault detection based on HOS and artificial neural networks, Journal of Intelligent Manufacturing, 13 283-293 (2002).
21. F. A. Andrade, I. Esat, M. N. M. Badi, Gearbox fault detection using statistical methods, time-frequency methods (STFT and Wigner-Ville distribution) and harmonic wavelet - A comparative study, in: Proceedings of COMADEM '99, Chipping Norton, pp. 77-85, 1999.
22. Q. Meng, L. Qu, Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 155-166, 1991.
23. L. Cohen, Time-frequency distribution - a review, Proceedings of the IEEE, pp 941-981, 1989.

24. R. K. Young, Wavelets Theory and Its Applications, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1993.
25. W. J. Staszewski, G. R. Tomlinson, Application of the wavelet transforms to fault detection in a spur gear, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 289-307, 1994.
26. G. Y. Luo, D. Osypiw, M. Irle, On-line vibration analysis with fast continuous wavelet algorithm for condition monitoring of bearing, Journal of Vibration and Control, pp. 931-947, 2003.
27. W. J. Wang, P. D. McFadden, Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection, Journal of Sound and Vibration, pp 927-939, 1996.
28. R. Rubini, U. Meneghetti, Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings, Mechanical Systems and Signal Processing, pp. 287-302, 2001.
29. Duda, R.O., Hart, P. E., and Stork, D.G. *Pattern Classification*, 2nd ed., John Wiley & Sons, NY [2001].
30. Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, Reading, MA [1992].
31. Bart DE GREEF "Classical approaches to 3 dimensional object recognition" Esprit II project no2059 "Pygmalion", report R36-2, September 1989.
32. Bart DE GREEF "Prototype implementation of a classical approach to 3D object recognition" Esprit II project no2059 "Pygmalion", report R36-4, June 1990.
33. Z. K. Peng, F. L. Chu, Application of the wavelet transforms in machine condition monitoring and fault diagnostics: A review with bibliography, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 199-221, 2004.
34. Chao- Shih Liu. Fault Detection of Rolling Element Bearings. Thèse de doctorat. University of Washington (2005).
35. G.H. GRANLUND "Fourier processing for hand print character recognition" IEEE Trans. Computers, vol 21, pp. 195-201, 1972.
36. L. A. ZADEH. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems. Fuzzy Sets and Systems Volume 11 Issue 1-3, Pages 197-198, 1983.
37. Bezdec, J.C., Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981.

38. Cavacece, M., Introini, A. Analysis of Damage of Ball Bearing of Aeronautical Transmissions by auto-Power Spectrum and Cross-Power Spectrum, Journal of Vibration and Acoustics, Vol. 124, Issue2, 180-185., 2002.
39. Gabor, D. Theory of communication, Proceeding of IEEE, Vol-93 (III), 429-457. (1946).
40. Li, B., Chow, M.y., Tipsuwan, Y., Hung, J. C., Neural-Network-Based Motor Rolling Bearing Fault Diagnosis, IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 47, Issue 5, 1060-1069 (2000).
41. L. Jacobson and H. Wechsler Proc. IEEE ICASSP-83 (Boston, MA) 254-256. The composite Pseudo Wigner Distribution (CPWD): A Computable and Versatile approximation to the Wigner Distribution (WD) 1983.
42. W. Rihaczek IEEE Trans. Informat. Theory IT-14, 369-374, Signal Energy Distribution in Time and Frequency. (1986).
43. T.ACM. Classen and W.F.G. Mecklenbrauker. Res. 35,276-300, the Wigner Distribution-A Tool for Time-Frequency Signal Analysis Part II: Discrete Time Signals. (1980).
44. L. Cohen Proc. IEEE 77(7), 941-981, Time-Frequency Distribution-A Review.
45. H.I. Choi and W.J. Williams IEEE Trans. Acoustic. Speech Signal Processing 37(6), 862-871, Improved Time-Frequency Representation of Multicomponent Signals Using Exponential Kernels.
46. E.J. Diethorn IEEE Trans. Signal Processing 42 (5), The Generalized Exponential Time-Frequency Distribution. (1994).
47. J. Jeong and W. Williams IEEE Trans. Signal Processing 40, 402-412, Kernel Design for Reduced Interference Distributions.
48. Chaturvedi G.K., Thomas D.W.,. *Adaptive noise cancelling and condition monitoring,* Journal of Sound and Vibration, vol. 76(3):391-405 (1981).
49. Vibration—Handbooks, manuals, Shock (Mechanics) Handbooks, manuals, etc. I. Harris, Cyril M., date. II. Piersol, Allan G. TA355.H35-2002.
50. Xu M., Marangoni R.D., Vibration analysis of a motor flexible coupling rotor system subject to misalignement and unbalance part 2 experimental validation, Journal of sound and vibration, vol. 176, P 681-693, 1994.
51. MEYER, Y. Les ondelettes algorithmes et applications. Armand Colin, Paris, 127-133.1992.

52. Morlet. J., ARENS, G, FOURGEAU, E. et GIARD, D. Wave propagation and sampling theory-part II: sampling theory and complex waves. Geophysics, 47(2) 203-236 (1982).
53. Lakis. A.A. Cours vibrations aléatoires. École Polytechnique de Montréal.
54. PAGE, C.H. Instantaneous power spectra. J. Appl. Phys. 23-106 (1952).
55. DAUBECHIES, I. Orthogonal based of compactly supported wavelets. Commune Pure. Appl. Math. XLI. 909-996. (1988).
56. DAUBECHIES, I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia: SIAM (1992).
57. RIOUL, O. et VETTERLI, M. Wavelet and signla processing. IEEE SP Magazine 14-38 (1991).
58. Chow, M.Y., World Scientific Publishing Company, Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection., 1998.
59. L. Xiong, T. Shi, S. Yang, R. B. K. N. Rao, A novel application of wavelet-based bispectrum analysis to diagnose faults in gears, International Journal of COMADEM, 5 31-38 (2002).
60. D.-M. Yang, A. F. Stronach, P. McConnell, J. Penman, Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks, Mechanical Systems and Signal Processing, 16 391-411(2002).
61. T. W. S. Chow, G. Fei, Three phase induction machines asymmetrical faults identification using bispectrum, IEEE Transactions on Energy Conversion, 10 688-693 (1995).
62. N. Arthur, J. Penman, Inverter fed induction machine condition monitoring using the bispectrum, in: Proceedings of the IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics, Banff, Alta., Canada, pp. 67-71, 1997.
63. W. Li, G. Zhang, T. Shi, S. Yang, Gear crack early diagnosis using bispectrum diagonal slice, Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition), 16) 193-196(2003).
64. D.-M. Yang, A. F. Stronach, P. McConnell, J. Penman, Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks, Mechanical Systems and Signal Processing, 16 391-411(2002).
65. Q. Meng, L. Qu, Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp. 155-166, 1991.

66. Chen, D., Wang, W. J., Classification of Wavelet Map Patterns Using Multilayer Neural Networks for Gear Fault Detecting, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol 16, Issue 4, 695-704. 2002.
67. Li, B., Chow, M. Y., Tipsuwan, Y., Hung, J. C., Neural Network Based Motor Rolling Bearing fault Diagnosis, IEEE Transactions on Industriel Electronics, Vol.47, Issue 5, 1060-1069 (2000).
68. Paya, B. A., Esat, I.I., Badi, M.N.M., Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rotating Machinery Using Wavelet Transforms as a Preprocessor, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 11, Issue 5, 751-765. 1997.
69. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. & Williams, R. J. Learning representations by back-propagating errors. Neuro-computing: foundations of research MIT Press Cambridge, MA, page 696-699. 1988.
70. Freeman H,. Determininig the minimum-area encasing rectangle for an arbitrary closed curve. Volume 18, Issue 7, Pages 409-413. July 1975.
71. McElroy, T. Wilson, E., Anspach, G., Fourier descriptors and neural networks for shape classification. Acoustic, Speech and Signal Processing. ICASSP. Intenational conference on. vol5, pp.3435-3438 (1995).
72. Minsky M. L. and Papert S.A. *Perceptron's*. Cambridge, MA: MIT Press. 1969.
73. McCulloch, W. S. and Pitts, W. H. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115-133 (1943).
74. Turgeon F., *Design d'un Squeeze Film Damper,* rapport technique, Chaire industrielle CRNSG/EACL/BWC, École Polytechnique de Montréal 2007.
75. Christian Komgom, mémoire de maîtrise, Développement d'une procédure Intelligente de Diagnostic des Défauts de Roulement et Étude de L'impact du Chemin de Transmission du Signal sur sa Fiabilité. École Polytechnique de Montreal.2008.
76. Milan S, Valcav H, and Roger B. Image Processing Analysis and Machine Vision. Chapman & Hall computing series London, First edition. 1993.
77. Oulmane, A., Lakis, A.A., Mureithi, N., and Safizadeh, M.S., June 2009, The Application of Time-Frequency Analysis in Rotating Machinery Fault Diagnosis, 22 nd International Congres and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Mnagement, San Sebatian, Spain, pp 597-583.

78. Computing Vision and Remote Sensing. Berlin University of Technology. Image Analysis. 2009.
79. Thomas M., Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines, ÉTS éditions, Montréal. 2002.

Annexe A

A Method for Analyzing Rotating Machinery Faults using Time-Frequency Application.

A. Oulmane[1], A.A.Lakis[1], and N. Mureithi[1]

[1] Department of Mechanical Engineering, École Polytechnique de Montréal, C.P. 6079, Succ. Centre-Ville, Montréal, Québec, Canada H3C 3A7.
Abdelhak.oulmane@polymtl.ca

International Journal of Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management

Volume 16 No2, April 2013 pages 21-34.

NEW VERSION (21 NOVEMBER 2013).

2.1 ABSTRACT

In this study we use and compare certain time-frequency methods in order to elucidate industrial rotating machines problems. Some of these techniques are presented by their application to determine the plausible malfunction problems of "Echospeed" (Bombardier, Montréal, Canada) a digitally operated machine tool. The second objective of this study is to outline limitation of conventional methods and, demonstrate the accuracy obtained by time-frequency methods for high speed rotating machinery diagnosis. For this reason, this document provides an analysis of vibration signals collected from the Pratt & Whitney bearing (PW100#5) tests held at National Research Center in Ottawa.

Keywords: Time-frequency analysis, Failure diagnosis, Diagnostics in rotating machinery, Vibration analysis.

2.2 INTRODUCTION

Time domain analysis has some limitations in identifying faults in a specific component because a machine consists of many components and their individual contributions to the overall vibration signal are very difficult to distinguish. Several parameters can be used to interpret the signal in time domain analysis. Some of these parameters are: peak and crest factor. The fourth order statistical moment, known as the kurtosis, is widely used in machine condition monitoring and more specifically for detecting faults in rotating components of machines. Kurtosis is a parameter which is sensitive to impulsiveness signal. Higher kurtosis value indicates possible defects in the system. Randall et al. (2001) proposed spectral kurtosis for detecting and characterizing transient signals buried in additive noise.

For this reason, researchers have been interested in the frequency domain analysis. In the analysis, the frequency of major peaks can be associated with specific components based on the geometric specifications and the operating speed of the components. By monitoring particular frequencies, one can detect the defective component more easily.

Among the techniques in the frequency domain, is Fourier transform, a method of expressing a periodic signal as a sum of sinusoids or exponentials of various frequencies. Several techniques such as power spectrum utilize Fourier transform as the basis of analysis. Auto power spectrum method is simply a Fourier transform of signal multiplied by its complex conjugate. Cavacece et al. (2002) used auto power and cross power spectrum to detect faults at early stages in aeronautical transmissions.

Descriptions of the techniques mentioned above can be found in handbooks such as (Vibration Spectrum Analysis: With Practical Approach, S. Goldman (1999); Harris' Shock and Handbook Vibration, Piersol, (2002)) and will not be discussed in detail. Other useful transforms, such as the Hilbert transform, were also employed to detect and diagnosis a faults in a rotating machine (Minnicino et al. (2004)). One shortcoming of the Fourier transform is that it is impossible to determine at what time a particular frequency occurred, in other words this transform is mostly appropriate for stationary signals. However, the vibration signals of defective components in rotating machinery are mostly intermittent. These intermittent defects are in non-stationary in time and have varying transient signals and frequency characteristics. The non-stationary property of the signal makes the Fourier transform an inappropriate signal processing tool as it does not provide time information. To overcome the lack of time information, some researchers

including Li et al. (2000) have used both frequency and time domain representations of vibration signal to detect faults.

To extend the application of Fourier transform to the non-stationary signals, Gabor (1946) employed the Fourier transform to process a small section of the signals each time segment. The partitioning of signal into small time segments, or windows, is called Short Time Frequency Transform (STFT). Allocated window size may reveal a specific fault from one rotating component, but overlook faults that do not have a good resolution for that window size. In recent years, various time-frequency techniques and Wavelet transforms have been developed in the signal processing domain. In 1966, Cohen reviewed a class of time-frequency distributions. Cohen provided a general formula for generating different distributions by changing an arbitrary function called the kernel.

Of particular interest is the Wavelet transform analysis, which decomposes one-dimensional signals in a two-dimensional plane. A popular summary to wavelet theory are found in [16]. A recent review of wavelet transform applied to machine fault diagnostics was given in Peng et *al* (1993).

The complicated theory of time-frequency analysis restricts engineers from using these methods in machine diagnosis; an in-house software (TF-Analysis software) has been developed to permit the use of different methods in time-frequency domain and the wavelets. The program allows the user to compute different distributions of Cohen's class. The program was developed especially for the diagnosis of defects in machinery, and includes most of the commonly-used methods in both time and frequency domain.

A first objective of this work is to use TF-Analysis to determine the causes of operational problems in machine tool turning at very high speed from the measured vibratory signatures collected over time. This analysis will be based on industrial data collected on stationary and non-stationary components of the Echospeed (Bombardier, Montréal, Canada) a machine tool operate at very high speed. The second objective is to use the TF-Analysis software to analyze data obtained from a test on the defective bearing #5 of the Pratt & Whitney (PW100) engine. The latter tests were conducted at the National Research Center in Ottawa.

2.3 Software (TF-Analysis) for time-frequency analysis of signals

TF-Analysis is a user-friendly software designed by our research group (Lakis, Safizadeh, Oulmane and Njuki) to be a bridge between theoretical research using different methods and the practical applications of these methods in different domains. The software is able to calculate and display different time-frequency/time-scale transforms from time signal data file (figure 1).

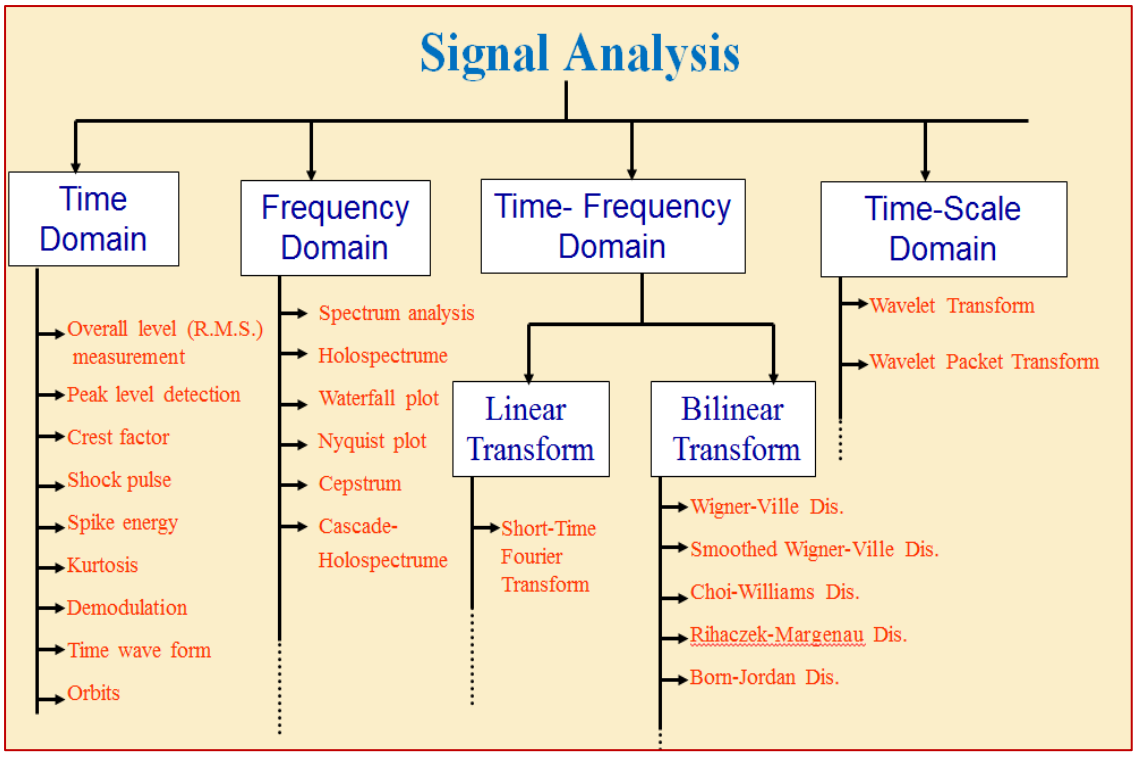


Figure1-Time –frequency software and its applications (time domain, frequency domain and time-frequency domain).

2.4 TIMES-FREQUENCY TECHNIQUES

Importance of Time –Frequency method

In the diagnosis of the rotating machines fault, useful information is transmitted at the same time by frequency and temporal signal structure. The representation of a signal in time hiding the excited frequencies spectrum, while in contrast Fourier analysis mask the transmission time and duration of each signal component. An adequate representation should associate the advantages of these two descriptions. In practice, most vibrational signals are non-stationary:

1- In all of the conventional methods, it is assumed that signals are stationary but this is not always true.
2- In certain machines when defects begin, vibrational signals become non-stationary and in this case, the conventional methods are not applicable.
3- There are presently several types of varying and variable speed rotating machinery for which the stationary or pseudo-stationary vibration signals cannot be assumed.

2.4.1 Potentials of time frequency methods

Time-Frequency methods permit us (figure 2):

4- To provide a signal representation in three dimensions (time-frequency-amplitude).
5- To detect and follow the development of the defects which generate weak vibrational power.
6- To monitor the machines in which normal functional processes produces high amplitude periodic shocks.

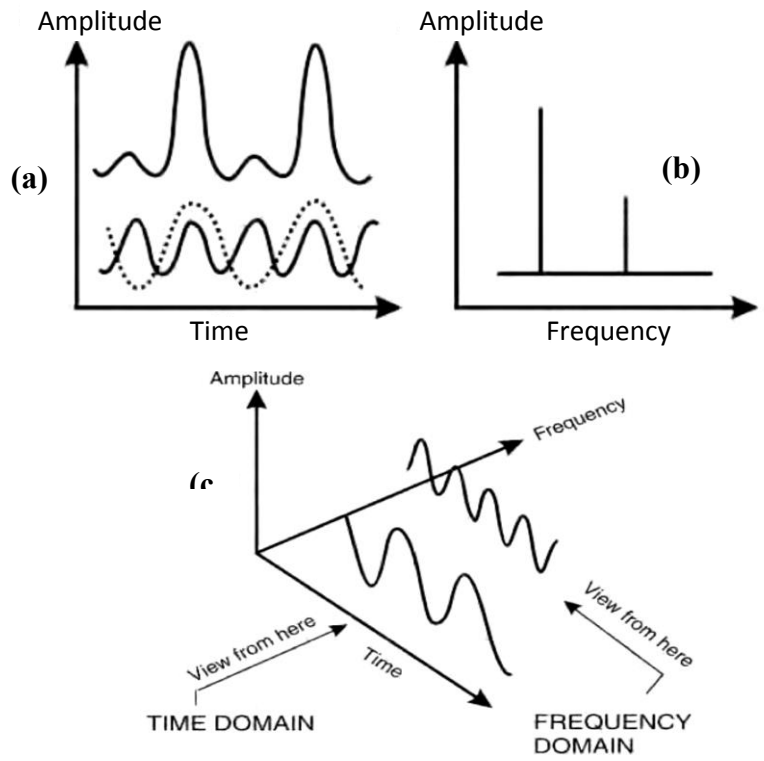


Figure2. Relationship between time and frequency domains **a)** Time-domain view **b)** Frequency-domain view **c)** time-frequency view [17]**.**

2.5 Frequency and temporal modulation of signal amplitude

The progress of degradation of a bearing fault causes not only an increase in the amplitude of the vibration frequencies but also generate harmonics of these frequencies because of the amplitude modulation.

«Degradation of a bearing can be manifested in two ways:

1- By an amplitude modulation equal to the shaft rotation frequency f_0 around the bearing defects frequencies (figure 3);

2- By an amplitude modulation frequency equal to a bearing defects or a shaft rotation frequency around resonance frequencies f_n (figure 4) » [18].

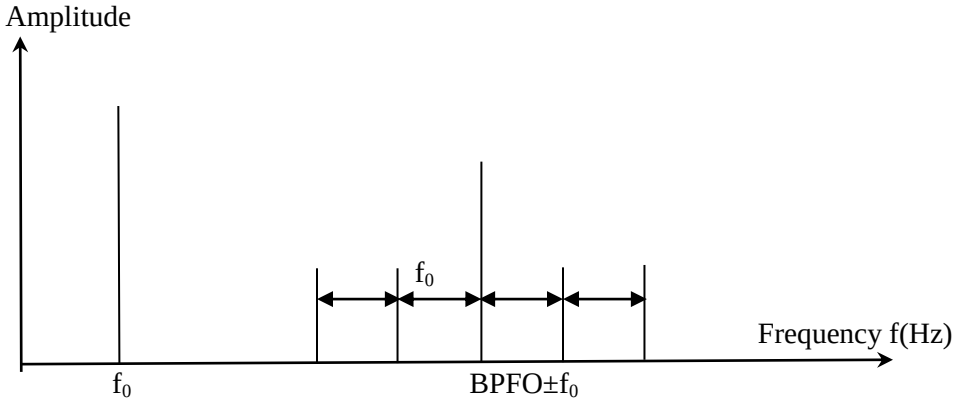


Figure 3. Modulation of amplitude in the bearing defects frequencies [18].

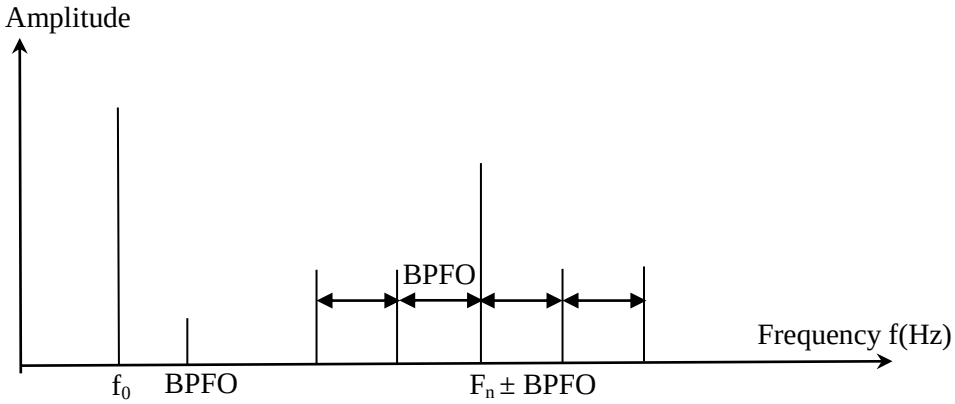


Figure 4. Modulation of amplitude at the resonant frequencies [18].

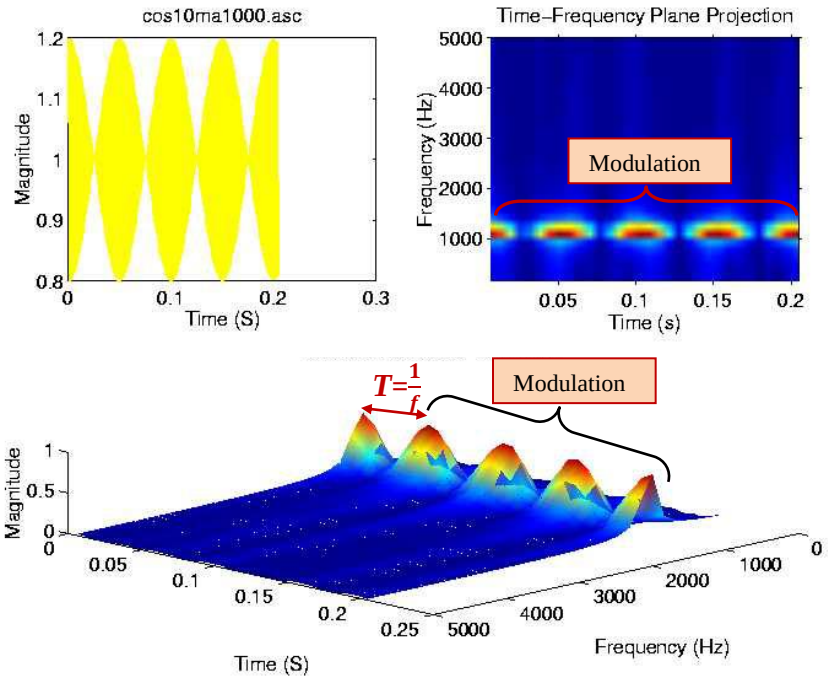


Figure 5. Example of modulation in time of a defective bearing using the spectrogram distribution (STFT).

In practice, a large number of defects are manifested in temporal modulation in a harmonic form. In this case the distance between two peaks ($T = 1 / f$) represent the fault frequency, because when a default occurs in the shock form, it will be repeated at each shaft revolution, (at the shaft rotation frequency *f)*, the Dirac function is repeated with a period *T* to occur in the time domain as a comb function (periodic peaks).

2.6 EXPERIMENTAL PROCEDURE

2.6.1 BOMBARDIER TEST SETUPS

Time-frequency analyses were carried out on two sets of measurements taken in Bombardier factory on 20 August 2007: old spindle with old bearing and 17 September 2007: new spindle with new bearing. Data was acquired using the Pimento software at a sampling rate of 81920 Hz, according to the horizontal and vertical pin direction. Two uniaxial accelerometers were placed at points P_1 and P_2 (figure 6). It is important to note that the signals were collected in

neutral, i.e. the machine was turning, but was not engaged in cutting operations. Consequently, the bearings were not subject to cutting forces generated during machining.

Time-frequency analysis was done in three steps. First, the distributions of signal were compared on each date. Then, a difference between the signals of 20 August and 17 September was evaluated to determine if changing frequency failures occurred. Following the theoretical frequency characteristics of failures of various components of rotation, spectral analysis was undertaken to check which of these frequencies was required for machine fault diagnosis.

The software (TF-Analysis) is designed to be run interactively; it produced and represented results in the energy-time-frequency plane during the measurement interval. Figure 7 illustrates the TF-Analysis after bilinear transformation.

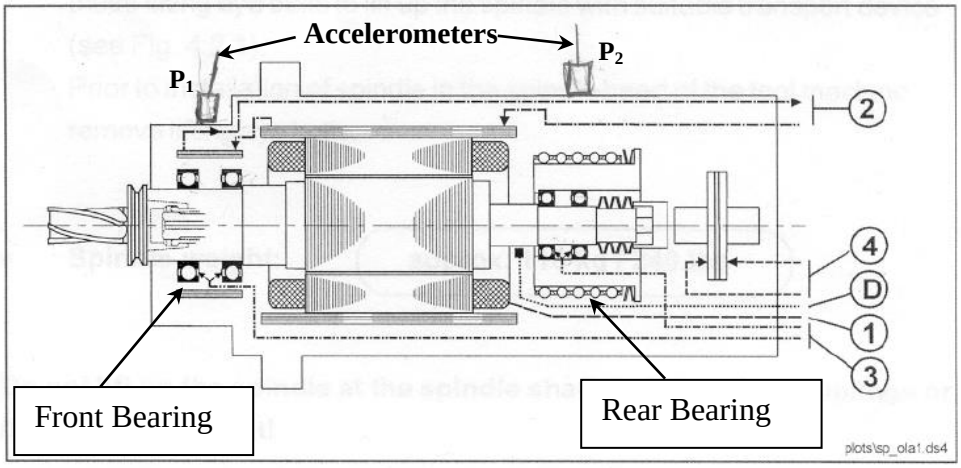


Figure 6-Sensors positioning on the Spindle of Echospeed (Bombardier).

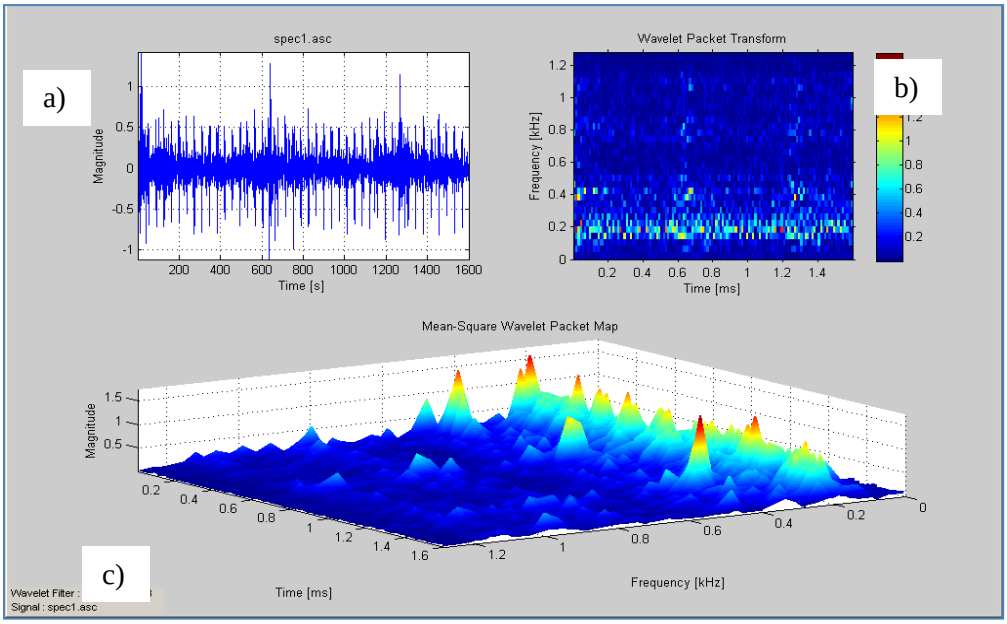


Figure 7. Graphics obtained with TF-Analysis: a) time signal, b) projection of the frequency as function of time and c) magnitude of the time-frequency distribution in a three dimensional representation.

2.6.2 COMPARISON OF DISTRIBUTIONS

In fault diagnosis the choice of distribution is very crucial, thus, in order to determine which distribution is appropriate for Bombardier bearing, the result for 20 August signals in time-frequency domains are presented with different distributions and explained in this section. Comparison will be made with three-dimensional graph.

The signal shown below represents a spinning speed of 24 000 rpm. The signals are acquired by the sensor placed on the rear bearing in the horizontal direction. Based on the signals obtained in figure 8, several mathematical functions were considered to describe the observed distributions.

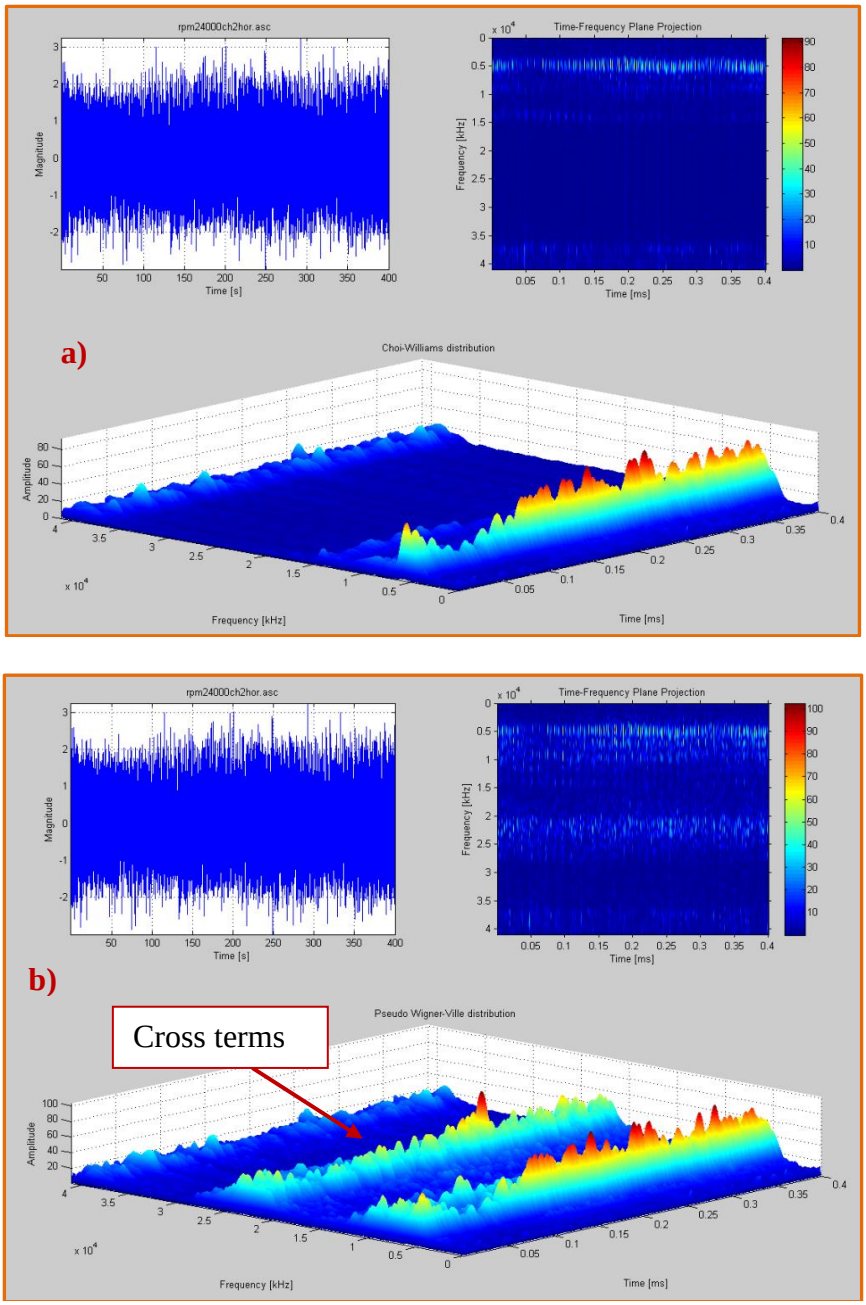


Figure 8. (a)Choi Williams (b) Pseudo Wigner-Ville and (c) Wigner-Ville distributions of Echospeed bearing at 24 000 rpm.

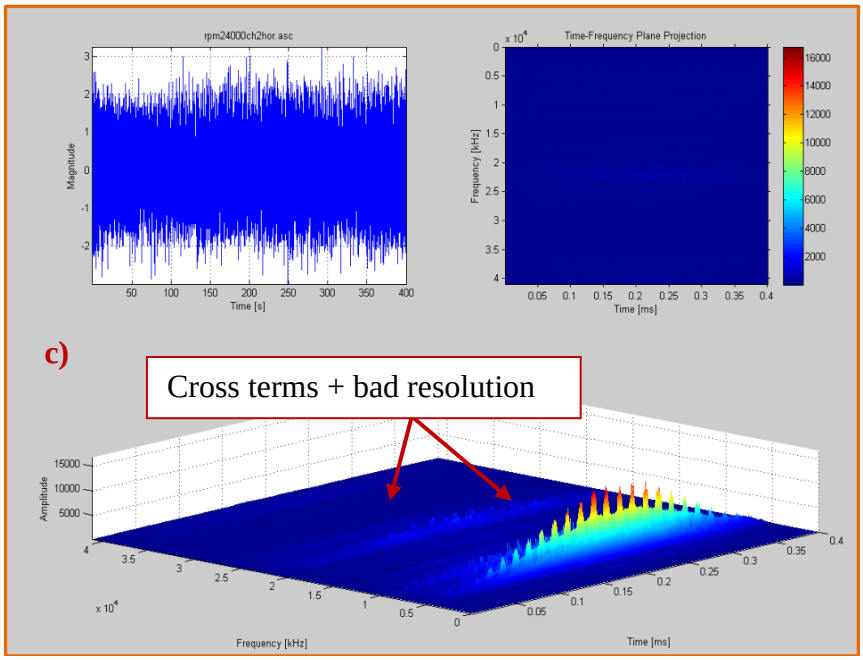


Figure 8. "Continued".

Next, signals obtained from the machine rotating at a speed of 27 000 rpm (front sensor, horizontal direction) was used to confirm whether the equations given above would adequately describe the observed distribution.

By observing Figures 8 and 9, the explanations given previously become clearer about the difference between the three distribution equations. Thus, much of the amplitudes highest observed for the distribution of Wigner-Ville in the case of a speed
24 000 or 27 000 rpm. There is a range of about 100 times larger than other distributions. Also, the frequency resolution is clearly higher for the Wigner-Ville distribution. However, figures 8b, 9b and 9c confirm the presence of interference in the Wigner-Ville and Pseudo Wigner Ville distributions. The lack of low frequency signals in the measurements indicates, therefore, that Choi-Williams distribution is a best equation to describe observed data.

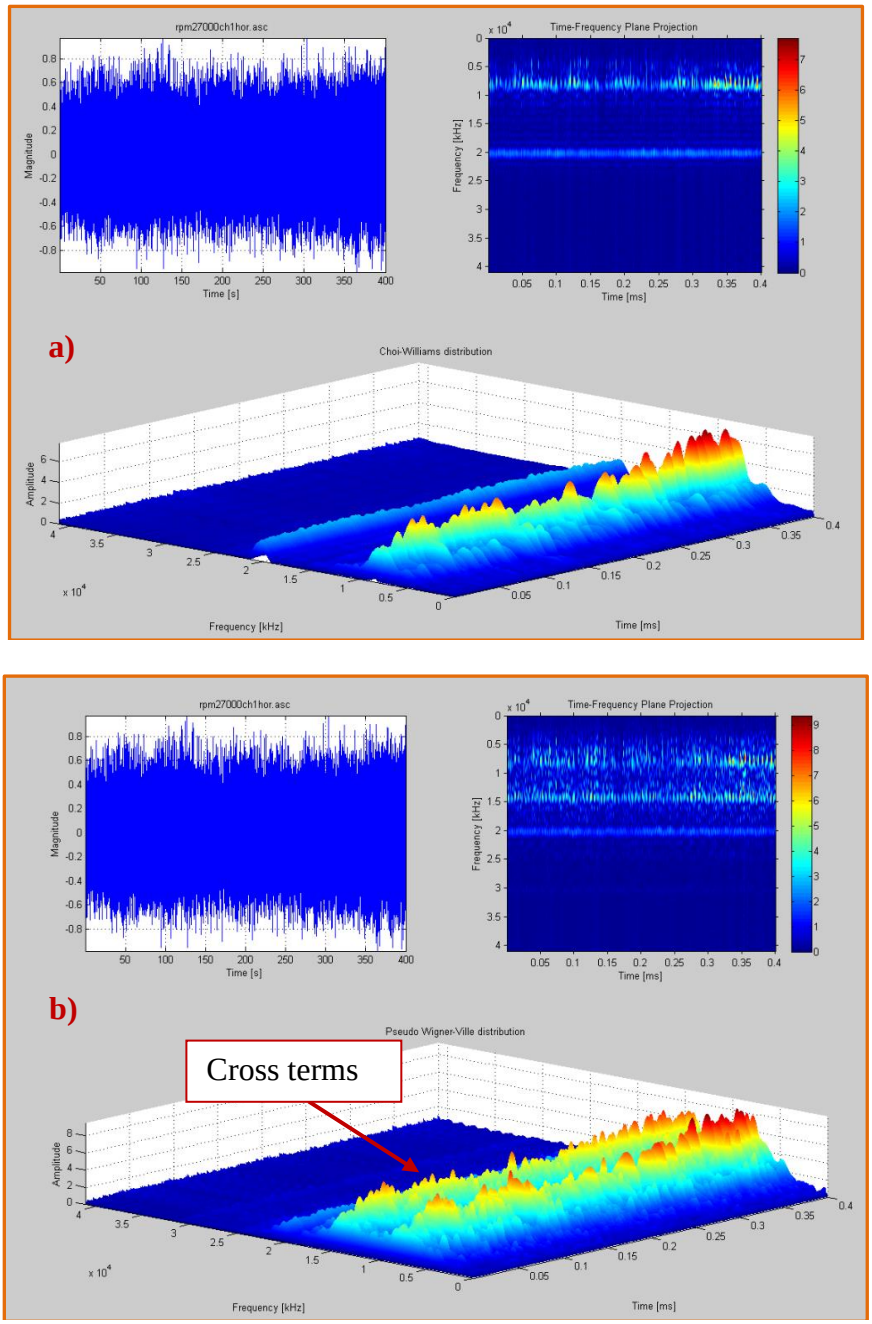


Figure 9. Choi-Williams (a), Pseudo Wigner-Ville (b) and Wigner-Ville c) distributions of Echospeed bearing (27 000 rpm).

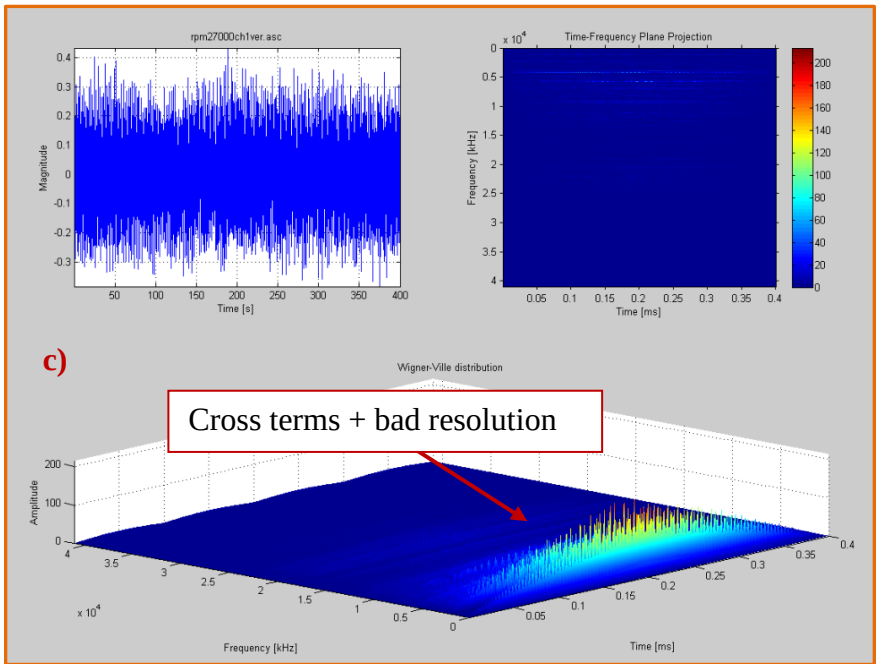


Figure 9. "Continued".

2.6.3 Comparison of the same signals on different dates

The variation in vibration signals of the spindle between two measurement points, about one month apart (20 August: old spindle with old bearing and 17 September: new spindle with new bearing) were compared. Data were analyzed using the Choi-Williams distribution, previously shown to be appropriate for describing the measured signals.

A preliminary analysis based onvisual inspection on the figures 10-12 (Using the data generated during machine rotation at 24 000 rpm back sensor, horizontal direction) shows that case (a) and (b) of each figure was nearly identical, and also demonstrates thefrequencies with similar magnitude in the same time intervals. Thus, the behavior of the spindle did not vary significantly with respect to rotation speed between August 20: old bearing and 17 September: new bearing.

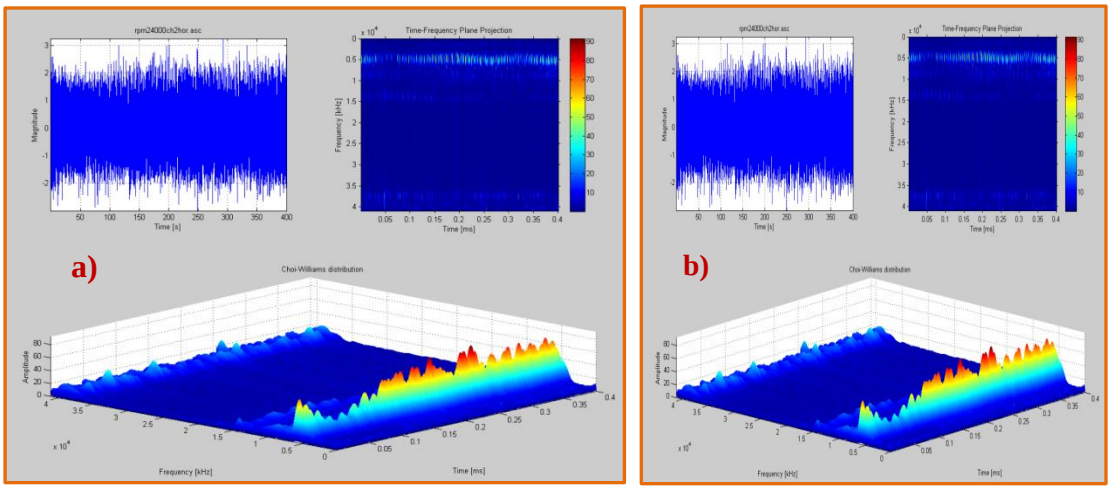


Figure 10. Choi-Williams distribution from the back sensor in horizontal direction at a speed of Echospeed bearing at 24 000 rpm: a) 17 September measurement and b) 20 august measurement.

Visual inspection analysis of the data generated from the front sensor in vertical direction at a speed of 27 000 rpm also showed no significant difference between 20 August and 17 September (figure11a) and b)).

To confirm the trend, the data collected from the machine when rotating at a speed of 27 000 rpm, from the front sensor (horizontal direction) was analyzed. This first Visual analysis can highlight a serious problem of the new spindle (it has the same behavior with the old defective spindle), because this would explain why it already cause operating problems while she had just to be put into service. In the following section, we will analyze if these frequencies correspond to frequency of failures.

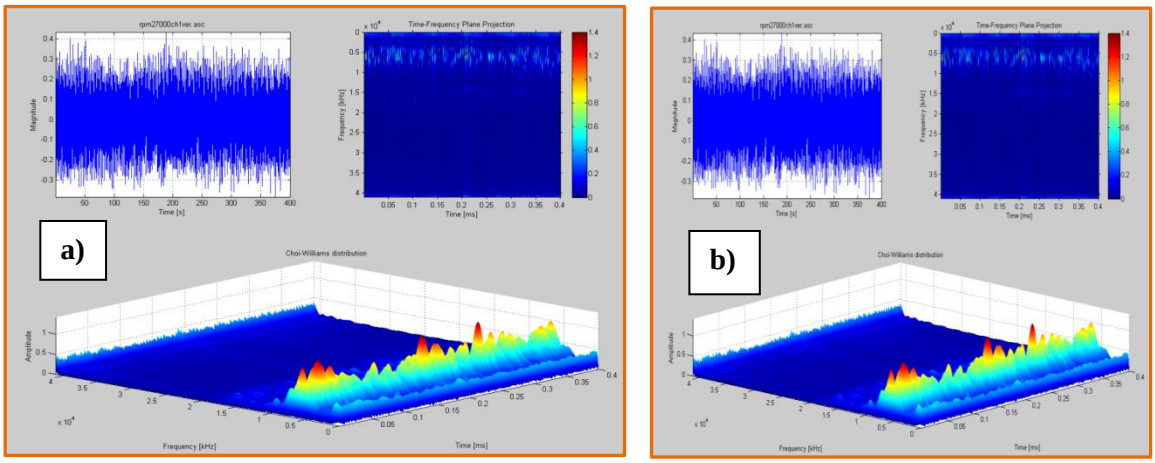


Figure 11. Choi-Williams distribution from the front sensor in vertical direction at a speed of Echospeed bearing at 27 000 rpm: a) 17 September measurement b) 20 august measurement.

2.7 SPECTRAL ANALYSIS

Spectral analysis was conducted to determine if failure of various components within the front and rear bearing occurred during high speed rotation (24 000, 27 000 and 30 000 rpm). The characteristic defect frequencies (cage, inner raceway, outer raceway and ball bearings) can be theoretically calculated as follows [Randall et al.]:

$$F_{CF}=\frac{1}{2}F_R\left(1-\frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)$$

$$F_{ORF}=\frac{N_B}{2}F_R\left(1-\frac{D_B COS\theta}{D_P}\right) \qquad (13)$$

$$F_{IRF}=\frac{N_B}{2}F_R\left(1+\frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)$$

$$F_{BF}=\frac{D_P}{2D_B}F_R\left(1-\frac{D_B^2 BCOS^2\theta}{D_P^2}\right)$$

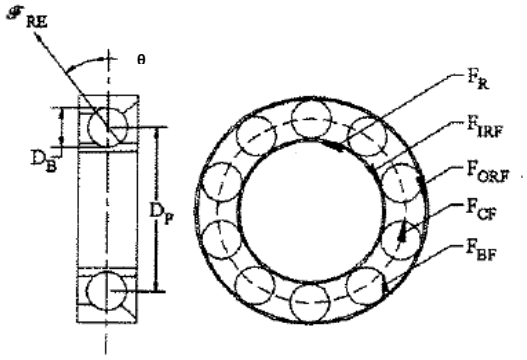


Figure 12. Components of the bearing [Randall et al.].

where F_R is the spindle speed rotation in Hz. F_{CF}, F_{IRF}, F_{ORF} and F_{BF} are respectively the fault frequency of cage, inner raceway, outer raceway, and ball. D_B is the diameter of the ball, D_P is the distance between the center of two opposing ball, N_B is the total balls. θ is the contact angle of ball. The bearings of Echospeed are radial contact, creating an angle θ = 0 (figure 12-13).

These theoretical defects frequencies depend on the studied bearing geometrical characteristics and shaft rotation frequency of the. In practice, due to slipping between the element bearing components, this characteristic frequencies may be slightly different from their calculated values (1-2%). By comparing the measured characteristic frequency and the theoretical frequency, location of the defect can be identified.

Information on the geometry of the bearing is necessary to use these formulas. Geometrical characteristics are illustrated in the following figures.

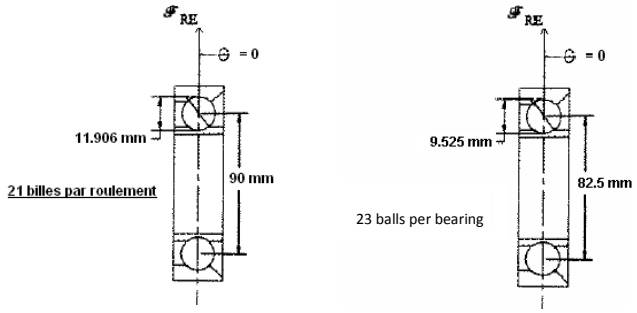


Figure 13. Bearing geometry of the Echospeed.

The theoretical fault frequencies are presented in Tables 2.1-2.6 for the different rotational speeds.

Table 2.1 Defects frequencies for the front bearing (30000rpm).

Front Bearing	**Frequencies**
Cage fault (F_{CF})	217 Hz
F_{ORF}	4555 Hz
F_{IRF}	5945 Hz
F_{BF}	1857 Hz

Table 2.2 Defects frequencies for the rear bearing (30000 rpm).

Rear Bearing	**Frequencies**
Cage fault (F_{CF})	221 Hz
F_{ORF}	5086 Hz
F_{IRF}	6414 Hz
F_{BF}	2137 Hz

Table 2.3 Defects frequencies for the front bearing (27000 rpm).

Front Bearing	Frequencies
Cage fault (F_{CF})	195 Hz
F_{ORF}	4100 Hz
F_{IRF}	5350 Hz
F_{BF}	1671 Hz

Table 2.4. Defects frequencies for the rear bearing (27000 rpm).

Rear Bearing	Frequencies
F_{CF}	199 Hz
F_{ORF}	4578 Hz
F_{IRF}	5772 Hz
F_{BF}	1923 Hz

Table 2.5. Defects frequencies for the front bearing (24000 rpm).

Front Bearing	Frequencies
Cage fault (F_{CF})	174 Hz
F_{ORF}	3644 Hz
F_{IRF}	4756 Hz
F_{BF}	1485 Hz

Table 2.6. Defects frequencies for the rear bearing (24000 rpm).

Rear Bearing	Frequencies
Cage fault (F_{CF})	177 Hz
F_{ORF}	4067 Hz
F_{IRF}	5131 Hz
F_{BF}	1709 Hz

Based on theoretical fault frequencies, spectral analysis of machine signals was conducted to determine if failures occurred in the front and rear bearings.

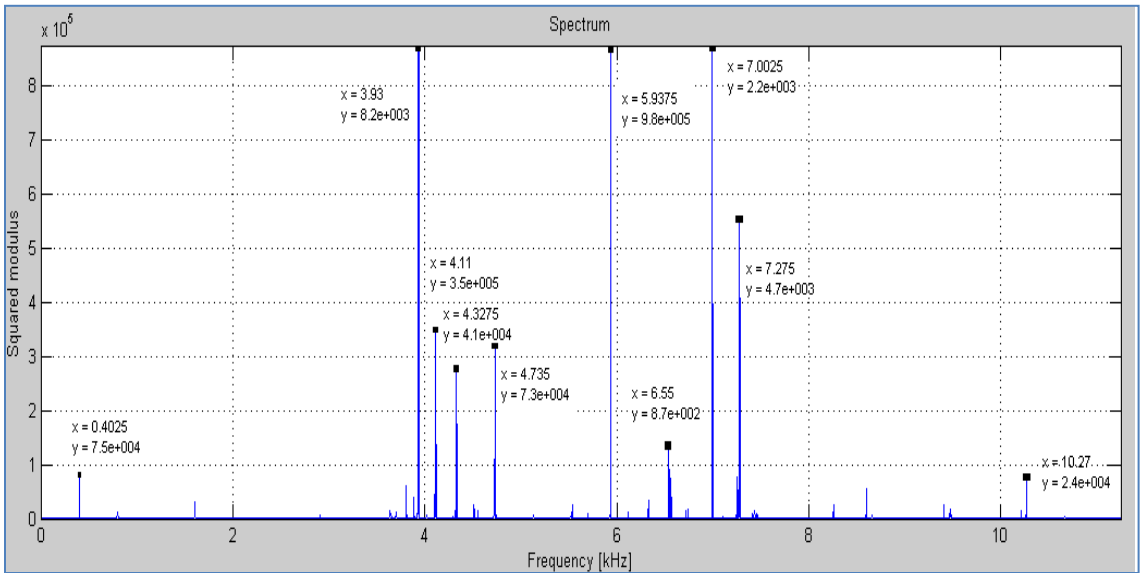


Figure 14. Front bearing of Echospeed, in horizontal direction, at 24 000 rpm.

In Figure 2.14, high amplitudes were observed in the spectrum at several points, suggesting that some components of the front bearing (horizontal direction) were failing. The appearance of a peak at 4735 Hz was close to the theoretical failure frequency of the inner raceway (F_{IRF}) of 4756

Hz. Finally, peaks at frequencies 3930, 4327 and 4735 Hz exhibited a regular spacing (about 400 Hz apart, corresponding to spindle speed rotation).

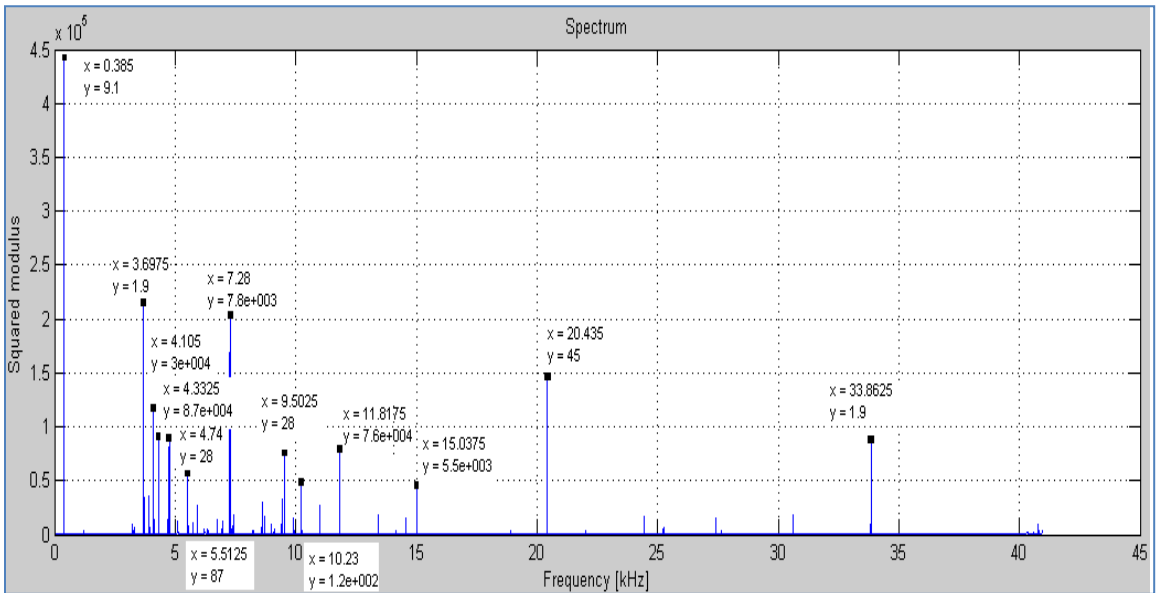


Figure 15. Front bearing of Echospeed, in vertical direction, at 24 000 rpm.

Examination of spectrum for the front bearing (vertical direction: figure 15) showed the F_{IRF} (4740 Hz) to be very close to the theoretical frequency (4756 Hz). However, this frequency occurred at lower amplitude in the vertical direction than the horizontal direction. The regular spacing was less obvious for this direction, but small peaks were evenly distributed between 3698 and 4105 Hz, and between 4333 and 4740 Hz.

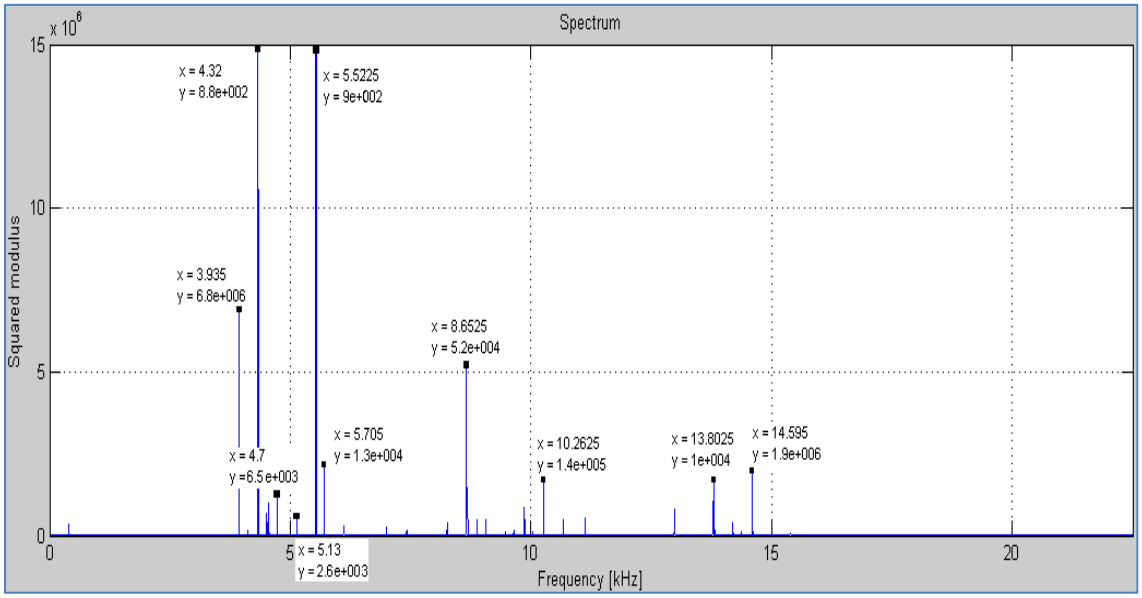


Figure 16. Rear bearing of Echospeed bearing, in horizontal direction, at 24 000 rpm.

Figure 16 demonstrated that the rear bearing was much more impacted by machine action than the front bearing. Very high amplitudes were observed, approximately 10 to 15 times higher than for the front bearing. Moreover, the fault frequency of inner raceway was observed at 5130 Hz. Spacing between frequencies was still regular, at approximately 400 Hz, between the frequencies 3935, 4320, 4700, 5130 and 5523 Hz.

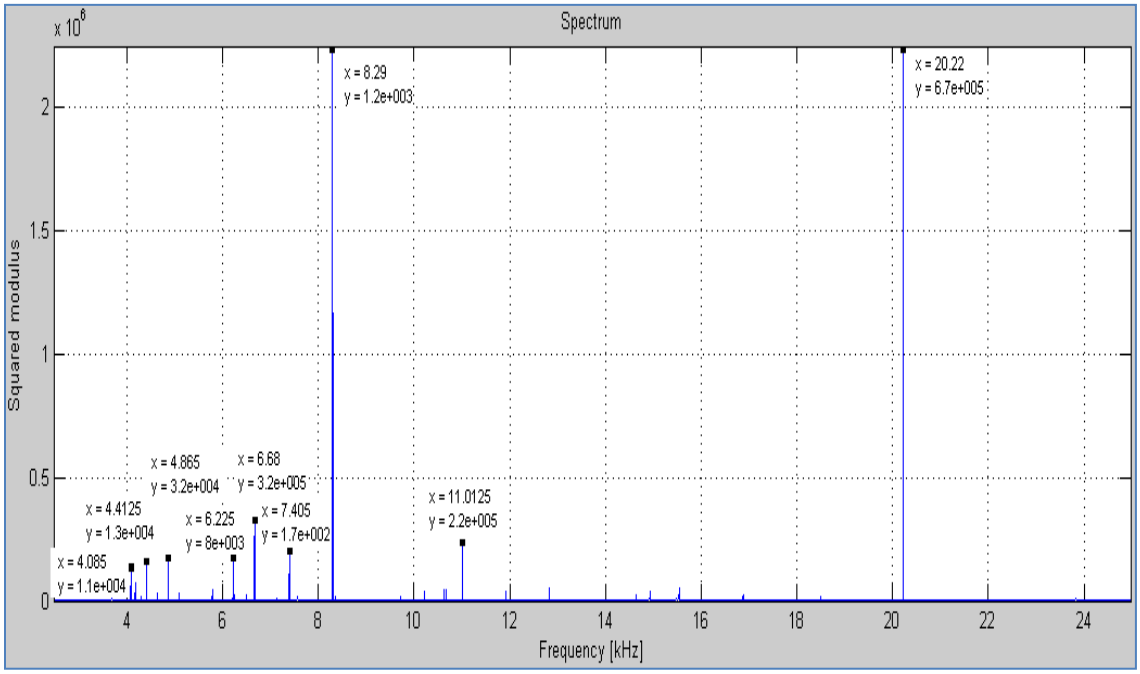


Figure 17. Front bearing of Echospeed, in horizontal direction, at 27 000 rpm.

At a speed of 27 000 rpm, fault frequency of the outer raceway (F_{ORF}) was suspected due to a peak at 4085 Hz, close to the 4100 Hz (theoretical frequency) for this component. In contrast to the spectra at 24 000 rpm, there was no evidence of fault frequencies for the inner raceway (F_{IRF}) in Figure 17. Also, at this speed, the regular spacing equivalent to the spindle speed (450 Hz) was observed between frequencies 4413 and 4865 Hz and between 6225 and 6680 Hz.

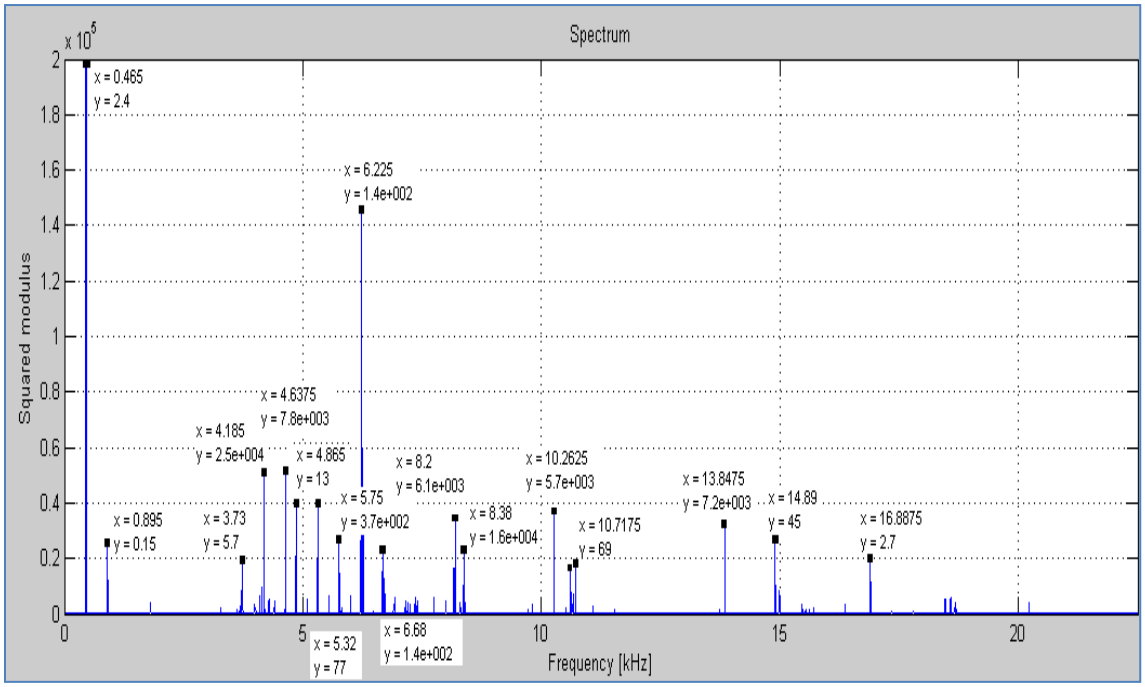


Figure 18. Front bearing of Echospeed, vertical direction, at 27 000 rpm.

At 27 000 rpm, the front bearing (vertical direction: figure 18) showed the spindle rotational frequency (about 450 Hz) with very high amplitude and its first harmonic at 900 Hz. This suggested the presence of an unbalanced shaft defect. In addition, F_{IRF} and F_{ORF} frequencies were also present in this direction, at 5320 and 4185 Hz, respectively. Once again, spacing was regular (equal to 450 Hz, the spindle rotational speed) between frequencies of 3730, 4185 and 4637 and between 4865, 5320, 5750, 6225 and 6680 Hz.

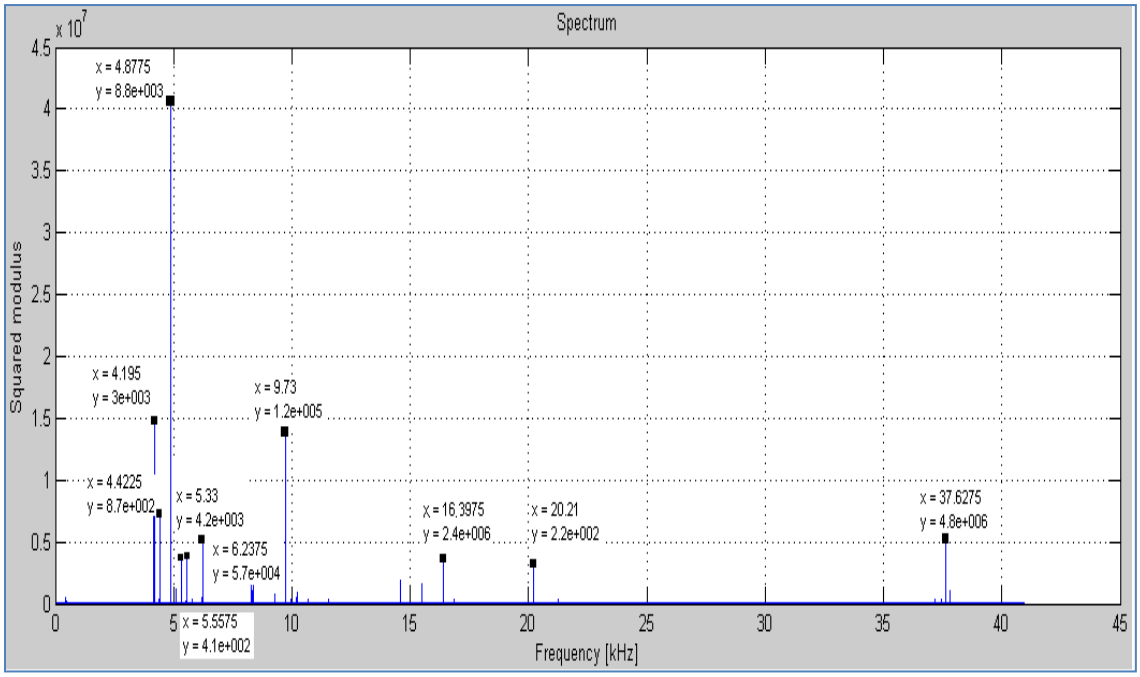


Figure 19. Rear bearing of Echospeed, horizontal direction, at 27 000 rpm.

Surprisingly, the spectrum of the rear bearing at a speed of 27 000 rpm in the horizontal direction did not contain any fault frequencies (figure 19). The presence of peaks at frequencies 4422 and 5557 Hz, which approach theoretical fault frequencies for F_{ORF} and F_{IRF}, merit mention. However, the variation was sufficiently large that failure of the F_{ORF} and F_{IRF} components cannot be confirmed.

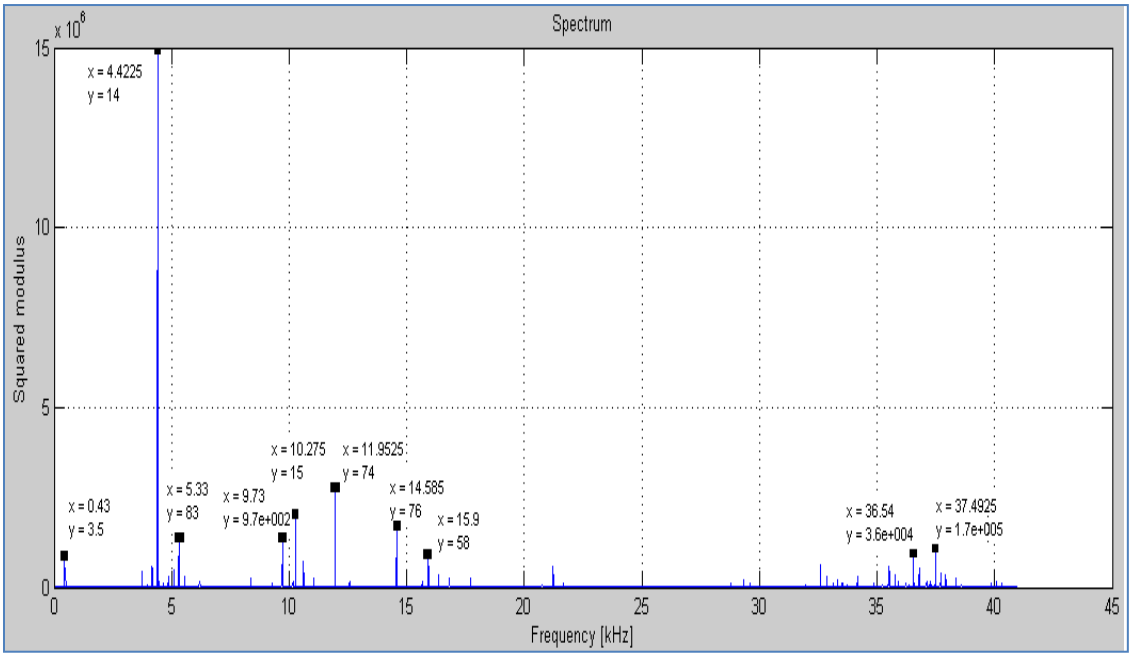


Figure 20. Rear bearing of Echospeed, vertical direction, at 27 000 rpm.

The spectrum of the rear bearing in the vertical direction was even less conclusive than in the horizontal direction at 27 000 rpm (figure 20). Not only were fault frequencies absent, but no regular spacing was observed throughout the frequency range.

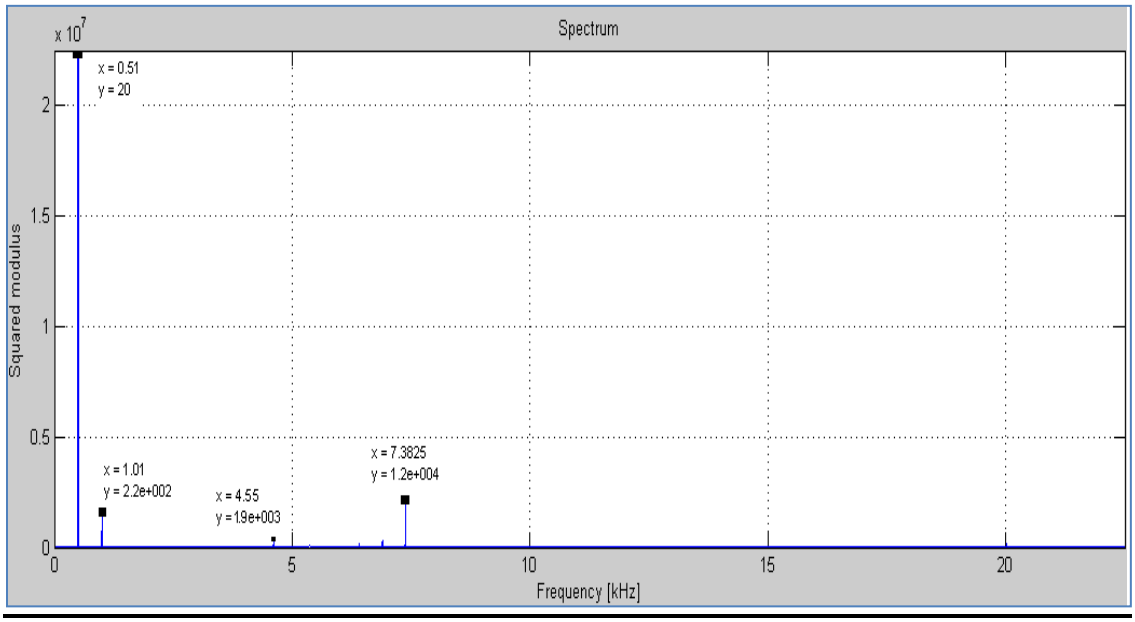


Figure 21. Front bearing of Echospeed, horizontal direction, at 30 000 rpm.

The spectrum produced at a machine speed of 30 000 rpm (figure 21) was not rich in content frequency. Although the peak had relatively low amplitude, one corresponding to the F_{ORF} fault frequency was observed at 4550 Hz. In addition, an unbalance defect was noticed in this spectrum, probably due to the large size of the rotational speed (500 Hz) and presence of its first harmonic (1000 Hz).

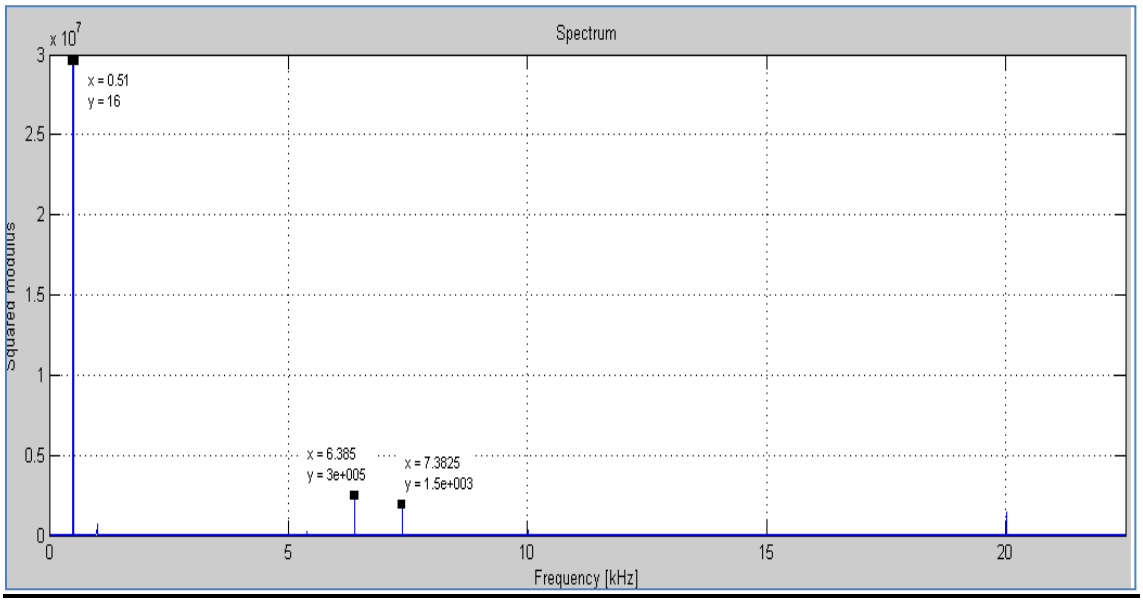


Figure 22. Front bearing of Echospeed, vertical direction, at 30 000 rpm.

The only information that can be extracted from figure 22 was the presence of an unbalance defect. No characteristic fault frequencies were observed.

2.8 Time- Frequency Analysis by Short Time Fourier Transform

During the measurements on the new spindle with new bearing long time signals were recorded. The signals at Start-up and Shut-down of the " Echospeed" for 10 seconds were saved, with a sampling frequency of 50 kHz. These transient signals were analyzed in time-frequency representation to visualize the frequency change versus time.

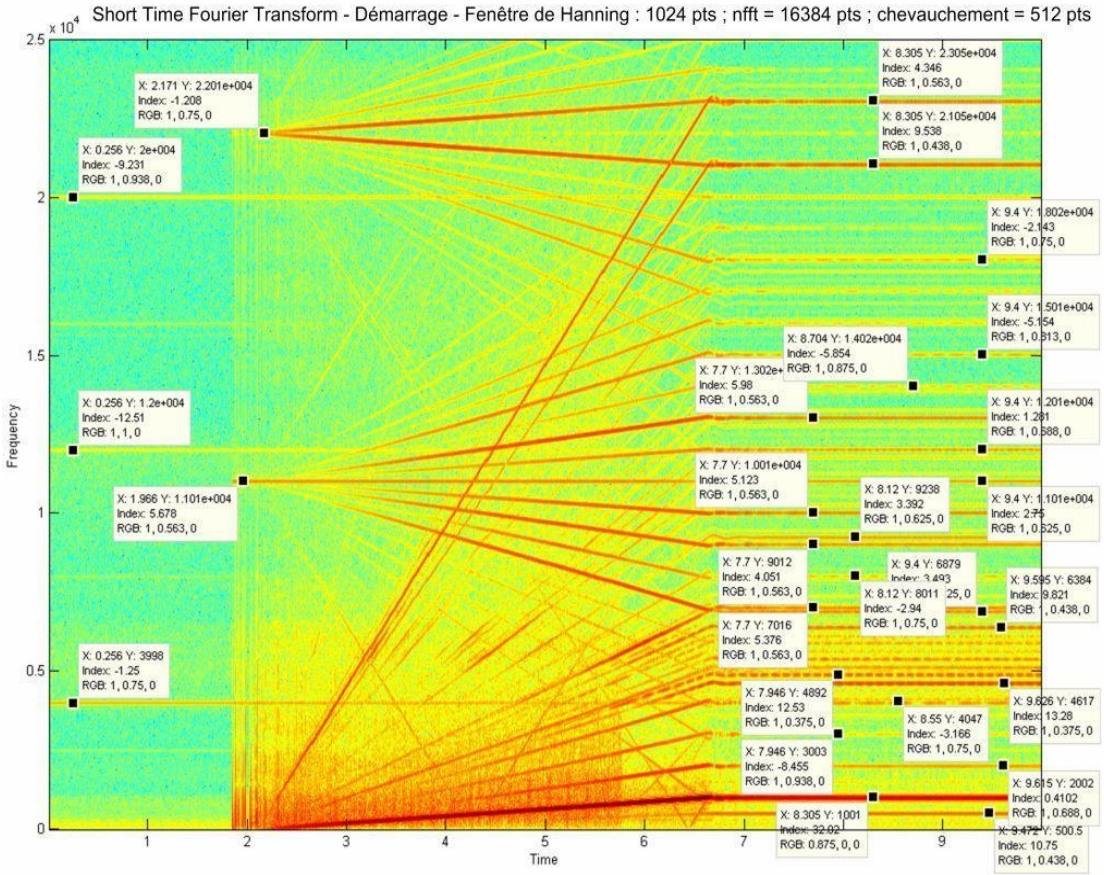


Figure 23.Spectrogram - start-up of the " Echospeed" at 17 September 07.

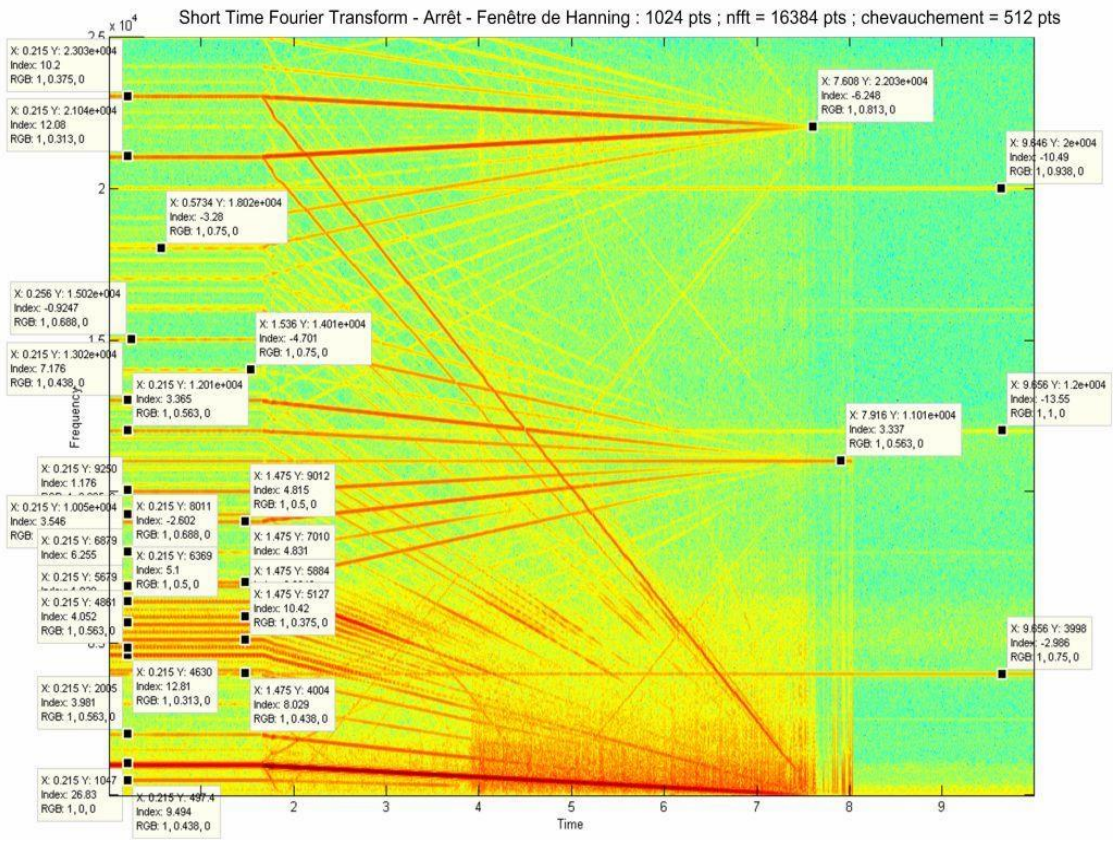


Figure 24. Spectrogram at Shut-down of the" Echospeed" at 17 September 07.

Table 2.7. Symmetric frequencies observed in STFT mode start-up

Lower frequency	Sources	higher frequency
Undefined Undefined Undefined	0 Hz	1001 Hz 2002 Hz 3003Hz
10.1 kHz 9012 Hz 8011Hz 7016 Hz	11.01 kHz	12.01 Hz 13.02 Hz 14.02 Hz 15.01 Hz
21.05 kHz	22.01 kHz	23.05 kHz

Table 2.8. Symmetric frequencies observed in STFT mode Shut-down.

Lower frequency	Sources	higher frequency
Undefined Undefined Undefined Undefined	0 Hz	1047 Hz 2005 Hz 3003 Hz 4004 Hz
10.05 kHz 9012 Hz 8011Hz 7010 Hz	11.01 kHz	12.01 Hz 13.02 Hz 14.01 Hz 15.02 Hz
21.02 kHz	22.01 kHz	23.05 kHz

Figure 23 and 24 represent respectively the spectrogram (STFT) of "Echospeed" signal at start-up and Shut-down phases. For these signals a fast Fourier transform having 16384 points was used; and the signal was divided into segments of 1024 points.

Figure 23 show that there are three distinct sources (Table 2.7) in the distributions from which all other frequencies of the spectrum are born. Indeed, as the speed of Echospeed varies (between 2 and 7.7 seconds), various lines of frequencies regularly spaced and symmetrical with the source, appear in the distribution. In addition, these lines vary linearly in time; therefore they are proportional to the shaft rotation frequency, with a coefficient of proportionality different from one line to another. The largest peak of the distribution is reached at 1000 Hz (second harmonic of the maximum rotation frequency) at the end of the acceleration phase (approx. 6.8 seconds).

In Table 2.7, the lower frequencies are symmetric to higher frequencies of the same line; the reference line is the line of frequency source. This symmetry reminds on the observations made previously where a regular variance was observed in the spectra. Indeed, in the majority of reported cases, the variance between these frequencies is always equal to the shaft rotation frequency, and the variance is proportional to the shaft rotation frequency.

In addition, the third source (22.01 kHz) has a value equal to twice of the first one (11.01 kHz), and we also note that the lines of frequencies (23.05 and 21.05 kHz) issued from the third source are joined by line frequencies from the first source.

Similar observations can be made at the Shut-down phase of Echospeed (Figure 24). Indeed, instead the sources, rather the wells forms are observed, and frequencies lines converge to points with a linear decay rate (see Table 2.8). In addition, this decay rate seems proportional to the shaft rotation speed in the deceleration phase.

The shaft rotation frequency (497 Hz) is easily identified, but its second harmonic is still the predominant frequency of the distribution. The lines of constant frequency are always symmetrical with the line frequency of the wells. The same phenomena of frequency variation in the start-up phase also appear in the Shutdown phase but with a negative slope.

The advanced hypothesis to explain the line frequency in second harmonic is the misalignment probably between the bearings that support the shaft. Xu et *al*. [1994] have developed a theoretical model to study the effect of misalignments between two shaft connected by a universal joint. They show that the misalignment will introduce forces in the axial and radial direction and whose pulses are even multiples of the shaft rotational speed (2x, and 4x). Thus, the forced response of the system will have component frequencies that are even multiples of the rotation frequency.

2.9 PRATT & WHITNEY EXPERIMETAL TEST SETUPS

This study offers also the time-frequency method to analyze signals collected from Pratt & Whitney bearing PW100#5 failure (a test performed at National Research Center in Ottawa). This bearing is part of Pratt & Whitney engine PW100 and it is used for gearbox shaft and it is identified as one of most problematic component. For this purpose, three bearings of the same type were tested on test rig facility. The experiments were carried under a radial charge of 100 lb. applied in *X* and *Y* direction respectively (figure 25). Note however, that steady state and transient signals were recorded using a sampling frequency of 50 kHz according to the speed path given in figure 27.

Table 2.9 Geometrical dimension and rotating speeds for test performed at NRC on P&W bearing.

P&W Bearing ID	First	Second	Third
	PW100 #5 Roller bearing	**PW100 #5 Roller bearing**	**PW100 #5 Roller bearing**
Inner diameter	**2.8347'' - 2.8350''**	**2.8347'' - 2.8350''**	**2.8347'' - 2.8350''**
Outer diameter	**3.9292'' - 3.9272''**	**3.9292'' - 3.9272''**	**3.9292'' - 3.9272''**
Pitch diameter	**3.4165''**	**3.4165''**	**3.4165''**
Width	**0.625'' – 0.630''**	**0.625'' – 0.630''**	**0.625'' – 0.630''**
Contact Angle	**n/a**	**n/a**	**n/a**
Operating speed 1	**25600 rpm**	**25600 rpm**	**1000 rpm**
Operating speed 2	**32000 rpm**	**32000 rpm**	**2000 rpm**
Operating speed 3	**34200 rpm**	**34200 rpm**	**-**

Figure 25. Experimental test setups; NRC-Ottawa test rig.

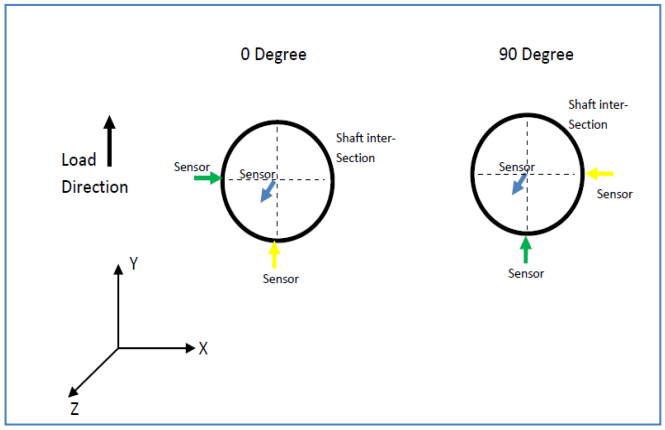


Figure 26. NRC-Ottawa test rig load direction.

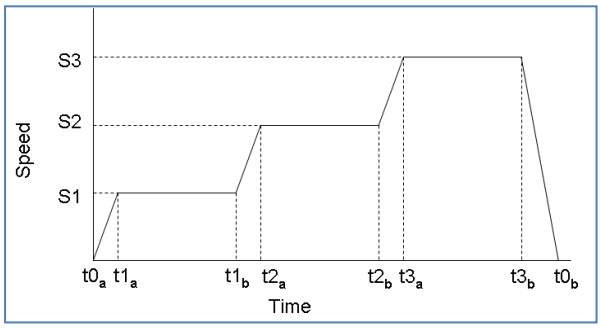


Figure 27. test speed scheme S2=32000 and S3=34200rpm.

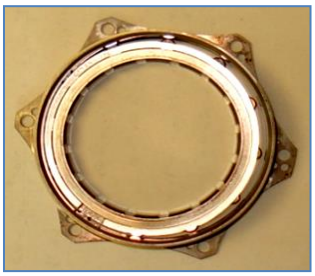


Figure 28. Pratt & Whitney bearing tested at NRC-Ottawa.

As mentioned earlier, the tests should be carried out at different rotating speed, at least 3s (S1, S2 & S3), for each type of bearing, each type of defect, 2 runs for correlation and validation. This makes 24 tests for each bearing of interest, and a total of 72 tests for 3 bearings of interest. PW&C should propose the rotating speeds that are important for operation. Also, it will be useful to acquire signals during transient running of the test rig, i.e. at start-up and shutdown. This will allow us to trend the evolution of frequencies in the transient mode.

2.9.1 Expected failure frequencies

As previously explained, a number of equations (formulas 13) that can be used to calculate the fault frequencies of bearing (based on these formulas), one can compute bearing defect frequencies of Pratt & Whitney bearings, where D_B= 7.3 mm; D_P=87.8mm; N_B=12; θ=0. The theoretical bearing defects are presented in table 5.1 for different rotational speeds. Note that one of bearing was tested at low speed range of 1000 to 2000rpm due to excessive noise during the speed-up period.

Table 2.10. Defect frequencies for the P&W bearing.

Bearing	Rotation Speed (**RPM**)	Cage fault (F_{CF})**Hz**	Inner raceway fault (F_{ORF})**Hz**	Outer raceway fault (F_{IRF})**Hz**	Ball fault **Hz**
First Bearing	**34200**	**261.34**	**3704.86**	**3136.14**	**3403.8**
	32000	**244.3**	**3463.43**	**2932.56**	**3182.86**
	25600	**195.6**	**2772**	**2347.15**	**2547.48**
Second Bearing	**34200**	**261.34**	**3703.86**	**3136.14**	**3403.8**
	32000	**244.3**	**3463.43**	**2932.56**	**3182.86**
Third Bearing	**1000**	**7.64**	**108.32**	**91.71**	**99.54**
	2000	**15.28**	**216.58**	**183.38**	**199.03**

2.10. DATA PROCESSING AND FAULTS DIAGNOSTICS

The processing of the signals was done using an in-house software program TF-Analysis. The actual condition of the Pratt &Whitney bearing was unknown and therefore it was necessary to analyse them, in order to extract bearing defect frequencies. The next phase now is to analyze vibration signals collected by data from the accelerometers attached to the bearing's housing.

For the sake of diagnostics, this section presents results NRC signals analysis for each of the three bearings and for each test speed. Because the three bearings have the same dimensions, we will refer to them based on their testing order: i.e. bearing n°1 will be the first one that has been tested, bearing n°2 the second one and bearing n°3 the third one.

2.10.1 Bearing n°1 discussion and results

In this section, analysis results presented are based on signal recorded only with load applied at 0 degree because this diagnosis is similar that signals recorded when load is applied at 90 degree (figure 26).

2.10.1.1 Spectral analysis

Figure 29 shows the bearing n°1 signal and its spectrum. From the periodic peaks which appear in the spectrum, one concludes that there is a fault in the bearing n°1. Many frequencies located in the spectrum are very near to bearing n°1 BPFO and BPFI (see table2.10), but it is not easy to decide at first which fault is present on the signal, because the significant anomaly is the presence of impulse peak covering the entire frequency range.

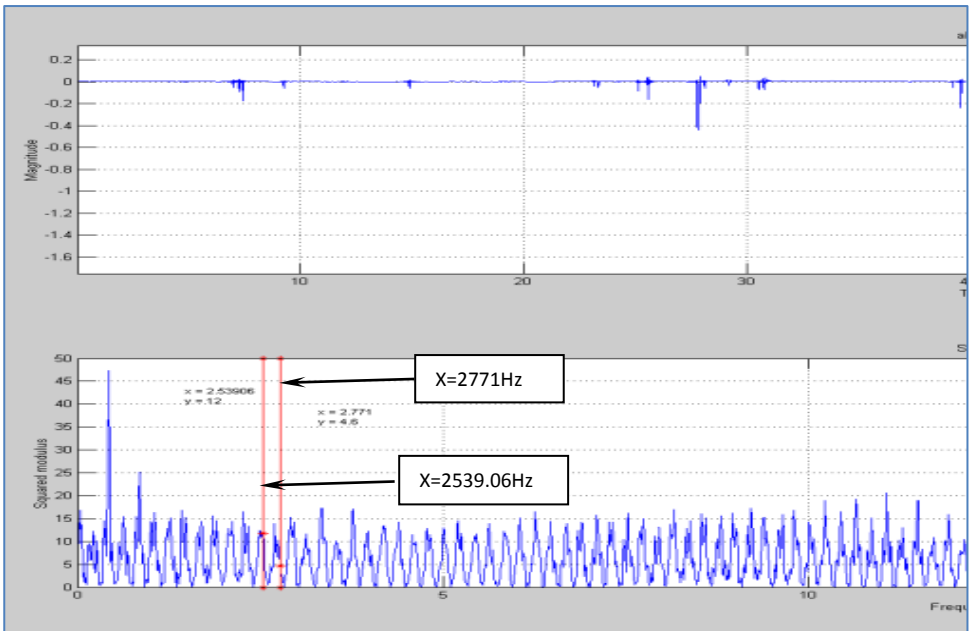


Figure 29. Spectrum signal of bearing n°1 at 25 6000 rpm with frequencies are very close to the bearing n°1 BPFO and BPFI.

2.10.1.2 Analysis of time–frequency for signals

Figure 30 shows the smoothed Wigner-Ville distribution of the signal at different speed, however, unlike spectrum, it is much easier to determine at first which kind of fault is visible in the signal. In this case, the faults frequency can be found among other frequencies. The Smoothed Wigner-Ville shows the peak around BPFO, BPFI, Cage fault and Ball fault and it is very easy to interpret and confirm the frequencies defects at this region of signal at approximately 2343.75; 2539.06; 244.3 and 2771 Hz respectively. Therefore, the time and frequency of each frequency are clearly located.

So based on time-frequency analysis of bearing n°1 signal at different speed, it can be assumed that this bearing reaches the end of its life (Number of harmonics and frequency modulation increases, increase in amplitude at frequencies of rotation, and the presence of defect of the inner raceway (BPFI) indicates that bearing is on 3rd stages of degradation).

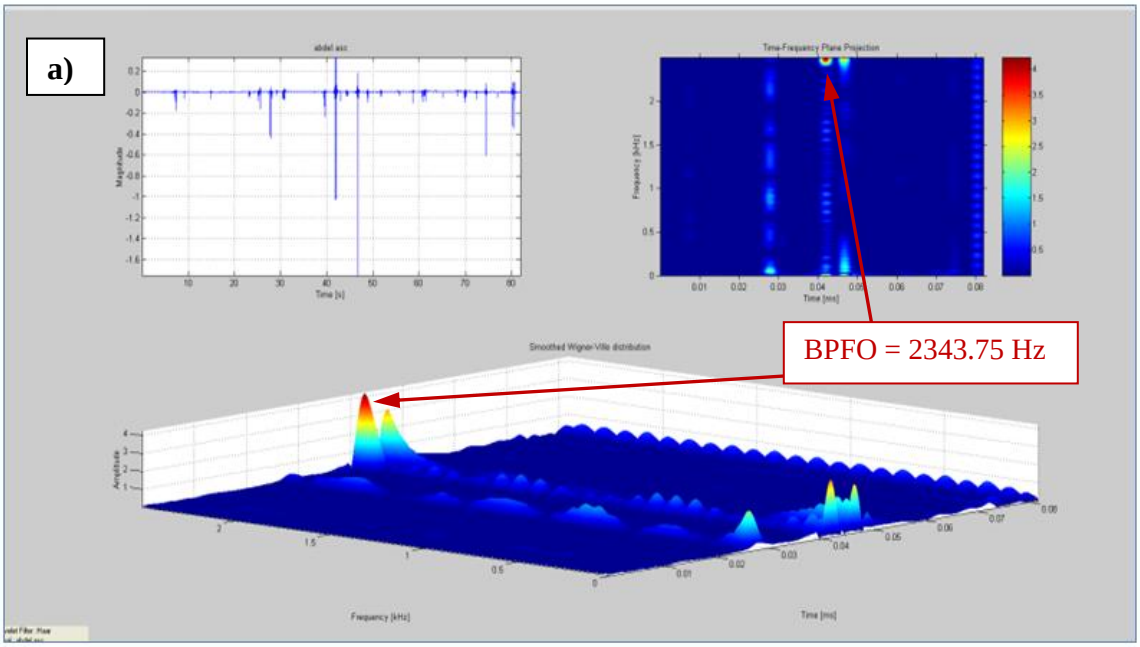


Figure 30. Smoothed Wigner-Ville distribution of bearing n°1 at: a) 256000, b) 32000 and c) 342000 rpm with modulation of amplitude in the bearing defects frequencies.

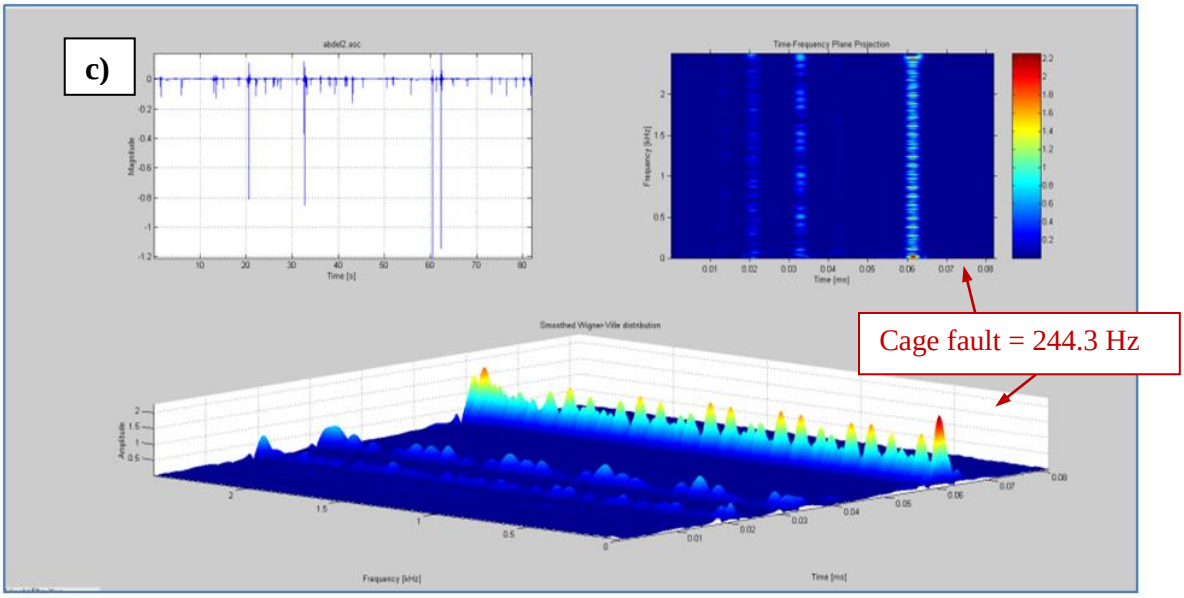


Figure 30. "Continued".

2.10.2 Bearing n°2 discussion and results

2.10.2.1 Spectral analysis

In this section, results of signal analysis of bearing PW100 #5 n°2 are presented.

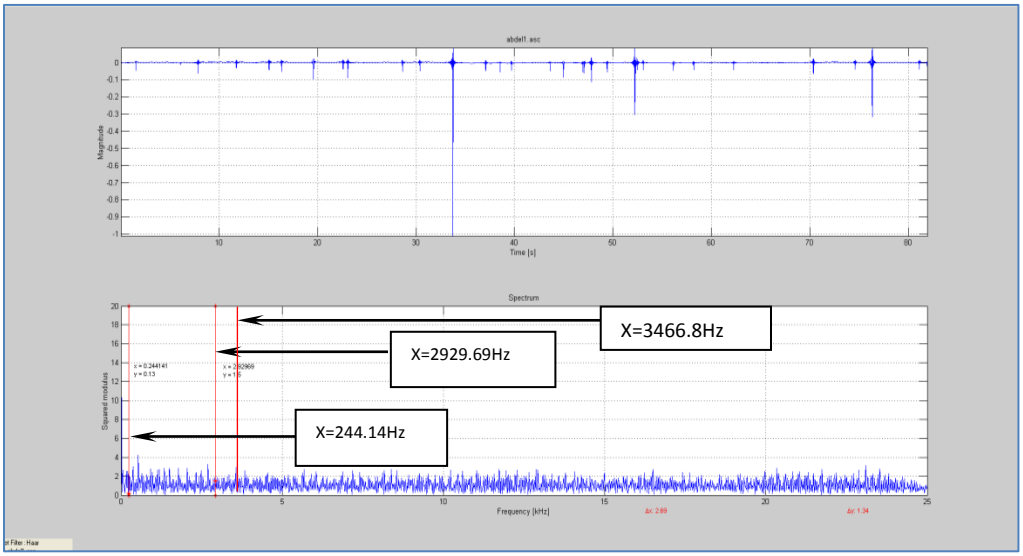


Figure 31. Spectrum signal of bearing n°2, at 32 000 rpm and its frequencies defect.

Like previously (the case of bearing n°1) Figure 31 shows the measured signal on bearing n°2 and its spectrum but at 32 000 rpm. It is observed that noise in the spectrum makes hard to see amplitude modulations related to frequencies defects. By careful examination of the figure 24, many peaks occurring at various frequency defects at approximately 244.14; 2929.69; 3186.04 and 3466.8 Hz are detected with presence of random impulse peaks covering the entire frequency range. This shows that is difficult to detect bearing faults by directly examining frequencies in the spectrum.

2.10.2.2 Analysis of time–frequency for signals

To know how time-frequency representation achieves better if applied to the identical signal, consider Figure 32, in this figure, the amplitude modulated of the signal is clearly showed in the representation of the signal. Also distance between peaks in vertical axis (frequency) is around 480 Hz (which approximately equal to the rotating shaft frequency). Existence of these important peaks in the graphic indicates the presence of the bearing faults (Table 2.10).

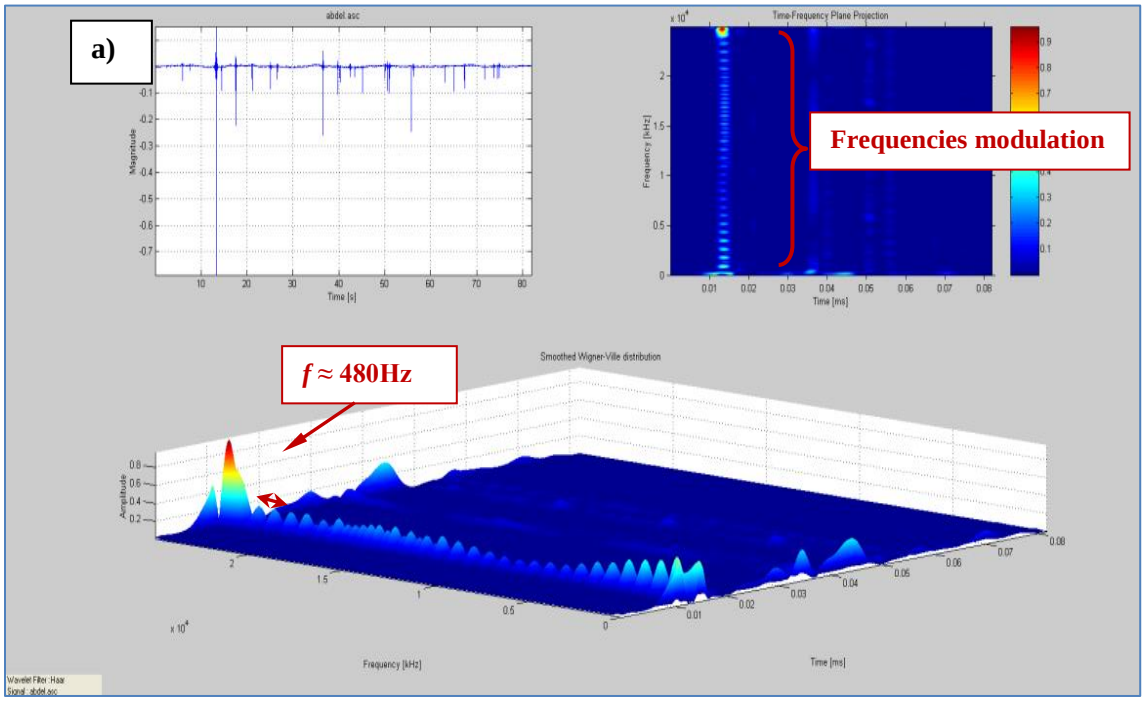


Figure 32. Smoothed Wigner-Ville distribution of bearing n°2, at a) 256000 and b) 32000 rpm with modulation amplitude in the defects frequencies.

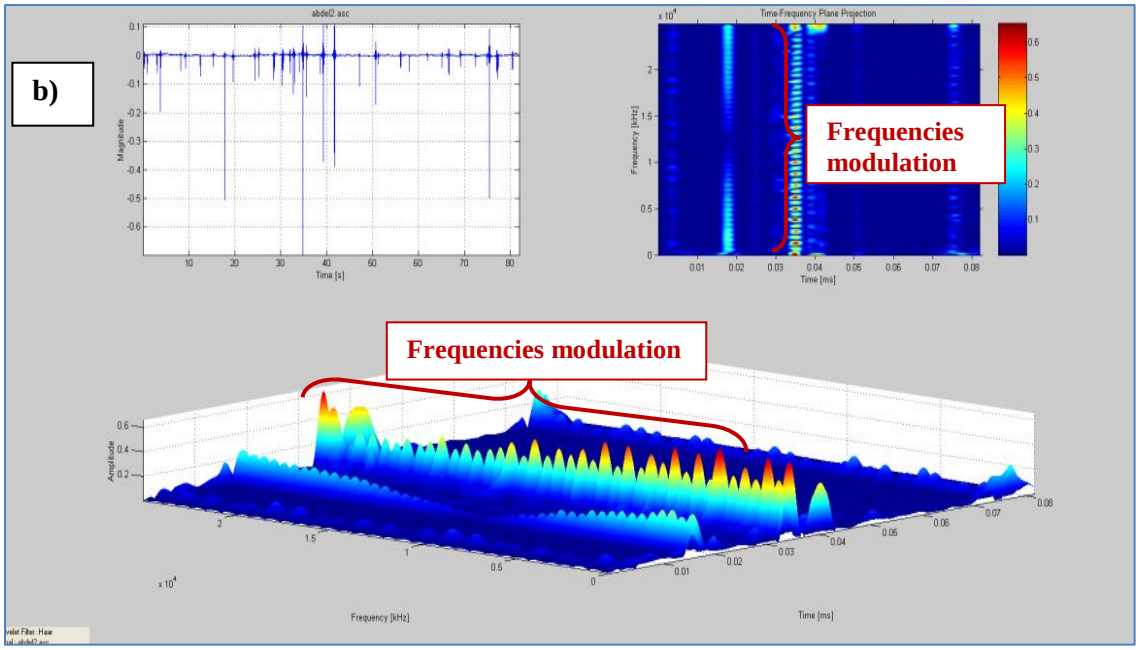


Figure 32. "Continued".

2.11 Bearing n°3 discussion and results

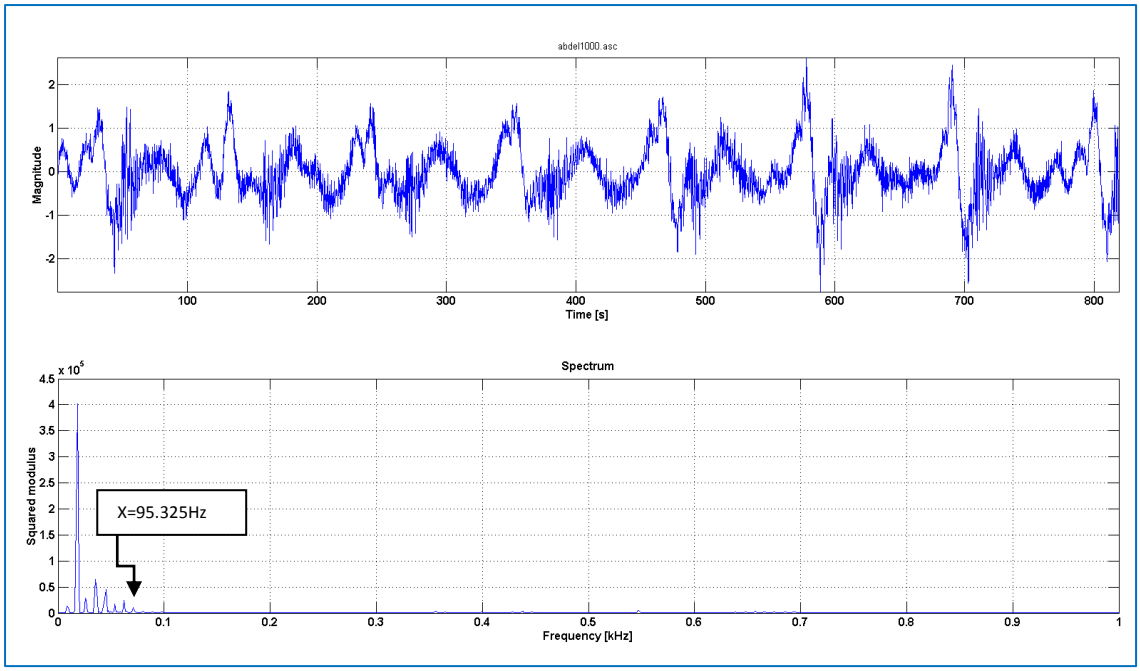
2.11.1 Spectral analysis

This section present results of signal analysis of bearing PW100 #5 n°3. Moreover, during the tests the rotation speed was kept low (1000 and 2000rpm) due to excessive noise produced and the impending risk of damage to the test rig.

Figure 33 shows respectively the signal of the bearing and its spectrum at 1000 and 2000 rpm. The spectrum of the signal shows some close peaks around 100Hz and 200Hz.

However, it is very difficult to confirm which defects at this region.

As a first conclusion, we can confirm that bearing n°3 is damaged. However it is not easy to identify bearing default based just on spectrum.



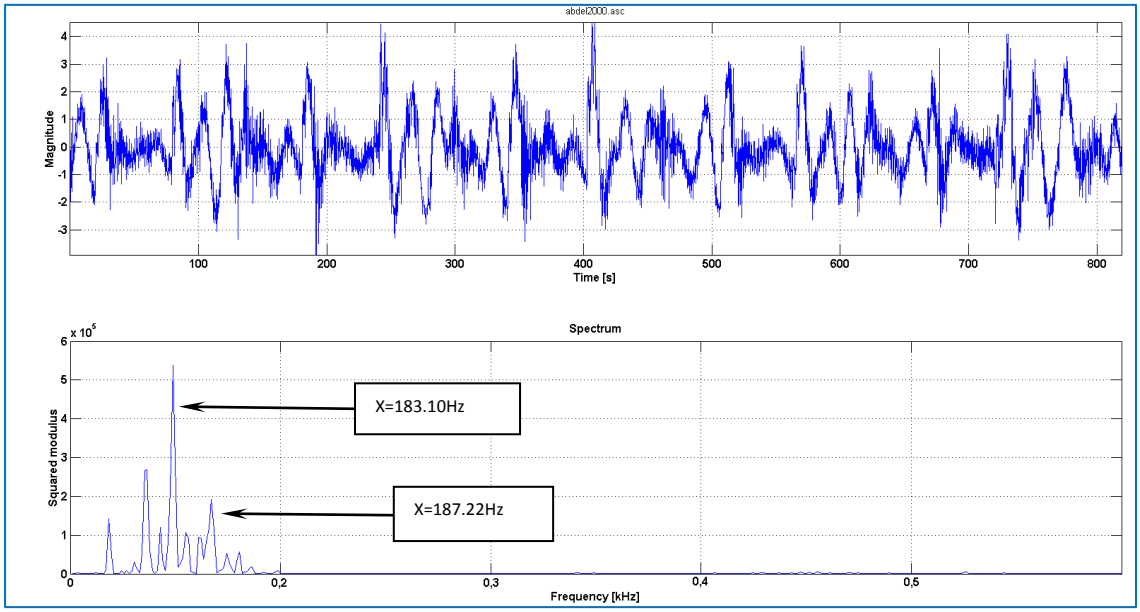


Figure 33. Spectrum signal, bearing n^{o}3, at 1000 and 2000 rpm.

2.11.2 Analysis of time–frequency for signals

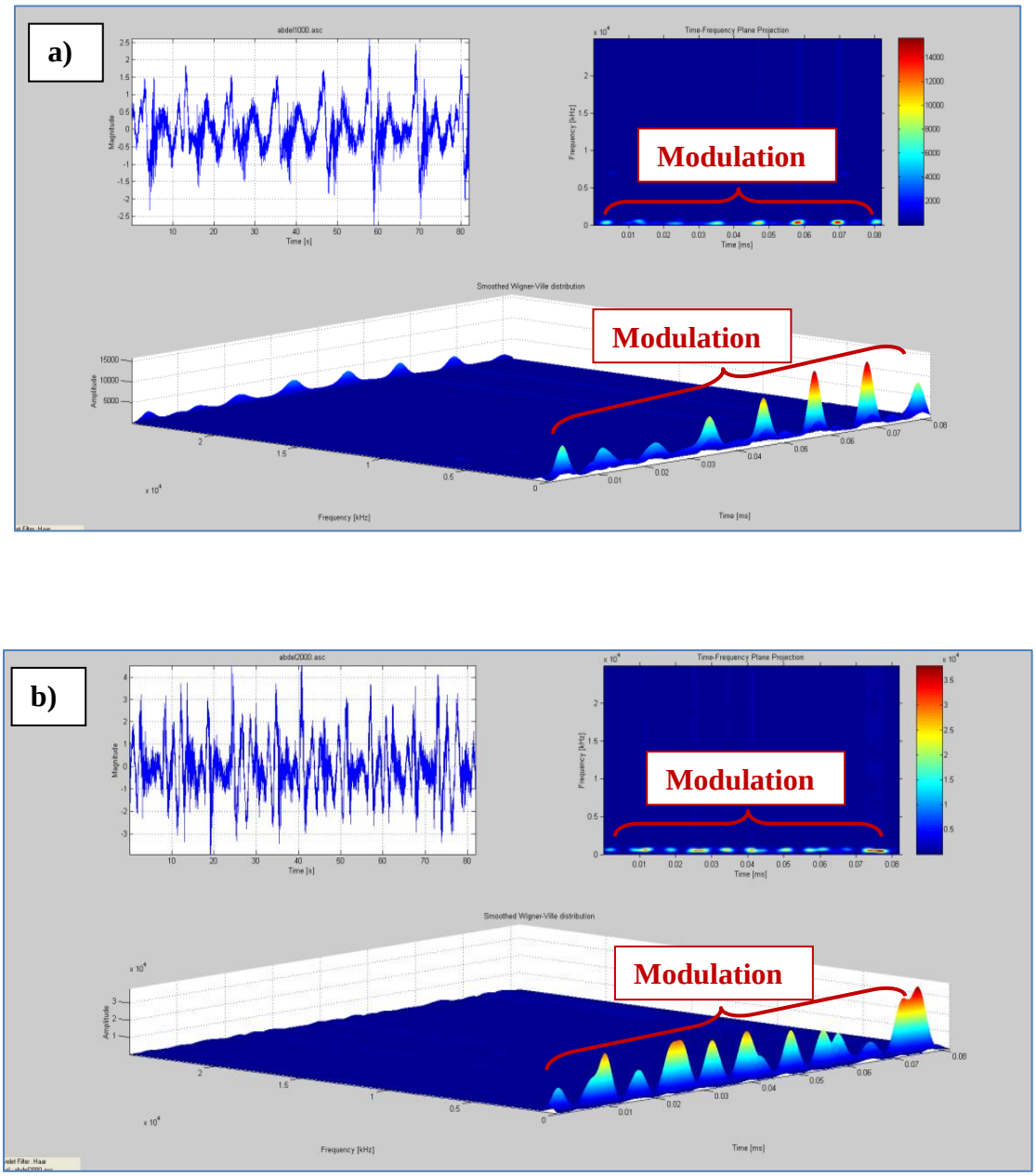


Figure 34. Smoothed Wigner-Ville distribution of bearing n^{o}3, at a) 1000 and b) 2000rpm.

The smoothed Wigner-Ville (Figure 34) shows the amplitude modulated signal at the inner and outer frequency defaults and its harmonics. We can easily calculate the time between two peaks and verify that it is equal to the rotating frequency shaft. Based on these observations, we may conclude that time-frequency representation of signals recorded at 1000 and 2000 rpm are indicating very easily that bearing n^{o}3 has an inner and outer race defect. This diagnosis is confirmed by visual inspection of the bearing.

2.12 CONCLUSIONS

This paper provides an analysis of vibration signals collected following bearing tests held at Bombardier Aerospace factory and National Research Center in Ottawa.

Analysis of frequency spectra of front and rear bearings suggest that there are flaws in the bearings of the Echospeed machine located in Bombardier Aerospace factory. The presence of fault frequencies in inner and outer raceway in the spectra generated at rotational speeds 24 000, 27 000 and 30 000 rpm indicate that the raceways of front and rear bearings are defective. In addition, the spectrum obtained at rotational speeds of 27 000 and 30 000 rpm, coupled with time-frequency analysis of signals obtained during measurement campaigns indicate a problem of misalignment between ball-bearings of the old and new spindle of Echospeed. This leads to an overload reaction in these components, causing a defect in inner and outer raceway bearings. Two hypotheses are proposed to explain the cause of this misalignment: 1- either ball-bearing were improperly mounted on the spindle or 2- the shaft has a significant curvature when it is excited in bending modes. However, the most probable cause is the first hypotheses, because that would explain why the new spindle caused operating problems when it had just been put into service.

In this paper, we were also able to diagnose PW100#5 (operated engine turning at very high speed) failures based on the time-frequency analysis. For the three bearings tested at NRC, we can conclude that all the three bearings tested are faulty. The presented in-house software to detect bearings faults turning at very high speed is a simple and effective tool which needs minimal experience from the user by using time-frequency analysis that have advantages over time or frequency vibration analysis.

2.13 REFERENCES

1. R. B. Randall. Detection and diagnosis of incipient bearing failure in helicopter gearboxes. Engineering Failure Analysis, 11(2):177{190, 2004}.

2. Cavacece, M., Introini, A., 2002 Analysis of Damage of Ball Bearing of Aeronautical Transmissions by auto-Power Spectrum and Cross-Power Spectrum, Journal of Vibration and Acoustics, Vol. 124, Issue2, 180-185.

3. Gabor, D. Theory of communication, Proceeding of IEEE, Vol 93 (III), 429-457. (1946).

4. Li, B., Chow, M.y., Tipsuwan, Y., Hung, J. C., Neural-Network-Based Motor Rolling Bearing Fault Diagnosis, IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 47, Issue 5, 1060-1069 (2000).

5. Z. K. Peng, F. L. Chu, Application of the wavelet transforms in machine condition monitoring and fault diagnostics: A review with bibliography, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 199-221, 2004

6. L. Jacobson and H. Wechsler Proc. IEEE ICASSP-83 (Boston, MA) 254-256. The composite Pseudo Wigner Distribution (CPWD): A Computable and Verstaile approximation to the Wigner Distribution (WD) 1983.

7. W. Rihaczek IEEE Trans. Informat. Theory IT-14, 369-374, Signal Energy Distribution in Time and Frequency. (1986).

8. T.ACM. Classen and W.F.G. Mecklenbrauker. Res. 35,276-300, the Wigner Distribution-A Tool for Time-Frequency Signal Analysis Part II: Discrete Time Signals. (1980).

9. L. Cohen Proc. IEEE 77(7), 941-981, Time-Frequency Distribution-A Review.

10. H.I. Choi and W.J. Williams IEEE Trans. Acoustic. Speech Signal Processing 37(6), 862-871, Improved Time-Frequency Representation of Multicomponent Signals Using Exponential Kernels.

11. E.J. Diethorn IEEE Trans. Signal Processing 42 (5), The Generalized Exponential Time-Frequency Distribution. (1994).

12. J. Jeong and W. Williams IEEE Trans. Signal Processing 40, 402-412, Kernel Design for Reduced Interference Distributions.

13. Chaturvedi G.K., Thomas D.W., 1981. *Adaptive noise cancelling and condition monitoring*, Journal of Sound and Vibration, vol. 76(3):391-405.

14. Vibration—Handbooks, manuals, Shock (Mechanics) Handbooks, manuals, etc. I. Harris, Cyril M., date. II. Piersol, Allan G. TA355.H35-2002.

15. Xu M., Marangoni R.D., Vibration analysis of a motor flexible coupling rotor system subject to misalignment and unbalance part 2 experimental validation, Journal of sound and vibration, vol. 176, P 681-693, 1994.

16. C. K. Chui. An Introduction to Wavelets, San Diego, CA: Academic Press, 1992.

Date: Thu, 21 Nov 2013 10:52:14 -0500

From: Aouni Lakis <Aouni.Lakis@polymtl.ca>

To: NAGARAJA RAO <rajbknrao@btinternet.com>, Njuki Mureithi <njuki.mureithi@polymtl.ca>, 'Abdelhak Oulmane' <abdelhak.oulmane@polymtl.ca>

Subject: Fwd: TR: Paper published in COMADEM journal (volume 16 Nomber 2 April 2013 ISSN 1363-7681) ,Title: A Method for Analysing Rotating Machinery Faults using Time-Frequency Application Authors:(A Oulmane,A A Lakis and N.Mureithi;Canada)

Part(s): 2 abdel, 21 nov 2013,Paper1.pdf application/download 15972.17 KB

1.2 unnamed text/html 1.60 KB

Dear Prof Nagaraja Rao,
This is to inform you that the article cited above and published in your
Journal has been corrected .The corrections are minors. Please find here
attached the new version of the article.
The decision is yours if you are interested in publishing it again in the
journal.
Sorry for these inconveniences,
Thank you,

A A Lakis, Prof
Dept of Mech Eng,
Ecole Polytechnique of Montreal,
POB 6079,
STN: C.V.
Montreal Qc Canada H3C 3A7
Tel(+1514 340 4711 ext 4906)

Annexe B

Neural Network Applications to Bearing Vibration Signals for Fault Detection and Classification using Fourier Descriptors.

A. Oulmane[1], A.A.Lakis[1] and N. Mureithi[1]
[1] Department of Mechanical Engineering, École Polytechnique de Montréal, C.P. 6079, Succ. Centre-Ville, Montréal, Québec, Canada H3C 3A7.
Abdelhak.oulmane@polymtl.ca

Cet article a été soumis comme publication dans: Journal of Nondestructive Testing and Evaluation

3.1 ABSTRACT

In this paper time-frequency representations obtained from the bearing in diverse conditions were considered and showed in grey scale descriptions. After, artificial neural networks (ANN) were used in order to classify normalized time–frequency images. In this approach, the Fourier Descriptors of the bearing fault diagnosis time–frequency image is needed to the classification. As there is no essential to have additional fault parameters from the time–frequency representations before classification, indeed in this case the process of classification is extremely simplified. The analysis results show that this approach effectively improves the accuracy and reliability of fault diagnosis of the bearing.

Keywords*: Condition monitoring, Fault diagnosis and classification, Time-frequency analysis, Fourier descriptors, Artificial Neural Network.*

3.2 INTRODUCTION

The Artificial intelligence methods have been recommended for predictive maintenance of machine elements. Bearings are inevitable to fail due to their incessant use in hard case. The defaults of bearing can cause several safety problems, for this reason, automatic and rapid detection of these faults is an absolute necessity.

Machine condition monitoring, early fault detection, diagnosis and classification are extremely important topics in engineering. Proper machine monitoring and fault detection method will result in improved safety, improved reliability and reduction in cost of engineering systems (Chow 1998).

A traditional approach to prevent machine failure prevention is based on planning, regular inspection, parts replacement and preventive maintenance. Although this approach is effective, it is not possible to give early warning for the machine conditions under operation. For this reason automatic fault detection and diagnosis methods that monitor the machine have become popular. In rotary machines, bearings are crucial elements because the majority of failures occur in these components. The unprocessed vibration data collected from a rotary machine gives some information on the condition of the bearings, however, to detect fault at early stages, further processing of the vibration signal is necessary. Several methods, in different domains, have been implemented for interpreting the vibration signals.

In vibration, there are a several reasons (the existence of noise in the signal, mixing with environmental signals, etc.) why the temporal structures is used only in the final phase of a signal processing method, in particular the information carried by the basic signal. The temporal representation is therefor usually used in combination with the frequency representation, based on the Fourier transform.

Generally, with the Fourier transform it is not possible to reconcile the frequency description and its time localization. In practical applications, due to the absence of the time information, the Fourier transform can be inaccurate, as part of an identification of non-stationary signals process. Thus, the definition of the Fourier transform is the cause of a major disadvantage. Indeed, the result obtained by this transformation is either a function of time or function of the frequency that prohibits access to concepts such as the instantaneous frequency. To study a non-stationary signal and detect frequency variations involving them in a given time, the Fourier transform is

irrelevant. To meet this new requirement, it is necessary to choose the time-frequency analysis tools.

The time-frequency analysis is based on a combination of both variables: frequency and time in a single representation, thus providing a signature of the temporal evolution of the spectral content. This is why the time-frequency representations (TFR) have a strong development in the tools level, and a great extension of the applications range: signal processing sonar and radar, medical imaging, digital communications, etc.

Classification of signals using parameters extracted from the time-frequency plane is a domain where TFRs are the most appropriate approaches, because the full information in the signal can be extracted from the time-frequency plane. However, in the case of quadratic TFRs, classification is made difficult because of the Cohen's class bi-linearity that generates interference terms. The successful extraction of discriminative features is ensured if the chosen RTF is adapted to the processed signals. It is therefore necessary to apply to each signal, its optimized TFR.

In most cases, to identifying the deteriorations, the general approach is to classify the images through a visual inspection made by a technician. This is clearly reliant with experience of human and presents many particular aspects and errors in fault diagnosis. For this reason, it is necessary to develop automatic monitoring systems to detect faults more reliable and more effectively.

Methods of Fault diagnostic have been progressively established with some intelligent techniques such as: learning algorithm [15], artificial neural networks [16], Fuzzy logic method [17] and genetic algorithms [18].

In this study time-frequency distributions are used to investigate signals. The results are showed in both time and frequency images. An artificial neural network algorithm is then used to classify directly the Fourier descriptors of these images.

3.3 Signal processing procedure

In the present work, the shapes in our database are obtained from time–frequency (TF-Analysis software) analysis images. The purpose of pre-processing is to find boundary (coordinates of the boundary) from the shapes. Figure 3.1 shows the structure of the pre-processing algorithm.

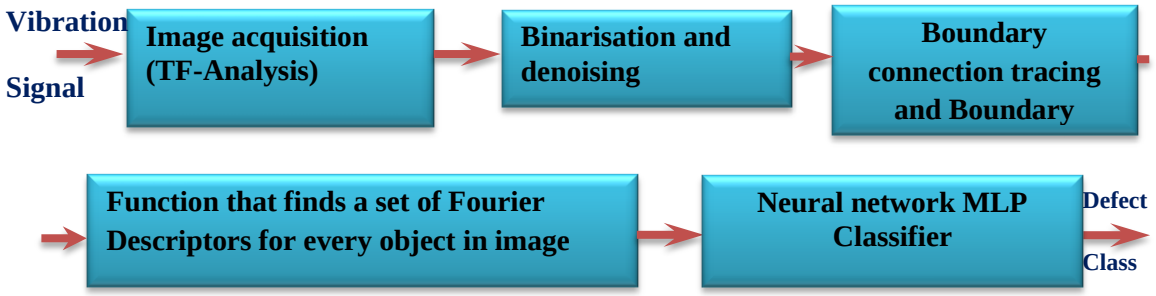


Figure 3.1 Image processing system.

The first phase of the extraction region algorithm consists of achieving a Binarisation of the TF-Analysis image. This operation consists of allocating to every pixel of the image a logical level 1 (or conversely 0) if its luminous intensity is superior to a threshold.

Extraction of pixels constituting the outline of the binary region is shaped by the Freeman method [6]. This method consists of first initializing a « germ *K* » inside the binary region from which we want to extract the pixels contour. The algorithm then, compares iteratively the logical value (color black or white) with pixels positioned to the right of the germ following a horizontal trajectory in the image. If a change in pixel color is detected, a first contour point will be formed. The coordinates of this pixel are stored in a specific table and the algorithm based on this new position search the neighboring pixel having the same color. Each time a pixel of the same color is detected, its coordinates are stored in the table list of pixels contour. This operation is repeated until a closed silhouette is obtained.

3.4 Fourier descriptors

Fourier descriptors are employed to describe the silhouette of every contour (input image). Their principal benefit is that they are not affected by translation, rotation and scaling of the observed object.

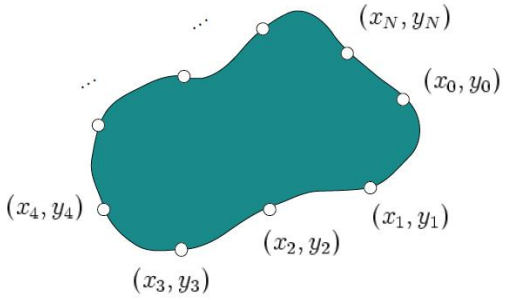


Figure 3.2 Representing a contour using Fourier descriptors of one object in the image [7].

Before computing the Fourier descriptors, the boundary will be funded and presented as a complex array that relates the pixels of the image contour, Figure 3.2.

If we consider a complex array $(F_0, F_1, F_2, \ldots\ldots\ldots\ldots F_{N-1})$ which represent the edge of the object whose silhouette needs to be defined. Then *k-th* coefficient is defined as follow (McElroy et *al*-1995):

$$\mathrm{F_k} = \sum_{n=0}^{N-1} f_n \, e^{-2\pi i k n/N} \text{ , } k\text{=0, 1}\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\text{, } N\text{-}1. \qquad (3.1)$$

The Fourier descriptors are calculated as:

$$C_k \frac{|F_k|}{|F_1|} \text{ , } k\text{=2, 3}\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\text{, } N\text{-}1. \qquad (3.2)$$

To make Fourier Descriptors rotation- and shift- invariant, only absolute values of the coefficients Z_k are used. In order to make them scale invariant, normalization by dividing each one by the first value is done.

3.5 Artificial Neural Network Classifier Designs

Neural networks are one of important component in artificial intelligence field; they are constituted of simple artificial neurons: small mathematical functions that allow forming useful complex functions. By analogy with biological neurons, artificial neurons are designed to reproduce the "smart" reasoning in an artificial way figure 3.3. These neurons can adopt certain qualities usually in the biological: generalization, and some form of deduction.

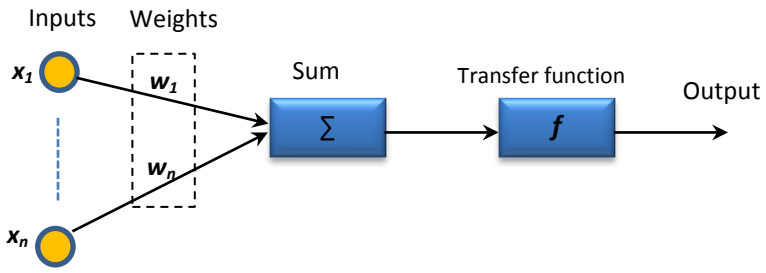


Figure 3.3 An Artificial neuron.

Every Neural Network must be trained before usage; it can learn from examples through training. During this procedure, neural network changes weights values and biases, in order to give a favorite response.

To achieve an artificial neural network required task, learning can be considered as the problem of updating the weights of the connections within network. Learning is the main characteristic of artificial neural networks and it can be done in different manners and according to diverse rules [8]:

1. Supervised learning: In this learning category, the network adapts by comparing result that was calculated on the basis of inputs provided, and the expected output response. Thus, the network will change the weights until it finds the correct output (as expected) corresponding to a given input.

   In this approach the network must learn the input/output correlation with via an estimating error. The network will therefore seek to maximize a performance index that is provided, called reinforcement signal (in this study, this category of Neural Network training is used).

2. Unsupervised learning: In this case, learning is based on probabilities. Network change weight and establish categories by assigning and optimizing the quality value of recognized categories.

3.5.1 Time–frequency images classification by the ANN

In this work, classification based on the back-propagation algorithm was used. The particularity of this network type is that the information is propagates in one direction without any feedback (inputs to outputs). In this case this network uses a supervised learning by correction the errors which the resulting signal is backward propagated towards the inputs to update the neurons weights.

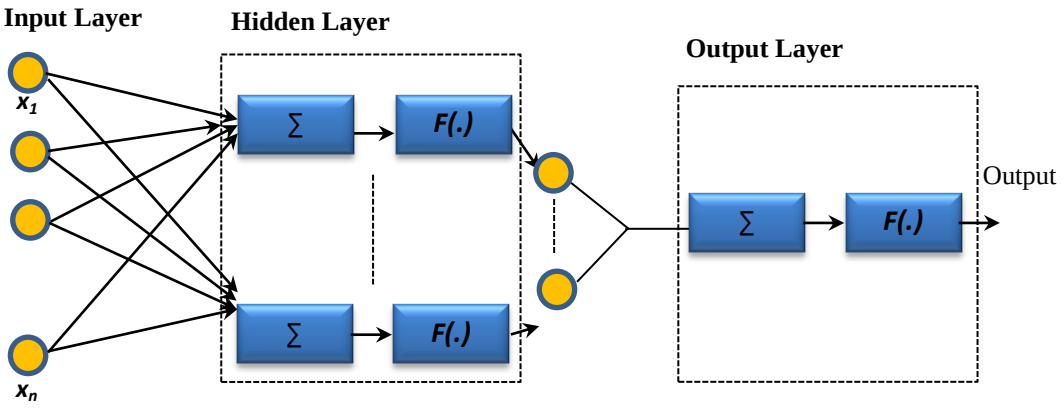


Figure 3.4 Block figure of the MLP structure used in this paper.

In this study, for a classification problem, the Multi-layer perceptron network is used. The system contains three layers: input, hidden and output layer as shown in Figure 3.4. The initial weights and biases were generated randomly in this algorithm and the output layer indicates what configuration was used at the input.

3.6 Bearing Fault Signatures

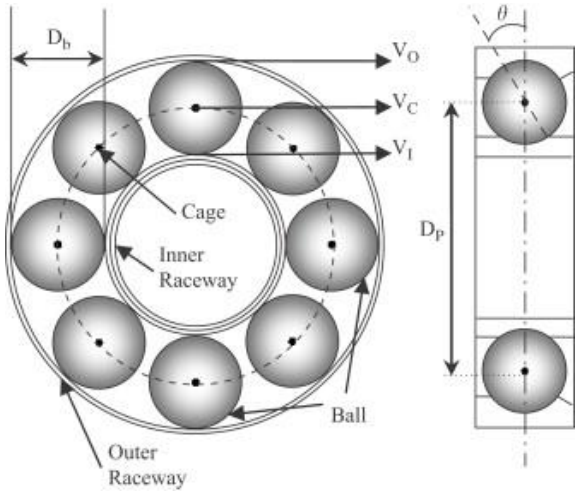


Figure 3.5 Dimension and frequencies related to bearing faults signatures.

The characteristic frequencies of the bearings (Table 3.2) were calculated using the following equations [Randall et *al*- 2001]:

$$F_{CF} = \frac{1}{2} F_R \left(1 - \frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)$$

$$F_{ORF} = \frac{N_B}{2} F_R \left(1 - \frac{D_B COS\theta}{D_P}\right) \qquad (3.3)$$

$$F_{IRF} = \frac{N_B}{2} F_R \left(1 + \frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)$$

$$F_{BF} = \frac{D_P}{2D_B} F_R \left(1 - \frac{D_B^2 COS^2\theta}{D_P^2}\right)$$

where F_{CF}, F_{ORF}, F_{IRF} F_{BF} are respectively cage, outer, inner race and ball fault frequency. These frequency defaults are dependent on the number of balls (N_B), shaft speed (F_R) contact angle (θ) diameter ball (DB) and pitch (DP) diameters, figure 3.5.

3.7 Experiments

3.7.1 Data acquisition

In order to verify the practicability of the proposed method, vibration signals were collected from the '*Squeeze Film Damper* (SFD)' a test rig at École Polytechnique de Montréal. The original design of the SFD [Turgeon, 2007] has been modified to allow the testing of a defective bearing. The test setup is composed of a conical steel shaft, supported at its ends by two rolling bearings. The shaft is connected to the motor via a rigid coupling. The bearing near the coupling is auto-aligning and is mounted freely (thus, it can keep the angular misalignment permitted by the rigid coupling). The opposite housing contains the tested bearing. Two accelerometers were used, one mounted on each bearing housing (Figure 3.6). Signals were gathered at a sampling frequency of 32.768 kHz for a period of 20 seconds while the shaft was running at different speeds: 1800 rpm, 1500 rpm, 1200 rpm, 900 rpm, and 600 rpm.

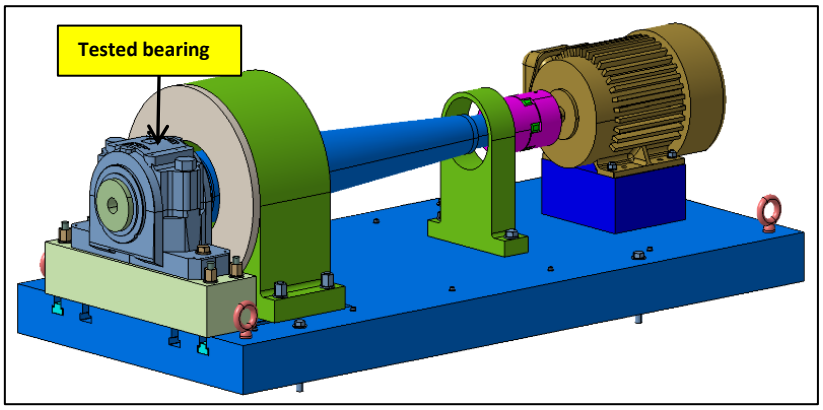


Figure 3.6 Test setup at École Polytechnique de Montréal.

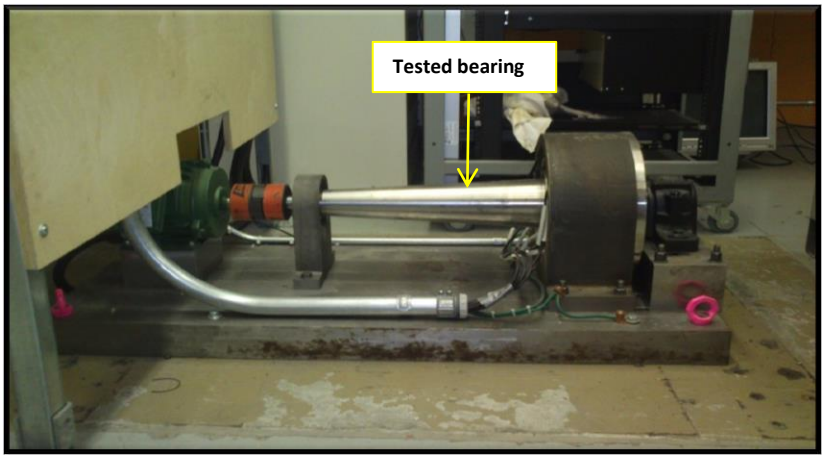


Figure 3.6 Continued.

Table 3.1 Test Setup Characteristics.

Components	Technical Specifications
Motor	1 Hp 1750 rpm 60 Hz 1,2 amp
Coupling	7/8 *po* to 1/2 *po*
Bearing near coupling	SKF 2310 E2RS1TN9
Tested bearing	SKF 1211 EKTN9

Table 3.2 Fault frequency (Hz).

Model	BPFO/FR	BPFI/FR	BSF/FR
SKF 2310 E2RS1TN9	5,36	7,64	5,47
SKF 1211 EKTN9	8,68	11,3	7,39

3.8 Artificial Neural Network Defect classifier using Fourier Descriptors

Four different synthetic classes are considered to test the performance of the proposed intelligent system: no defect, inner, outer race and ball fault (size, shape and depth of the defects performed on bearing components could not be controlled adequately. The approach adopted for this purpose is by trial-error: the component is damaged until the theoretical frequency of fault can be clearly distinguished. Figure 3.7):

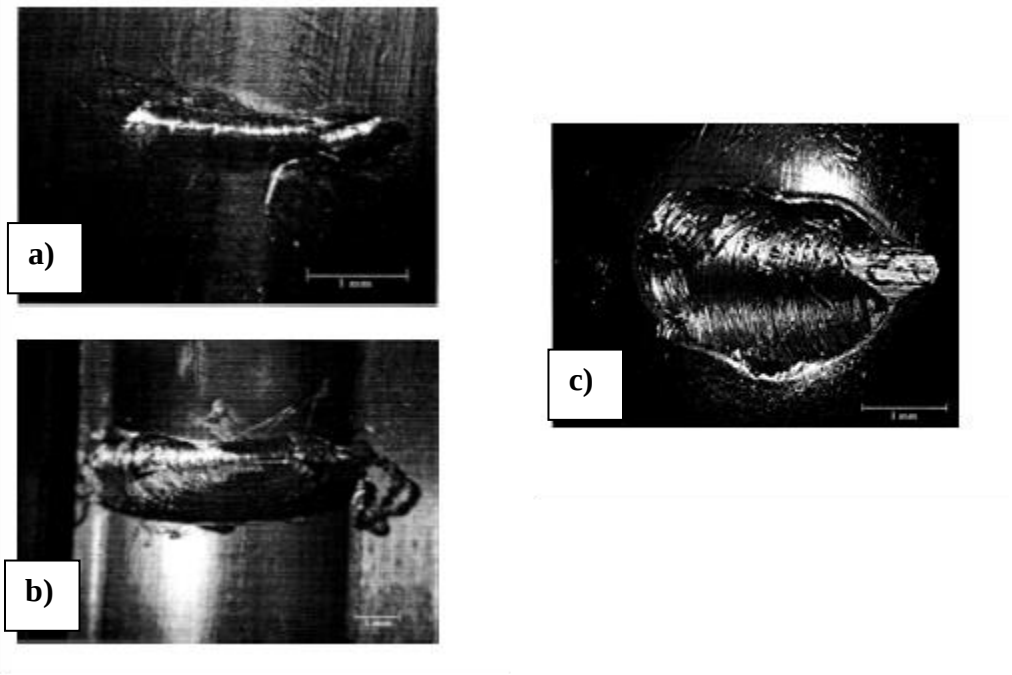


Figure 3.7 Fault simulations on SKF 1211bearing **a)** outer race, **b**) inner race and **c)** ball defects.

To test a learning process reliability 100 signals per class (normal, inner race, outer race and ball fault) are fed to the training block, then the classifier uses these training data to provide decision.

3.9 Results and Discussion

The results of Time-Frequency Analysis are the Spectrograms (STFT) of the simulated normal and defective SKF 1211 bearing. The output of the time-frequency Analysis for each signal is an $n \times n$ matrix and represent by an image. Figures 3.8-3.11show time-frequency representations of the normal case and case defects of faults located at different speed for the various simulated classes.

During classification, the fifteen most significant Fourier Descriptors (Figure 3.12) of each object found in the Time-Frequency Analysis image representing objects found in the Time-Frequency image are sent to the trained Neural Network block. Every training input vector is labeled with its corresponding feature class in binary representation as indicated in the table. If a pattern vector is classified as faulty or non-faulty (bearing signal), then its corresponding feature class is copied to the output image. The remaining combinations can be considered as unknown or unclassified defect classes.

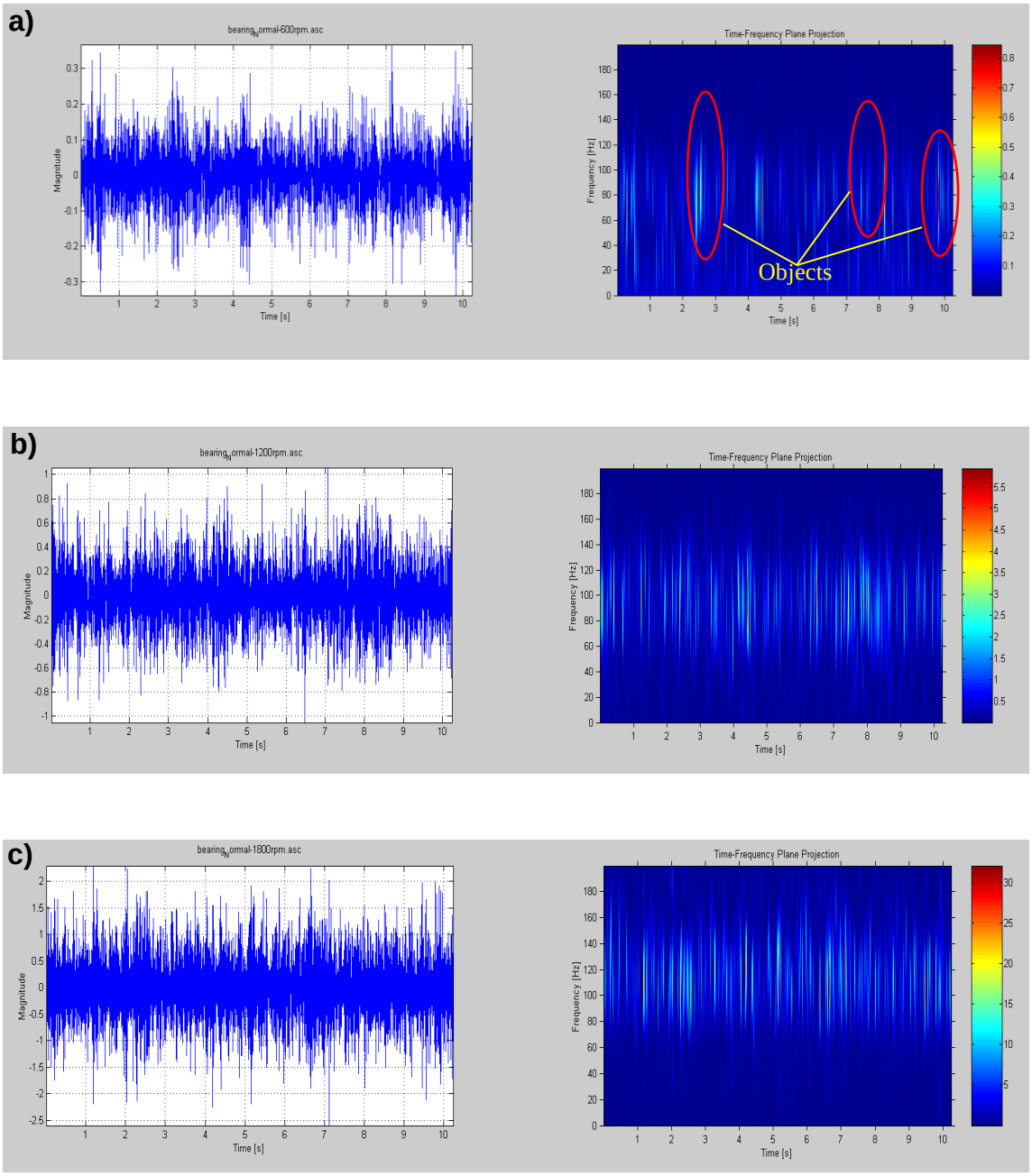


Figure 3.8 STFT image (Time signal and STFT analysis) of the simulated Normal class at a) 600 rpm, b) 1200 rpm and 1800 rpm.

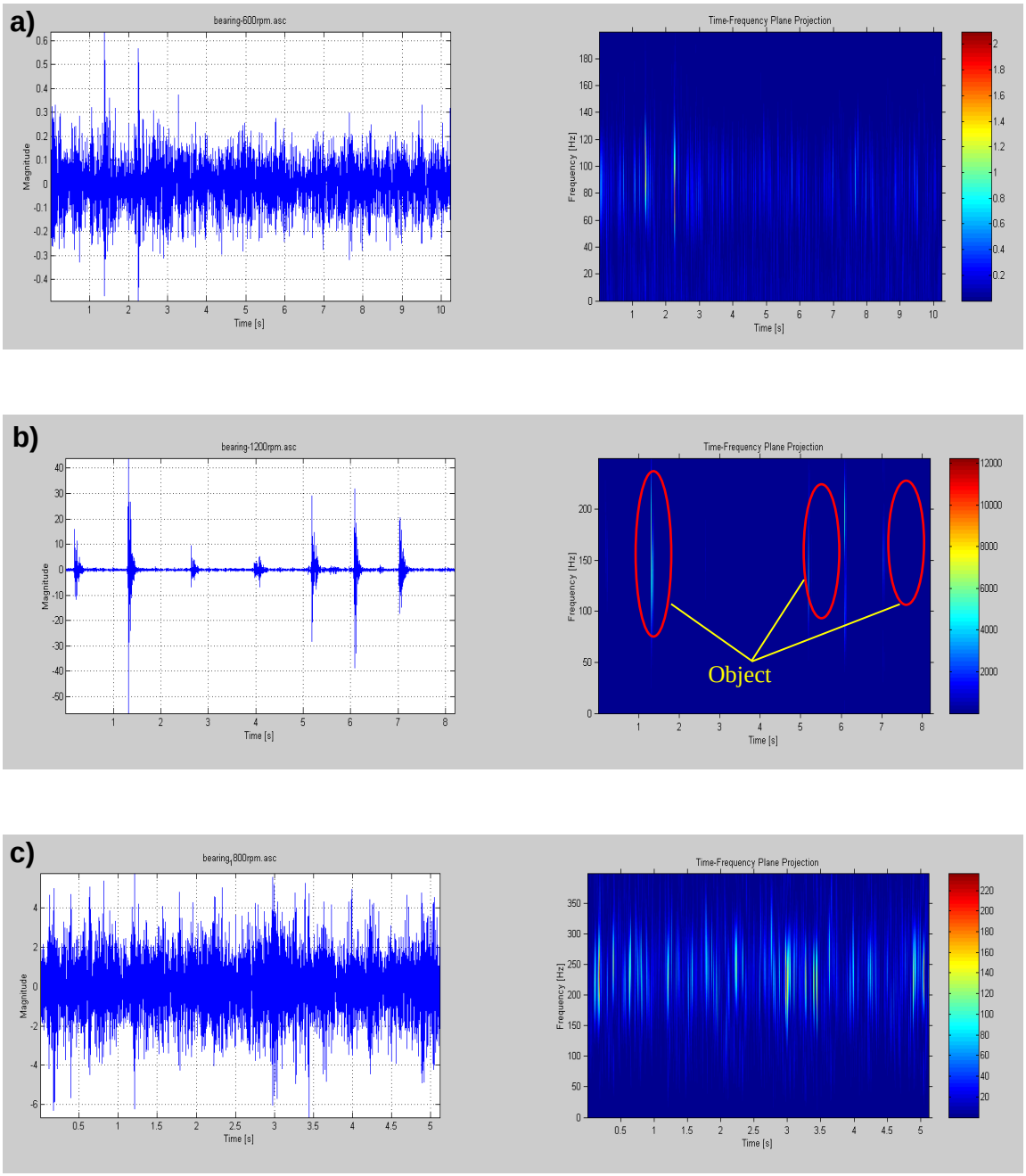


Figure 3.9 STFT image (Time signal and STFT analysis) of the simulated Ball fault class at a) 600 rpm, b) 1200 rpm and 1800 rpm.

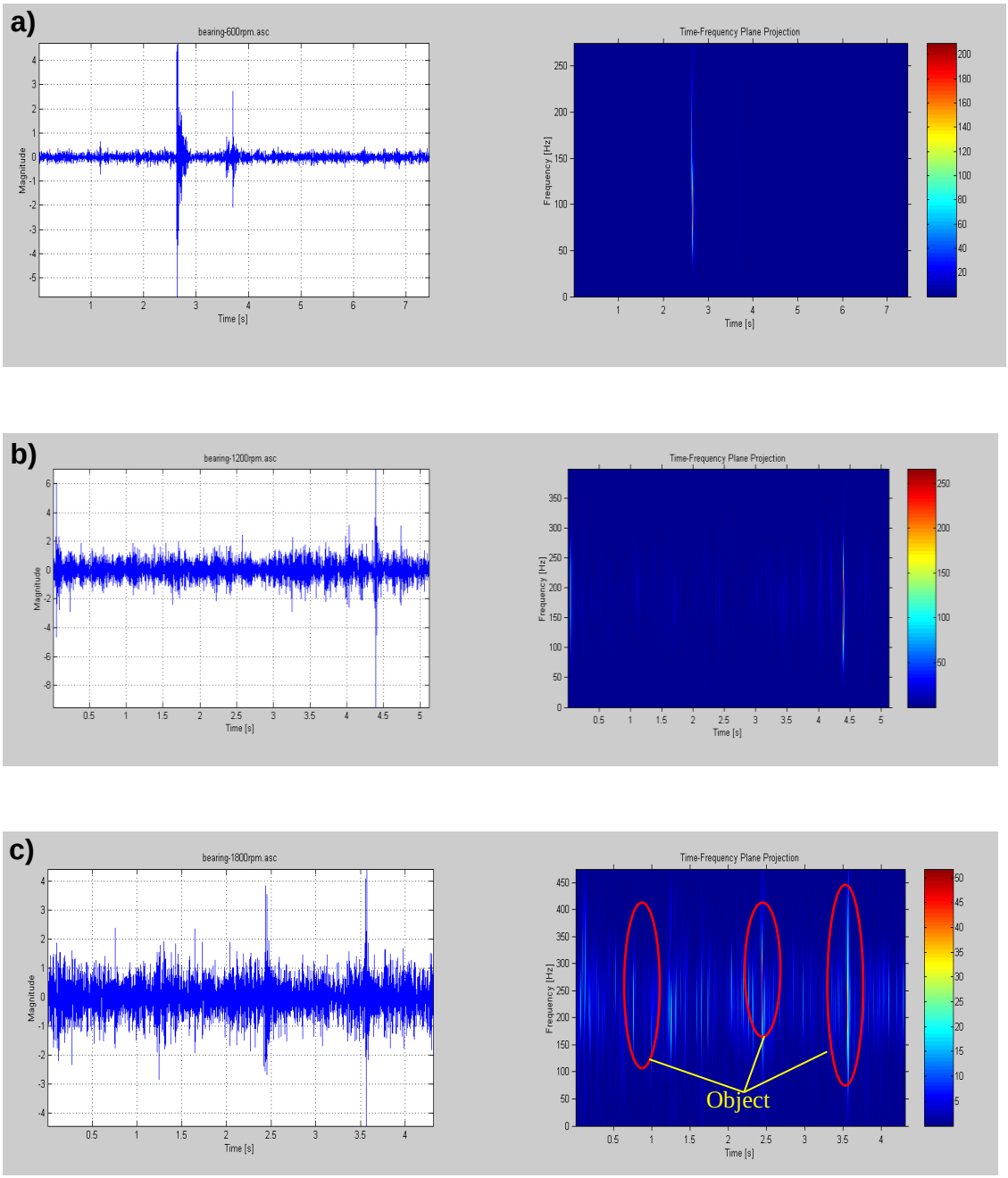


Figure 3.10 STFT image (Time signal and STFT analysis) of the simulated Inner race fault class at a) 600 rpm, b) 1200 rpm and 1800 rpm.

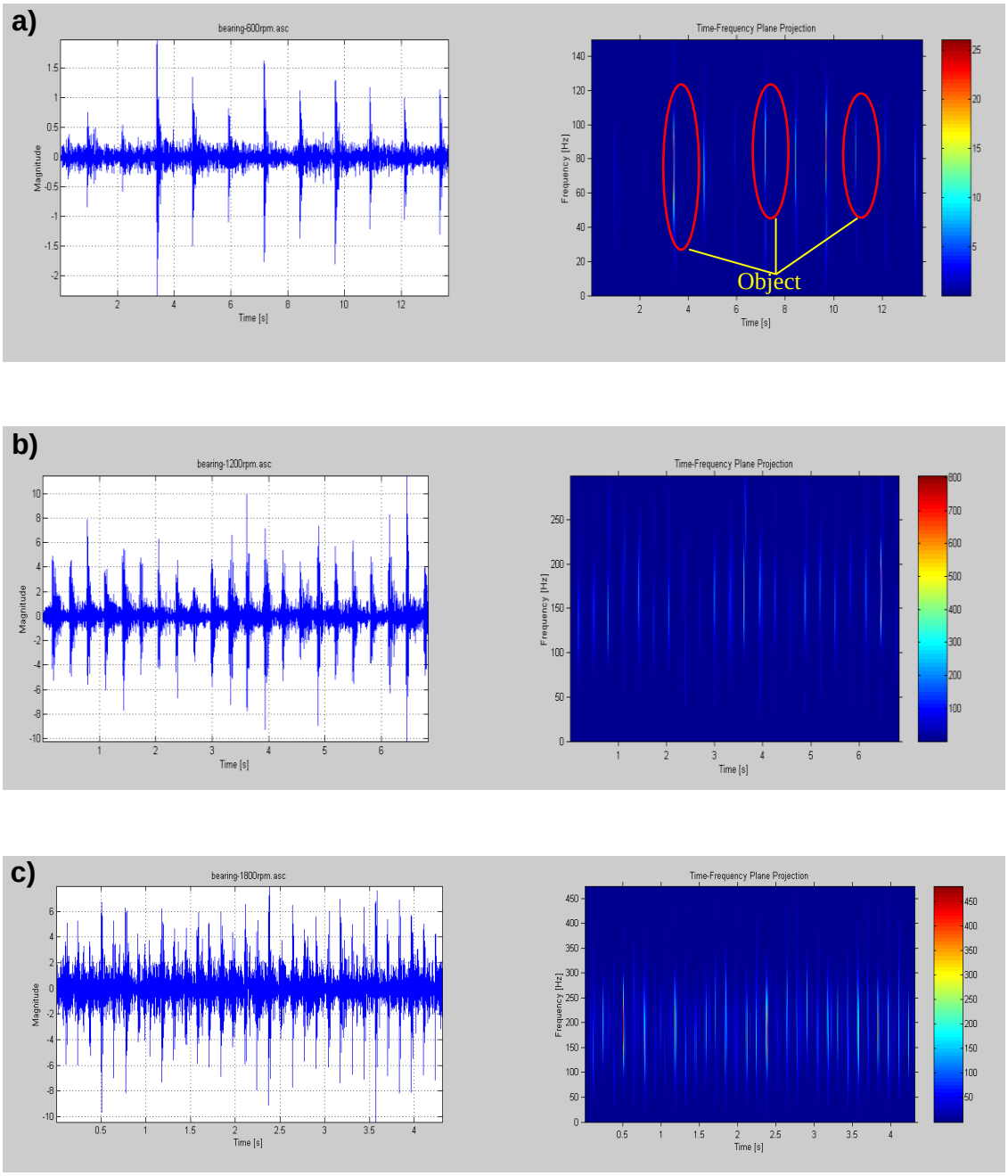


Figure 3.11 STFT image (Time signal and STFT analysis) of the simulated Outer race fault class at a) 600 rpm, b) 1200 rpm and 1800 rpm.

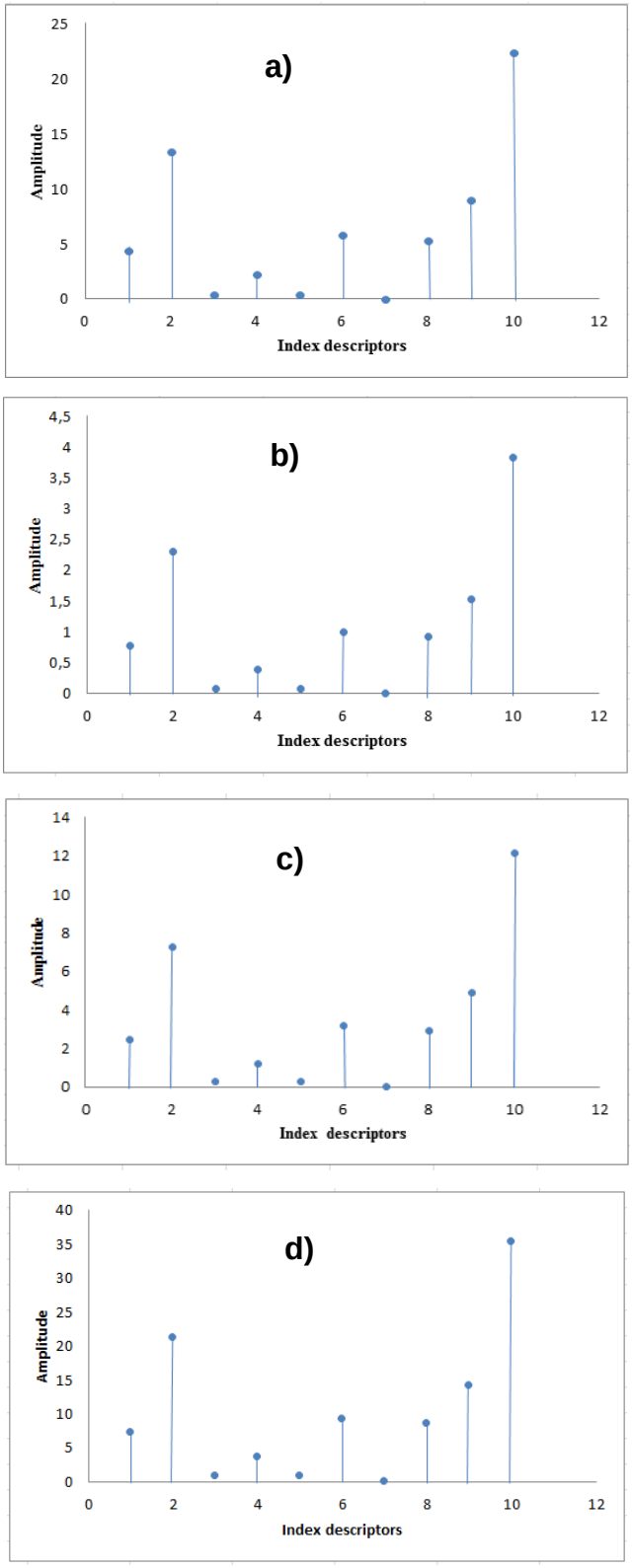


Figure 3.12 Fourier descriptors with different magnitudes for one object since position and coordinates of the image contour of the STFT at 600 rpm: **a)** Normal class **b)** Defect ball **c)** Inner and **d)** Outer race faults.

As was mentioned earlier, the classifier uses the trained data to make decisions. For this reason when the training is finish, the system performance is tested to conclude if any variations need to be completed to the training procedure, figure 3.13.

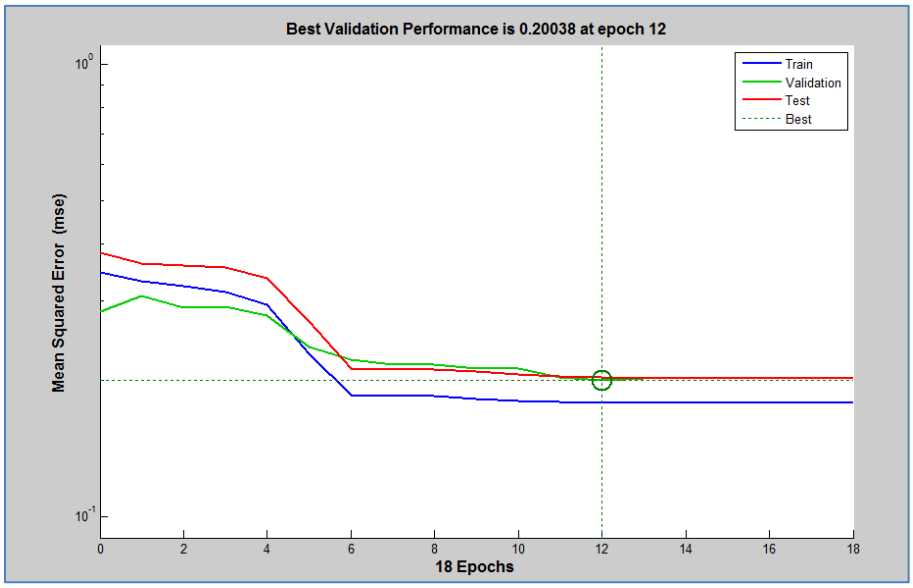


Figure 3.13 Training curve of the Neural Network Classifier.

This figure does not specify several main problems with the network. Curves of test and validation are almost identical. After the network training and validation, the network bloc is used to calculate the network response to input Fourier Descriptors vector of the simulated classes.

In this work, the pattern networks used are feedforward which can be used to classify inputs agreeing to target classes. These classes should contain a vectors of all zero values excluding 1 in element *i*, which *i* is the class they are to characterize.

Defect Targets is an *n*×*n* matrix of associated class vectors defining which of four classes each input is assigned to classes are represented by a 1 in row 1, 2, 3 or 4:

1) Normal class #1

2) Defect class #2

3) Defect class #3

4) Defect class #4

Table 3.3 Binary representation of defect classes.

Defect class	**Class Binary Illustration**			
Normal class	1	0	0	0
Ball Defect	0	1	0	0
Inner race Defect	0	0	1	0
Outer race Defect	0	0	0	1

The objective at this stage is to use this dictionary to classify the signals derived from distributions that give the best results for our case (the best distribution is the one that has the largest peak) and the image of the top three time-frequency distributions will be selected for this component and hence the dictionary is created.

For a new product, to verify whether or not the signal has a fault, the process of detection is as follows: first, the signal is processed by the top three distributions retained. In the second step, a series of twelve Fourier descriptors should be found for every object in the time-frequency image. These significant Fourier descriptors will be chosen as the features of the array vector which describe the object and a comparison procedure will be implemented between the latter and the dictionary (only signals that correspond to the state of the bearing) to identify its state. Figure 3.14 indicates the successful classification of new added points used to evaluate the classifier (normal class , Ball defect class , inner race defect class , outer race defect and classification of new added points ()). The classification performance result using the neural network and Fourier Descriptors is reported in Table 3.4. It is obvious that the classifier responds correctly to all of the test and training data.

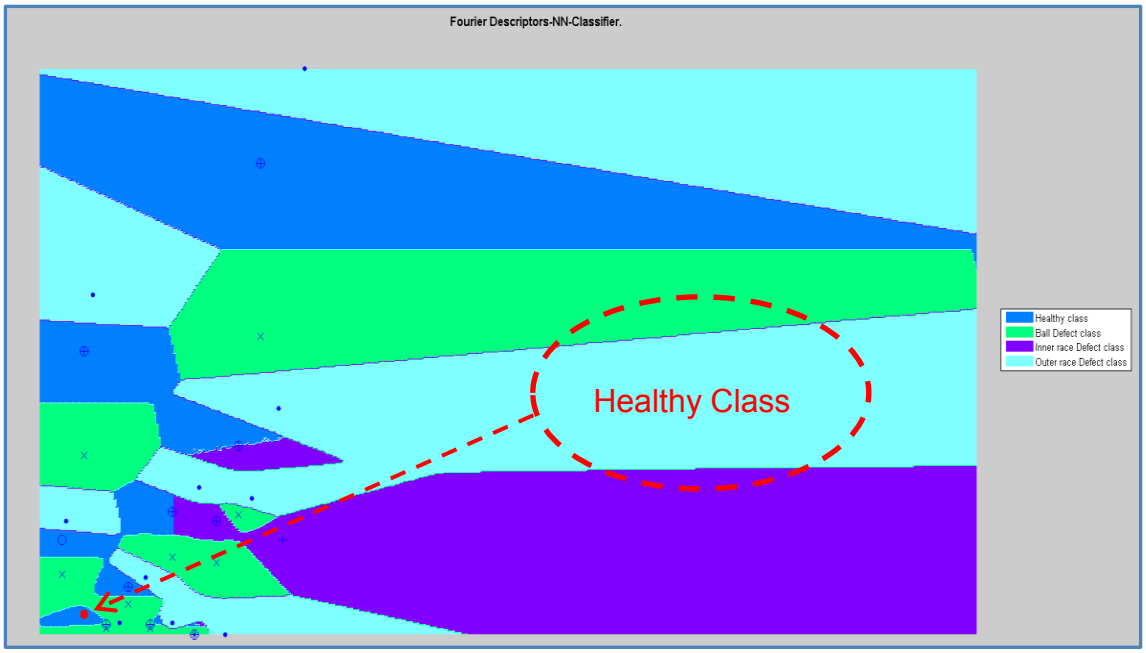


Figure 3.14 Classification of new added points ( ).

Table 3.4 Classification performance result.

Procedure	**Classification results**
Normal class	Correct decision
Ball Defect	Correct decision
Inner race Defect	Correct decision
Outer race Defect	Correct decision

3.10 CONCLUSIONS

In this paper, we have proposed an automatic detection and diagnosis methods. The results were displayed in grey images, an important application of artificial neural network and Fourier Descriptors of Time-Frequency image for automatic defect classification using defect bearing signatures. This method does not require extract in further of default parameters from time–frequency distributions before classification; therefore, in this case the diagnostic procedure is extremely simplified. A good performance of proposed method has been demonstrated using trial signal. The results obtained using this approach show that the classification of Fourier Descriptors of time–frequency images has been demonstrated of the faulty conditions of ball bearings.

3.11 Acknowledgement

This study was supported via the collaborative examination and development of Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), Bombardier Aeronautics, Pratt & Whitney Canada, and National Research Council (NRC).

3.12 REFERENCES

1. Chow, M.Y., World Scientific Publishing Company, Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection., 1998.
2. L. Xiong, T. Shi, S. Yang, R. B. K. N. Rao, A novel application of wavelet-based bispectrum analysis to diagnose faults in gears, International Journal of COMADEM, 5 (2002) 31-38.
3. D.-M. Yang, A. F. Stronach, P. McConnell, J. Penman, Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks, Mechanical Systems and Signal Processing, 16 (2002) 391-411.
4. T. W. S. Chow, G. Fei, Three phase induction machines asymmetrical faults identification using bispectrum, IEEE Transactions on Energy Conversion, 10 (1995) 688-693.
5. N. Arthur, J. Penman, Inverter fed induction machine condition monitoring using the bispectrum, in: Proceedings of the IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics, Banff, Alta., Canada, 1997, pp. 67-71.
6. W. Li, G. Zhang, T. Shi, S. Yang, Gear crack early diagnosis using bispectrum diagonal slice, Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition), 16 (2003) 193-196.
7. McElroy, T. Wilson, E., Anspach, G., Fourier descriptors and neural networks for shape classification. Acoustic, Speech and Signal Processing. ICASSP. Intenational conference on. vol5, pp.3435-3438 (1995).
8. Milan S, Valcav H, and Roger B. Image Processing Analysis and Machine Vision. Chapman & Hall computing series London, First edition. 1993.
9. D.-M. Yang, A. F. Stronach, P. McConnell, J. Penman, Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks, Mechanical Systems and Signal Processing, 16 (2002) 391-411.

10. W. J. Wang, P. D. McFadden, Early detection of gear failure by vibration analysis I. Calculation of the time-frequency distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 193-203, 1993.
11. F. A. Andrade, I. Esat, M. N. M. Badi, Gearbox fault detection using statistical methods, time-frequency methods (STFT and Wigner-Ville distribution) and harmonic wavelet - A comparative study, in: Proceedings of COMADEM '99, Chipping Norton, pp. 77-85, 1999.
12. Q. Meng, L. Qu, Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 155-166, 1991.
13. N. Baydar, A. Ball, A comparative study of acoustic and vibration signals in detection of gear failures using Wigner-Ville distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 1091-1107, 2001.
14. L. Cohen, Time-frequency distribution - a review, Proceedings of the IEEE, pp 941-981, 1989.
15. Abad, P.L. & Banks, W.J. (1993). New LP based heuristics for the classification problem, European Journal of Operational Research (67), 88-100.
16. Burke, L.L. Introduction to artificial neural systems for pattern recognition, Computers and Operations Research 18(2), 211-220. (1991).
17. Chen, D., Wang, W. J., Classification of Wavelet Map Patterns Using Multilayer Neural Networks for Gear Fault Detecting, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol 16, Issue 4, 695-704. 2002.
18. Li, B., Chow, M. Y., Tipsuwan, Y., Hung, J. C., 2000, Neural Network Based Motor Rolling Bearing fault Diagnosis, IEEE Transactions on Industriel Electronics, Vol.47, Issue 5, 1060-1069.
19. Paya, B. A., Esat, I.I., Badi, M.N.M., Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rotating Machinery Using Wavelet Transforms as a Preprocessor, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 11, Issue 5, 751-765. 1997.
20. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. & Williams, R. J. Learning representations by back-propagating errors. Neuro-computing: foundations of research MIT Press Cambridge, MA, page 696-699. 1988.
21. Minsky M. L. and Papert S.A. *Perceptron's*. Cambridge, MA: MIT Press. . 1969.

22. McCulloch, W. S. and Pitts, W. H. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115-133.
23. Turgeon F., 2007. *Design d'un Squeeze Film Damper,* rapport technique, Chaire industrielle CRNSG/EACL/BWC, École Polytechnique de Montréal.
24. Christian Komgom, mémoire de maîtrise, Développement D'une Procédure Intelligente de Diagnostic Défauts de Roulement et Etude de L'impact du Chemin de Transmission du Signal sur sa Fiabilité. École Polytechnique de Montreal.2008.
25. Freeman H, Determining the minimum-area encasing rectangle for an arbitrary closed curve. Communications of the ACM, volume 18 Issue 7, pages 409-413 24 July 1975.

Annexe C

AUTOMATIC FAULT DIAGNOSIS OF ROTATING MACHINERY USING FOURIER DESCRIPTORS AND A FUZZY LOGIC CLASSIFIER.

A. Oulmane[1], A.A.Lakis[1] and N. Mureithi[1]
[1] Department of Mechanical Engineering, École Polytechnique de Montréal, C.P. 6079, Succ. Centre-Ville, Montréal, Québec, Canada H3C 3A7.
Abdelhak.oulmane@polymtl.ca

Cet article a été soumis comme publication dans: Mechanical Systems and Signal Processing.

4.1 ABSTRACT

Because of structural complexity, the probability of faults occurring in rotating machines is comparatively high. If a problem occurs in a rotating machine, the corresponding fault information will often be evident in its vibration signals. While fault diagnosis is widely used today, the level and types of data analyses employed (e.g. standard statistical and spectral measures) remain fairly simple and often do not capture subtle changes in machine dynamics, improved capability to do so could lead to much more effective machine condition prediction or diagnosis. The key challenge to successful implementation of TF- analysis for machine diagnosis is the development of an accurate and consistent method to interpret these images so that they truly reflect machine condition.

In this paper, the time-frequency domain is used to study signals from industrial bearings. Examination results are given in time–frequency images. A Fuzzy logic classifier is developed in order to classify the Fourier Descriptors obtained from time–frequency images in order to automatically identify the fault. The analysis and results of experiments data indicate that the bearing faults can be classified correctly using these suggested methods.

***Keywords**: Time-frequency analysis, Fourier descriptors, Fuzzy logic method, Failure diagnosis and Diagnostics in rotating machinery.*

4.2 INTRODUCTION

Monitoring of machinery is currently used as a preventive maintenance tool. It is expected that it will not only achieve the primary purpose of safety, but will also detect the beginning of a defect and follow its development over time. Such early detection makes it possible to plan and schedule repairs for a suitable time in order to avoid production interruption. Analysis of signals to extract hidden information is known as signal processing. Signal processing methods are the principal tools used in the diagnostics of machinery. Nowadays, technology is progressing rapidly and machinery diagnostics plays a major role in plant maintenance. For this reason, it is essential to take advantage of a novel generation of more powerful methods of signal analysis. These methods, called time-frequency representations, make it possible to analyze non-stationary or cyclo-stationary signals.

Generally if a random signal is not stationary, its correlation function depends on the time and its spectral density. To analyze such cases, representations in time-frequency (RTF) that describes the frequency progress in time is used.

The most immediate representation is the Spectrogram (STFT) that carries the conventional Fourier Transform of one part of signal, this part sliding along the time axis. The precise formulation is as follows [5]:

$$R(t,f) = \int x(u).w(u-t).e^{-i2\pi fu}\,du \qquad (1)$$

«The role of the window $w(t)$ is to cut a neighborhood of length L of the point t, in which the frequency contents are analyzed. In spite of its single and intuitive aspect, this transformation is bijective, and therefore contains all the information of the signal. It is understood that there is a compromise between the length L of $w(t)$, which induces a frequency resolution $1/L$, and the capacity of the Time Frequency distribution to take more or less fast modulations.

The STFT representation is not the only distribution to represent the evolutionary spectral properties. The Wigner-Ville distribution is the most widely used member of the class of representations called class of Cohen.

All the distributions result from various choices of the Kernel $\Phi(\theta, \tau)$:

- $\Phi(\theta, \tau)=1$ gives the Wigner-Ville representation
- $\Phi(\theta, \tau) = e^{i\theta\tau/2}$ gives the Rihaczek representation
- $\Phi(\theta, \tau) = e^{i\theta|\tau|/2}$ gives the Page representation
- $\Phi(\theta, \tau) = e^{-\theta^2\tau^2/\sigma}$ gives the Choi-Williams representation, for which the choice of the parameter σ reduces interference terms» [5].

The time-scale representations are also the bilinear representations, but they are originally designed for a different purpose: if in a complex signal, wave forms which have undergone temporal translations and contraction are sought, it is natural to look for a correlation between the signal and this form dilated and translated, thus the Continuous Wavelet transformation is introduced.

Certain difficulties limit the efficiency of the diagnosis based on these methods, because the majority of engineers have little or no knowledge of advanced signal processing techniques. It is therefore more practical to have user-friendly software that includes both advanced and traditional methods of signal analysis in order to automatically identify the faults in different machinery components (such as bearing, shaft, gears…). Automated visual examination systems need to the identification and classification of probable faults and must properly fast and vigorous [6-8].

In this paper, thresholding and 8- connectivity algorithm were applied to an image of time frequency analysis. In addition a Fuzzy logic method is used to classify a Fourier descriptor found in this image to detect faults in industrial bearing.

4.3 Image pre-processing algorithm

The fault detection method proposed in this work partially involves image processing is applied to the numerical images in order to expand their superiority for extracting information.

This section presents a short description of two basic image processing methods used in this research: the threshold filtering and the connectivity algorithms. Threshold filtering is a method which converts a continuous gray scale image into a two or more level image such that the concerned contour are separated from the background.

In digital imaging characterized by a grid, a pixel can either have a value of 1 -when it is part of the pattern or 0 -when it is part of the background. In this case a pixel is called 4-attached to its four neighbors, and 8-attached to its eight neighbors. The most important processes are finding the set of connected components in time frequency analysis image; because all points in this set form a candidate area to represent a contour. Some examples of pre-processing are shown in Figure 4.1 [9].

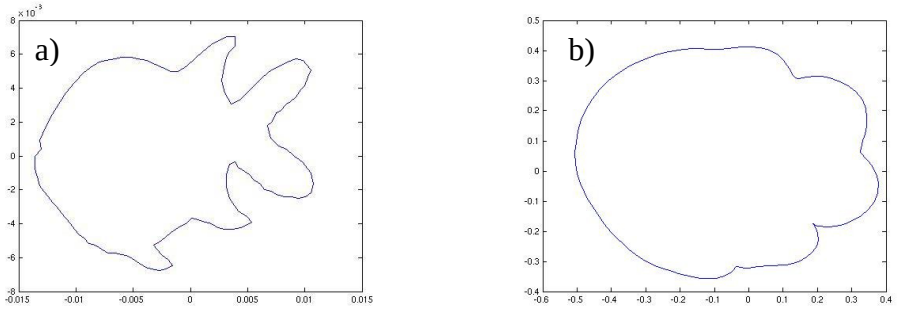


Figure 4.1-Pre-processing examples; a) original image and b) Traced shape [9].

4.4 Fourier descriptors

Fourier descriptors (FD) are generally used to represent the outline of an object. An outline (contour) consists of a set of coordinates (x_i, y_i), and all coordinate are considered as a part in the complex plane $S[n] = x[n] + iy[n]$ as depicted in figure 4.2.

The FD are used to describe a shape of every silhouette located in an image. Their principal benefit is invariance to rotation, detected contour scaling and translation [10-11].

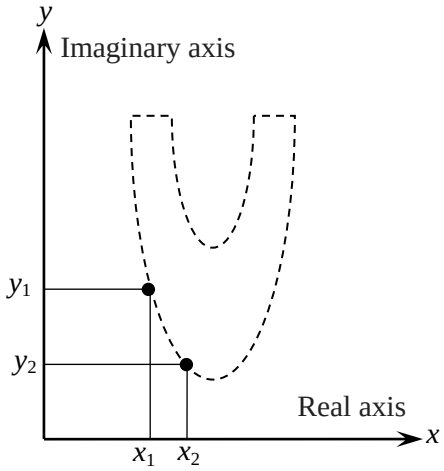


Figure4.2- Representation of contour as a sequence of complex points.

In recognition object methods, silhouette descriptors are founded using the entire pixel inside a contour area. The same region use contours descriptors in order to define an object form.

The preprocessing is to extract the contour information, or coordinates of the contour, from the object with invariant descriptors.

Then, the silhouette of the object is found using a connectivity contour method to obtain the final form boundary coordinates. The block diagram for preprocessing and recognition is shown in Figure 4.3.

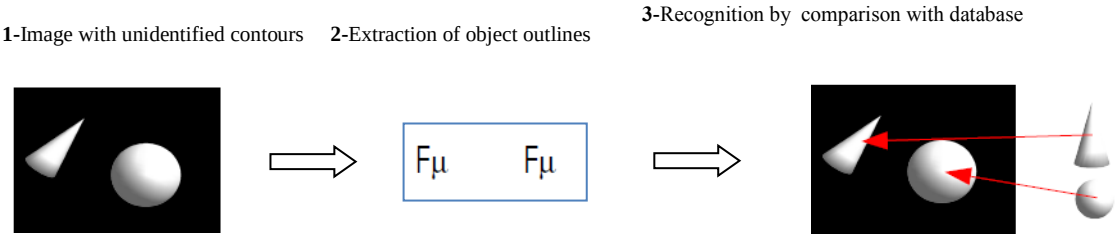


Figure 4.3-Object recognition using shape information [9].

4.5 Classifying the time–frequency images using a Fuzzy logic Algorithm

4.5.1 Introduction of Fuzzy logic

«A popular approach to derive soft classifiers is Fuzzy Logic (FL). Fuzzy Logic extends the conventional Boolean logic using the concept of partial truth for those values falling between “0” and “1”, which corresponds to “totally true” and “totally false”, respectively». [12].

4.5.2 Clustering data with Fuzzy C-Means (FCM)

The FCM is a grouping method which permits one data set to belong to double or several clusters. The main objective of this method is to recognize regular combinations from an important collection data.

4.5.2.1 Classifying the Fourier descriptors with Fuzzy C-Means

«Let us suppose that we have a data set $\{X_1 \dots \dots \dots, X_N\}$ which we want to separate into *C* fuzzy clusters. This requires that we compute *C* centers of group and generate the connection matrix *U*, this membership matrix is a *C* x *N* matrix, where *C* is the total clusters and *N* is the data samples quantity. Each membership matrix column involves C membership values corresponding to each data sample.

An ideal partition using fuzzy C-Means is to reduce the global least squared errors function $J(U, v)$»[13]:

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^{N} \sum_{i=1}^{C} (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2$$

which X= $(X_1 \dots \dots \dots, X_N)$ is the set of data, *C* is number of cluster centers (C between 2 and *N*) and *m* is the increment of weighting exponent $(1 \leqslant m \prec \infty)$

$\|x_k - v_i\|^2 = \sum_{j=1}(x_{jk} - v_{ji})^2$; is the Euclidean metric distance.

N is the number of datasets;

$v = [v_{ji}] = [v_1, \dots \dots \dots v_C]$ is the matrix of cluster centers;

v_i is the cluster center for subset *i;*

u_{ik} is the value of fuzzy membership of sample *k* in group *i*;

$U = \{u_{ik}\}$: Fuzzy C-partition of data set *X*.

The matrix *U* is a conventional device to represent a structure of cluster in the data $(X1 \dots ., XN)$:

$U \in R^{CxN}\ \forall i, k: 0 \leqslant u_{ik} \prec 1;$

where $\sum_{i=1}^{C} u_{ik} = 1$

and $0 < \sum_{k=1}^{N} u_{ik}$

In this paper, the Fuzzy logic method is applied to Time-Frequency image and set of Fourier descriptor values for each object found in the image are introduced as input data to the FCM algorithm classification.

4.6 Experimental Setup

4.6.1 Bearing characteristic frequencies

In general, a bearing contain an interior and exterior race with a balls collection located in a cage which prevents any contact between rollers and also provides uniform spacing (figure 4.4). There are many causes of bearing failures, including material flaws, lubricant failure, misaligned load, excessive contact stress, etc. In all cases the malfunction occurs as a defect in the different components of bearing. A vibration analyst can often detect failures by collecting enough information about the frequencies that a defective bearing may emit.

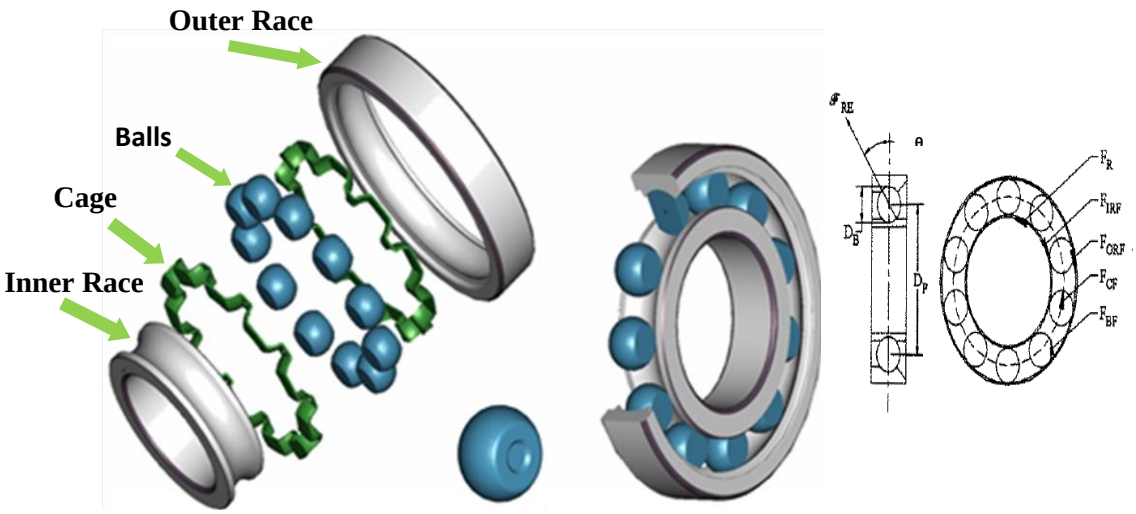


Figure 4.4-Different components of the bearing [Randall et *al*- 2001].

Three important frequencies that defective bearing can generate are:

1- Ball/roller pass frequency of outer race (BPFO): this frequency occurs when each Ball/roller passes over the defective location in the outer race and can be calculated using the formulas in Table 4.1.

2- Ball/roller pass frequency of inner race (BPFI): this frequency occurs when each Ball/roller passes over the defective location in the inner race.

3- Two times Ball/roller spin frequency (BSF): this frequency equals twice the spinning frequency of the Ball/roller. This occurs when a single fault in roller contacts inner and outer rings.

To calculate the BPFO, BPFI and BSF of a bearing, geometry and rotational speeds of the bearing are needed.

Table 4.1: Fault characteristic frequencies of a ball bearing system.

Frequencies	***Formulas***
Cage fault (F_{CF})	$\boldsymbol{F_{CF} = \frac{1}{2} F_R \left(1 - \frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)}$
Outer raceway fault (F_{ORF})	$\boldsymbol{F_{ORF} = \frac{N_B}{2} F_R \left(1 - \frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)}$
Inner raceway fault (F_{IRF})	$\boldsymbol{F_{IRF} = \frac{N_B}{2} F_R \left(1 + \frac{D_B COS\theta}{D_P}\right)}$
Ball fault	$\boldsymbol{F_{BF} = \frac{D_P}{2D_B} F_R \left(1 - \frac{D_B^2 COS^2\theta}{D_P^2}\right)}$
Where; F_R is the spindle speed revolution, D_B: ball diameter, D_P: distance between the center of two opposing ball, N_B quantity of balls and θ: ball contact angle.	

4.6.2 Data acquisition

4.6.2.1 First case study

This part of study presents design of an experiment test rig from which vibration signal responses of faulty rotating machinery components, with simulated faults, were measured. The test rig is designed for listing typical rotating machinery fault: damaged bearing, mass imbalance and gear fault. Since the development of our diagnosis procedure is based on these vibration signals, its reliability also depends on how well the test rig reflects real systems used in industry. Being in a development scheme, we also needed to control, as much as possible the nature of vibrations to be simulated on the test rig, i.e. eliminate all potential sources of noise in the test rig. Thus, the design of the test rig had to follow some fixed steps. First, it was necessary to define the components to be tested and the test parameters, including speed and the loads to be applied on tested components. Once faulty component were identified, a common way to simulate faults similar to those usually encountered in industry was proposed. Finally, the instrumentation of the test rig was considered.

The design of an experimental test rig for condition monitoring was a critical part of the project because the diagnosis reliability depends on how well the test rig reflects a real mechanical system. In many previous works, most test rigs were made of bearings, gears, disk or flywheel mounted on a rotor system which is driven by an electrical motor.

The following test rig was built. A rotor system consisting of a shaft supported at its ends by a set of two SKF Plummer block bearings is connected to a gearbox system through a belt transmission system. The whole system is driven by a 2hp electrical motor of 3600 rpm nominal speed and supported by a set of two H-beams weighting 67lb/ft. each. The motor is coupled with rotor system using standard elastomeric connector that can sustain angular misalignment and absorb some unwanted vibration coming from the motor. The test rig is 210 mm wide and 1750 mm long.

An unbalanced flywheel mounted on the shaft and the belt transmission system both provides loads on the bearings. The gears are mounted on shafts which are supported at their ends by two bearings each. All bearings (those of the rotor system and those of the gearbox) are mounted on adapter sleeves and can be easily unmounted for replacement. The speed ratio of the gear transmission is 1.16, and 1.06 for the belt transmission. The unbalanced flywheel mounted on the shaft and the belt transmission system both provides loads on the bearings. The gears are mounted on shafts which are supported at their ends by two bearing each.

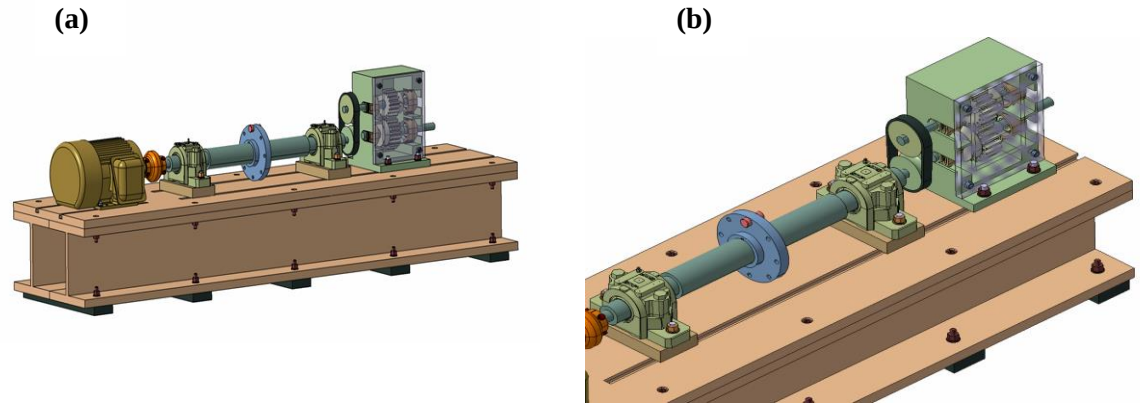


Figure 4.5-Test rig for the analysis Machinery Diagnostics laboratory at École Polytechnique of Montreal, (a) isometric view and (b) Zoom isometric view.

While motor run at its nominal rotation of 3600 rpm, output shaft of the belt transmission will rotate at 3400 rpm and the output shaft of the gear transmission will rotate at 2900 rpm. If the belt and gear transmission are used for speed multiplication, their output speed will be 3800 rpm for the belt transmission output and 4400 rpm for the gear transmission. The maximum speed that can be reaching on this test rig is therefore 4400 rpm. Among all these components, only the gearbox unit, the imbalance flywheel, and the shafts are custom designed. All the others components are bought from suppliers.

Table 4.2: Test rig specifications.

Components	Specifications	Manufacturers
Base	2 H-Beams W8×8 67lb/ft	Prometo
Motor	2Hp, 3600rpm, 575Volts	Toshiba
Couplings	7/8inch - 1inch	Rex Omega
Bearing House	SNL 510 - H310 - 1210EKTN9	SKF Canada

2.2 Pratt & Whitney bearing Tests

The intended goal of the present work was to demonstrate, that the diagnosis procedure developed will diagnose any rotating machinery faulty conditions. One way to ensure that is to analyze the vibration response of components. Such as Pratt & Whitney bearings on the test rig. An adapted version of the original test rig is then presented in the figures. Since Pratt & Whitney bearings are not available on the market, a bearing housing of appropriate dimensions was designed. The gear-box transmission was replaced by a custom made housing bearing and a SKF Plummer block bearing. These two units are used as supports of the shaft connected to the output of the belt transmission system.

The tested bearing then takes its loads from the belt transmission system. A set of internal and external adapter sleeves were designed accommodate all bearings dimensions required by Pratt & Whitney.

The details of the design are show in figures 4.6-4.7. The bearing is not directly inserted in the house base, to avoid unmounting the whole system for each bearing change. Only the central part shown on the cover of the bearing housing needed to be replaced.

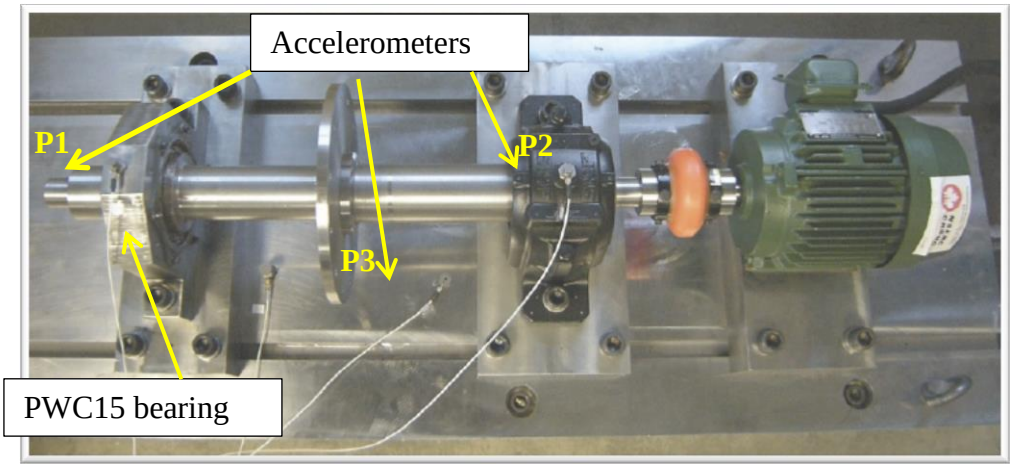
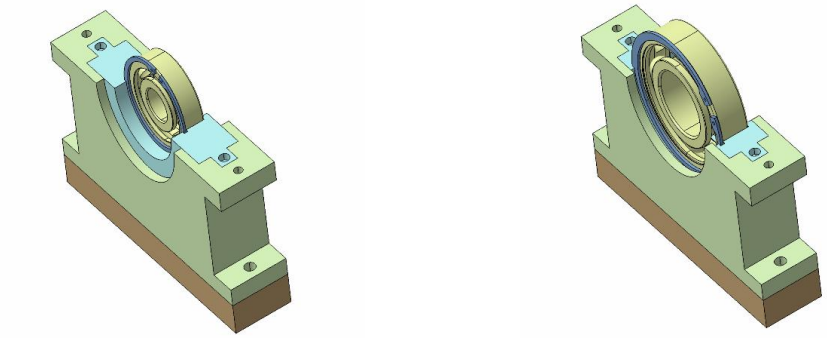
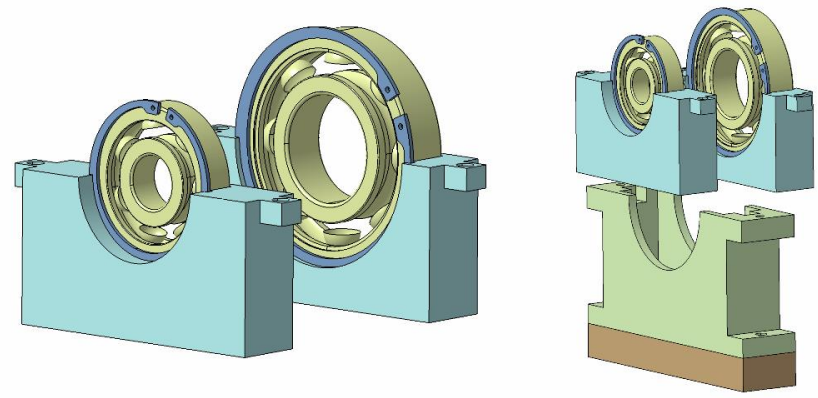


Figure 4.6-Test setup with PWC15 bearing mounted on the shaft.



(a) Bearing housing with smaller bearing inside (b) Bearing housing with bigger bearing inside



(c) House adapter units (d) Replacing bearings inside de the house bearing

Figure 4.7- Test rig adapted for Pratt & Whitney bearings.

4.6.2.2 Test specifications

Using the in-house Software TF-Analysis, spectral analysis was undertaken to detect possible faults in the industrial bearing provided by Pratt and Whitney, see Figure 4.7. The tests on the bearing were carried out in the Machinery Diagnostics Laboratory at École Polytechnique of Montreal, according to specifications provided by Pratt and Whitney.

The tests were carried out at 3 different rotating speeds (S1, S2 and S3, see Table 4.3). Data was gathered at a sampling frequency of 50 kHz, with 5 min recordings at each speed. The acceleration and deceleration stages were recorded as well. See Figure 4.8 for the test sequence.

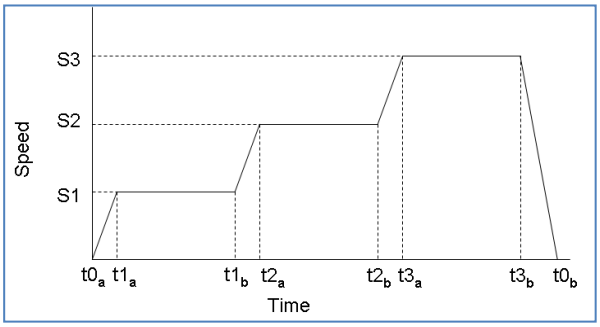


Figure 4.8-Test speed scheme.

Table 4.3: Test speed.

Speed	Rotating speed (rpm)	Frequency (Hz)
S1	400	6.67
S2	800	13.3
S3	1200	20

Three accelerometers were used; P1, P2 and P3 (see figure 4.6). P1 is positioned horizontally over the bearing. It detects bearing faults. P2 is positioned vertically on the side of the bearing. It detects shaft faults. P3 is positioned horizontally on the bearing housing (1217K) and is used to monitor this bearing and thus test equipment condition.

In this paper, only the data from P1 is analyzed while the others are used merely for monitoring and verification of the test equipment.

4.6.2.3 Technical specification

Bearing parameters

Table 4.4: Bearing specifications

P&W Bearing ID	**PW100 #15 BRG, Roller bearing**
Inner diameter	**2.7556'' - 2.7559'**
Outer diameter	**5.9051'' – 5.9055''**
Pitch diameter	**4.3308''**
Width	**1.370'' – 1.375''**
Contact Angle	**n/a**
Operating speed 1	**400 rpm**
Operating speed 2	**800 rpm**
Operating speed 3	**1201**

Calculated defect frequencies

Table 4.5: Calculated defect frequencies of PW100 #15 BRG, Roller bearing.

Frequency rotation	**6.67 Hz**	**13.3 Hz**	**20 Hz**
default of cage (F_{CF})	2.64 Hz	5.30 Hz	7.97 Hz
Outer race default (F_{ORF})	31.67 Hz	63.64 Hz	95.70 Hz
Inner race default (F_{IRF})	47.76 Hz	95.96 Hz	144.30 Hz
Ball default (F_{BF})	0.64 Hz	1.29 Hz	1.94 Hz

4.6.3 Second case study

This paper also presents a study on application of the proposed method to analyze vibration signals collected from the Pratt & Whitney bearing PW100#5 failure. This bearing is part of Pratt & Whitney engine PWC100 and is used for the gearbox shaft. It has been identified as one of most problematic components in the aircraft engine. The Experiments data was collected from a test rig of at National Research Center in Ottawa. Three bearings of the same type were tested on a test rig.

Steady state and transient signals were recorded by a 50 kHz sampling frequency according to the speed path given at Figure 4.10.

Note that, only data of bearing PW100 #5 n^{o}3 is analyzed in this paper. Moreover, during the tests the rotation speed was kept low (1,000 and 2,000 rpm) due to excessive noise and the risk of damage to the test rig.

Table 4.6: Geometrical dimensions and rotating speeds for tests performed at NRC on the P&W bearing.

P&W Bearing ID	First	Second	Third
	PW100 #5 Roller bearing	**PW100 #5 Roller bearing**	**PW100 #5 Roller bearing**
Inner diameter	**2.8347'' - 2.8350''**	**2.8347'' - 2.8350''**	**2.8347'' - 2.8350''**
Outer diameter	**3.9292'' - 3.9272''**	**3.9292'' - 3.9272''**	**3.9292'' - 3.9272''**
Pitch diameter	**3.4165''**	**3.4165''**	**3.4165''**
Width	**0.625'' – 0.630''**	**0.625'' – 0.630''**	**0.625'' – 0.630''**
Contact Angle	**n/a**	**n/a**	**n/a**
Operating speed 1	**25,600 rpm**	**25,600 rpm**	**1,000 rpm**
Operating speed 2	**32,000 rpm**	**32,000 rpm**	**2,000 rpm**
Operating speed 3	**34,200 rpm**	**34,200 rpm**	**-**

Figure 4.9-Experimental test setups; NRC test rig.

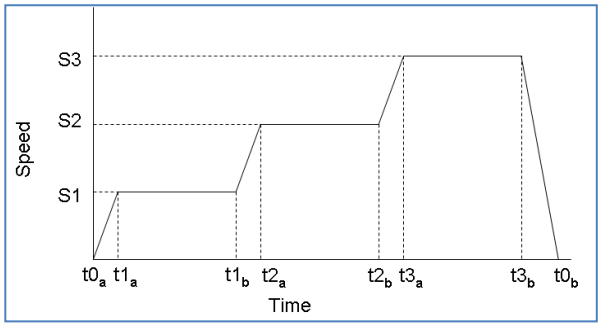


Figure 4.10-Real rotation speed of PW100 #15 roller bearing: S2=32,000 and S3=34,200 rpm.

As previously shown in Table 4, a number of equations can be used to calculate the fault frequencies of the bearing. Using these formulas, one can compute the defect frequencies of the PW100 #15 bearing, where $D_B = 7.3$ mm, $D_P = 87.8$ mm, $N_B = 12$, and $\theta = 0$.

The theoretical bearing defects frequencies are presented in Table 4.7 for different rotational speeds. Note that one of bearings was tested at a low speed range of 1,000 to 2,000 rpm due to excessive noise during the speed-up period.

Table 4.7: Defect frequencies for the PWC#5 bearing.

Bearing	Rotation Speed (**RPM**)	Cage fault (F_{CF}) **Hz**	Inner raceway fault (F_{ORF}) **Hz**	Outer raceway fault (F_{IRF}) **Hz**	Ball fault **Hz**
First Bearing	**34,200**	**261.34**	**3,704.86**	**3,136.14**	**3,403.80**
	32,000	**244.30**	**3,463.43**	**2,932.56**	**3,182.86**
	25,600	**195.60**	**2,772.00**	**2,347.15**	**2,547.48**
Second Bearing	**34,200**	**261.34**	**3,703.86**	**3,136.14**	**3,403.80**
	32,000	**244.30**	**3,463.43**	**2,932.56**	**3,182.86**
Third Bearing	**1,000**	**7.64**	**108.32**	**91.71**	**99.54**
	2,000	**15.28**	**216.58**	**183.38**	**199.03**

4.7 Results and Discussions

4.7.1 Time-Frequency Analysis

As mentioned earlier, the time-frequency analysis method is an alternative method that can be used to detect faults with higher accuracy when bearing defects occur and also to reduce noise effects.

4.7.1.1 First case study

Visual inspection of the PWC#15 bearing indicated an outer race fault (Figure 4.11). Figure 4.12 shows the spectrum and spectrogram of signals up to 250 Hz gathered by the accelerometer for a rotating speed of 1200 rpm. As is typical with spectral analysis for the purpose of bearing fault detection, it is expected to have a peak at the same frequency on both diagrams. The spectrum in this case shows a peak around 95 Hz, slightly higher spectral energy can also be observed from the spectrogram around the same frequency. This frequency coincides well with the over-rolling frequency of one point of the outer race of the PWC#15 bearing, as given in Table 4.5 (95.70 Hz).

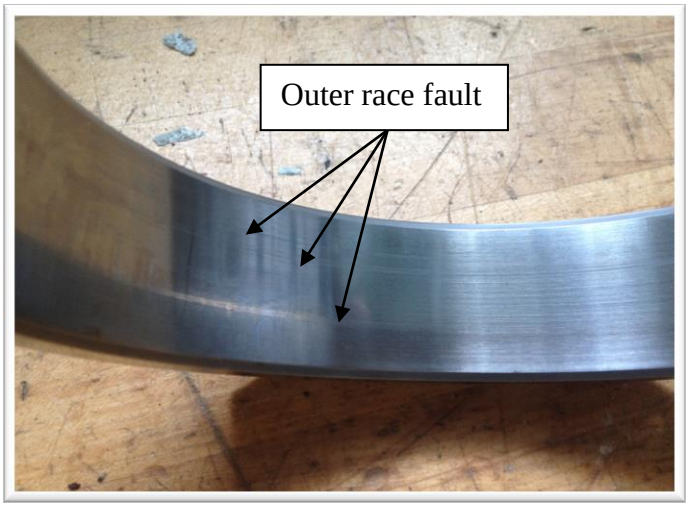


Figure 4.11-Outer raceway of the tested Pratt & Whitney bearings (PWC#15); the speed is 1200 rpm.

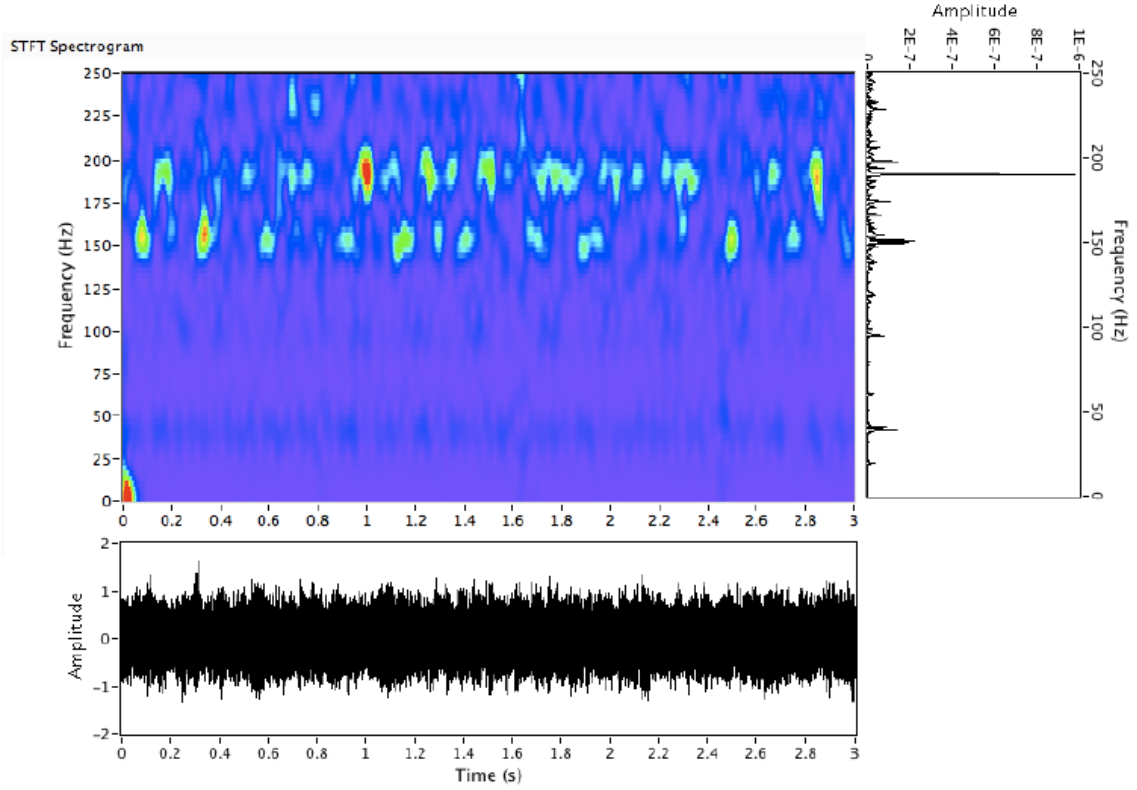


Figure 4.12-Spectrum and spectrogram of the faulty PWC#15 bearing.

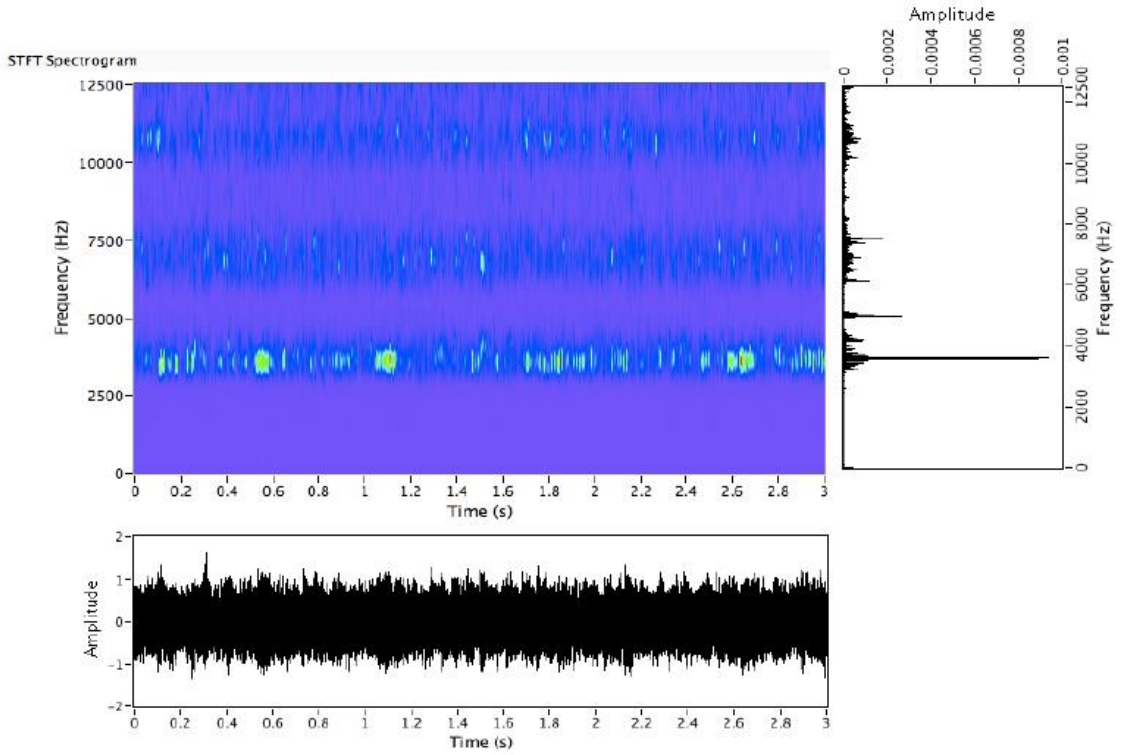


Figure 4.13−Wide range frequency spectrogram of the faulty PWC#15 bearing; the speed rotating speed is 1200 rpm.

In order for the vibration produced by faulty bearings to be clearly discernible on the spectrogram one needs to look at a broader frequency range. Figure 4.13 shows the spectrogram and spectrum of the signal up to 12.5 kHz. On the spectrogram, the outer race fault manifests itself as a series of bursts taking place at around 3.5 kHz (the natural frequencies of the bearing assembly or carrier frequencies) with an interval equal to the inverse of the outer race fault characteristic frequency (modulation frequency).

4.7.1.2 Second case study

Figure 4.14 shows the signal of the bearing and its spectrum at 1,000 and 2,000 rpm, respectively. The spectrum of the signal shows some close peaks around 100 and 200 Hz.

However, it is very difficult to confirm which defects are present in this region**.**

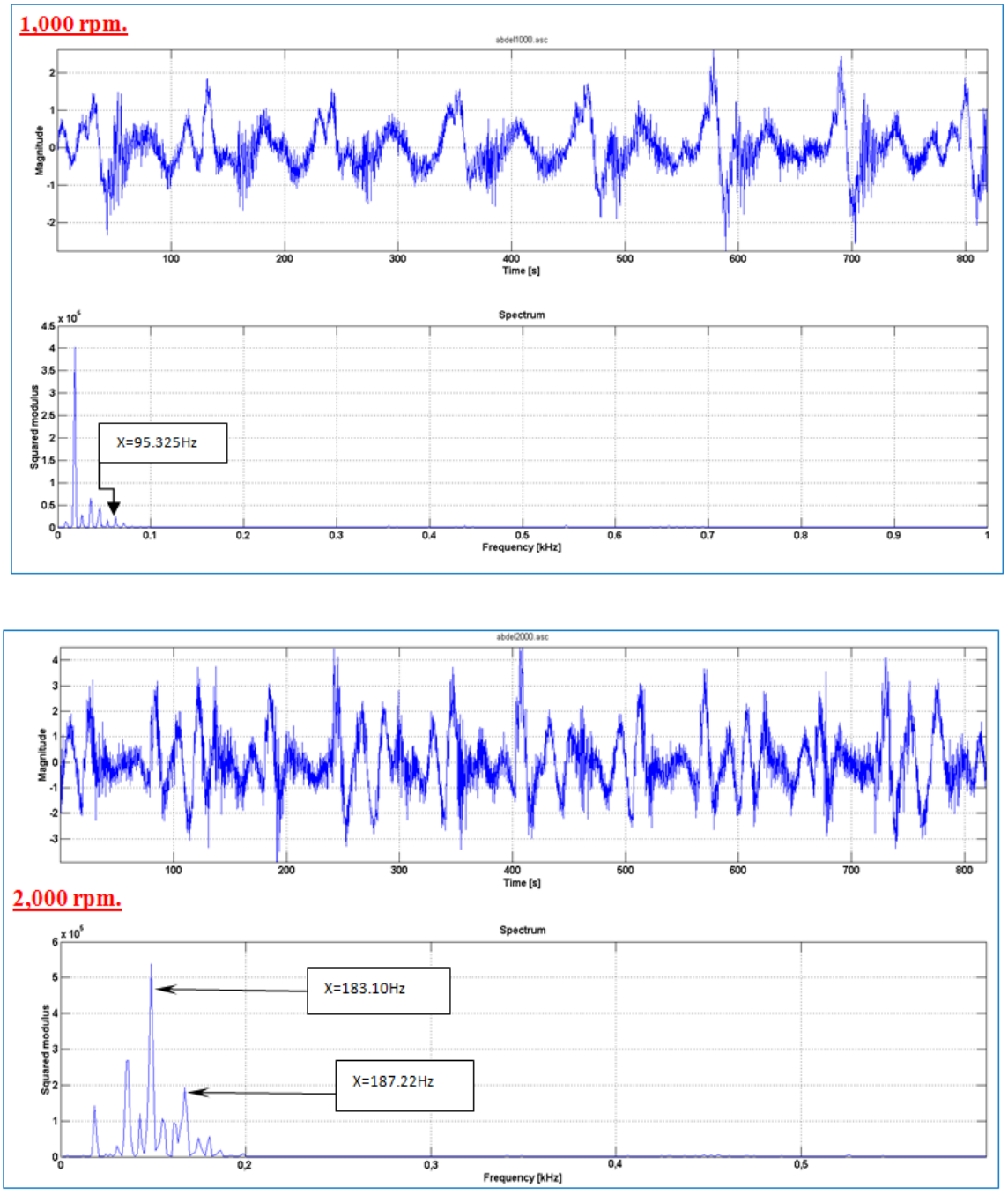


Figure 4.14-Spectrum signal, bearing PW100 #5 n^{o}3, 1,000 and 2,000 rpm.

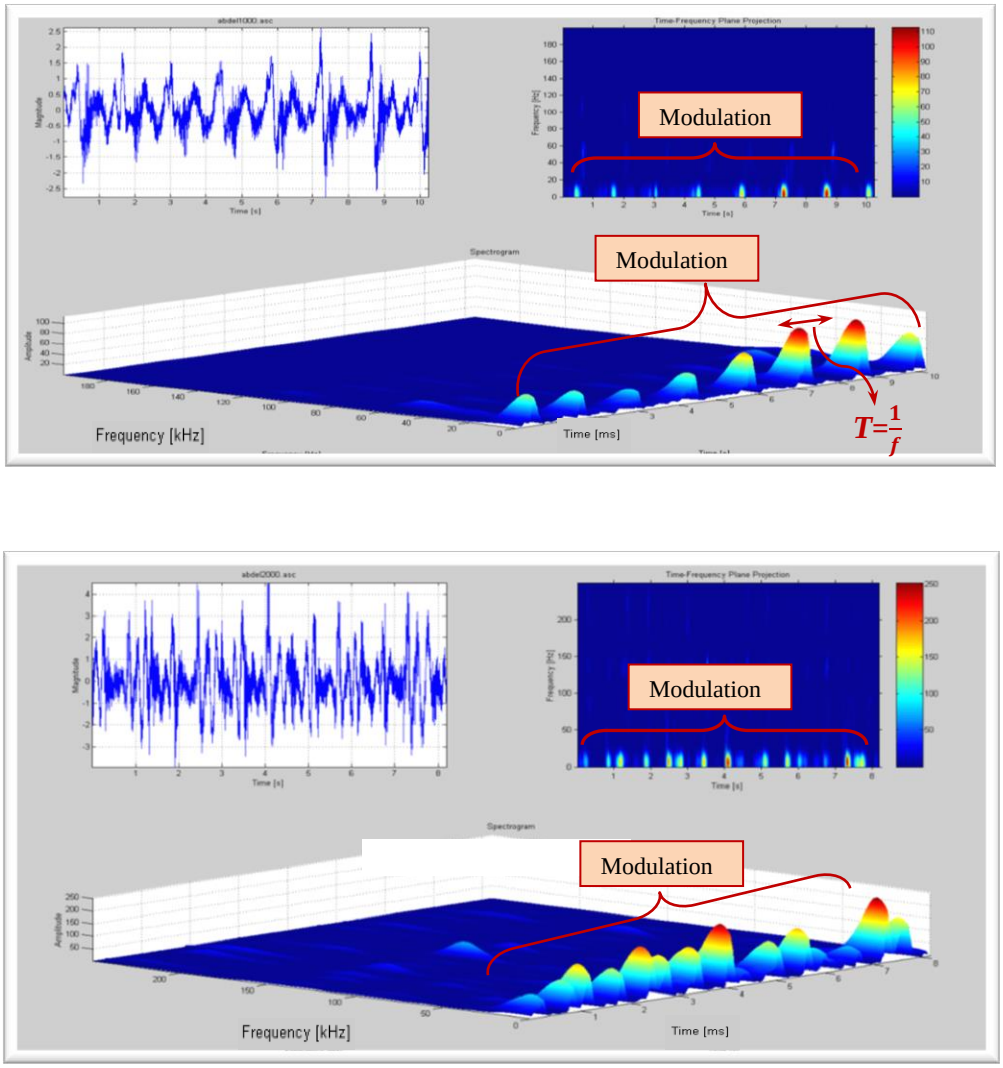


Figure 4.15-Spectrogram with modulation of bearing n°3, 1,000 and 2,000 rpm.

The time-frequency signal provided from spectrogram (Figure 4.15) shows the amplitude modulated signal at the inner and outer race fault frequencies and its harmonics. We can easily calculate the time between the two peaks and verify that it is identical to rotating shaft frequency. According to these remarks, it can conclude that the time-frequency representations of the signals recorded at 1,000 and 2,000 rpm indicate that bearing n°3 has an inner and outer race defect. This diagnosis is confirmed by visual inspection of the bearing.

4.7.2 Classifying the time–frequency images with Fuzzy C-Means using Fourier Descriptors

Following the analysis in section 4.7.1, defects of bearing can already detected, but the ultimate goal of this work is to diagnose the components of rotary machine automatically. For this reason, a Fuzzy logic Classifier is developed to classify the Fourier Descriptors found in time–frequency images to automatically identify the fault. The proposed method aims to classify these images directly with Fuzzy C-Means using Fourier Descriptors.

Outer race defects of bearings PWC #15 and #5 are presented at the Figures 4.16-4.19 along with the twelve most significant Fourier descriptors. These figures show a) the image of an outer race defect of the bearing obtained by a time-frequency representation, b) the classification of objects by the fuzzy logic method and c) Fourier descriptors of one of the objects found in the time-frequency image.

These significant Fourier descriptors are chosen as the first twelve descriptors, which are C_0, C_1, . . . , C_{11} since a first array elements. This choice is justified because all of the information's contour border will be found at small frequency part of signal.

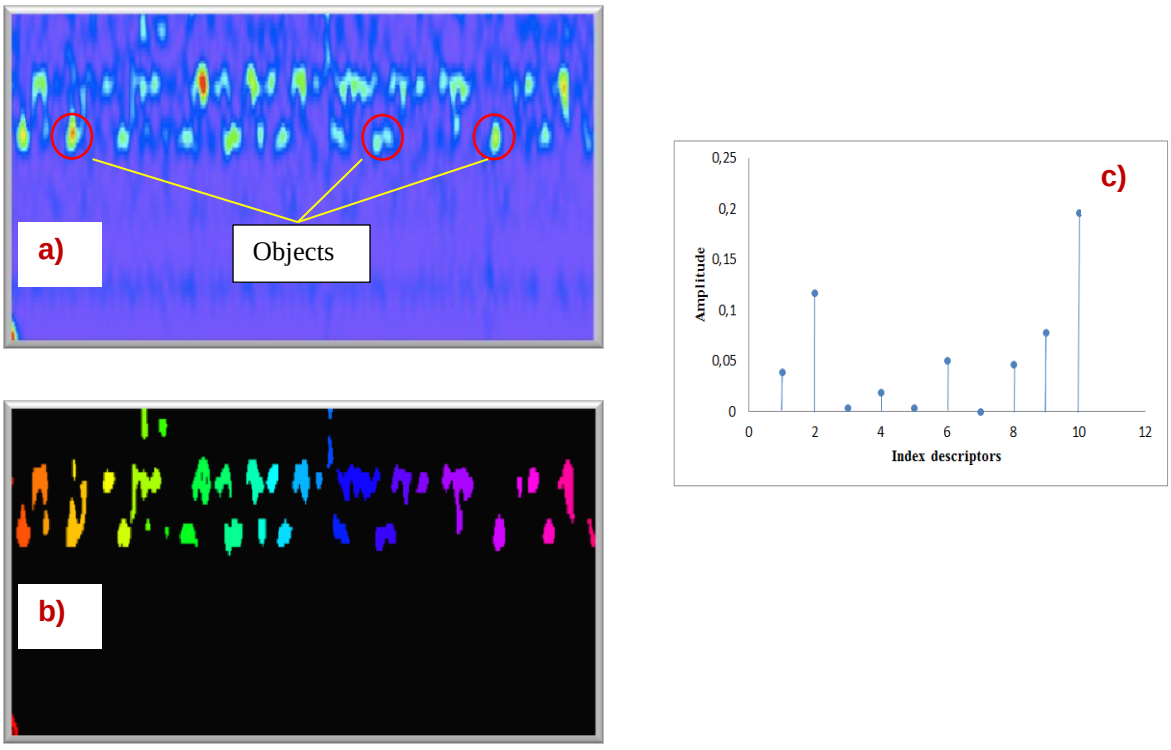


Figure 4.16 a) Outer race defects of bearing n°15 in time-frequency representation at 400 rpm, b) Fuzzy C-Means classification of the time-frequency image and c) Fourier descriptors of one object.

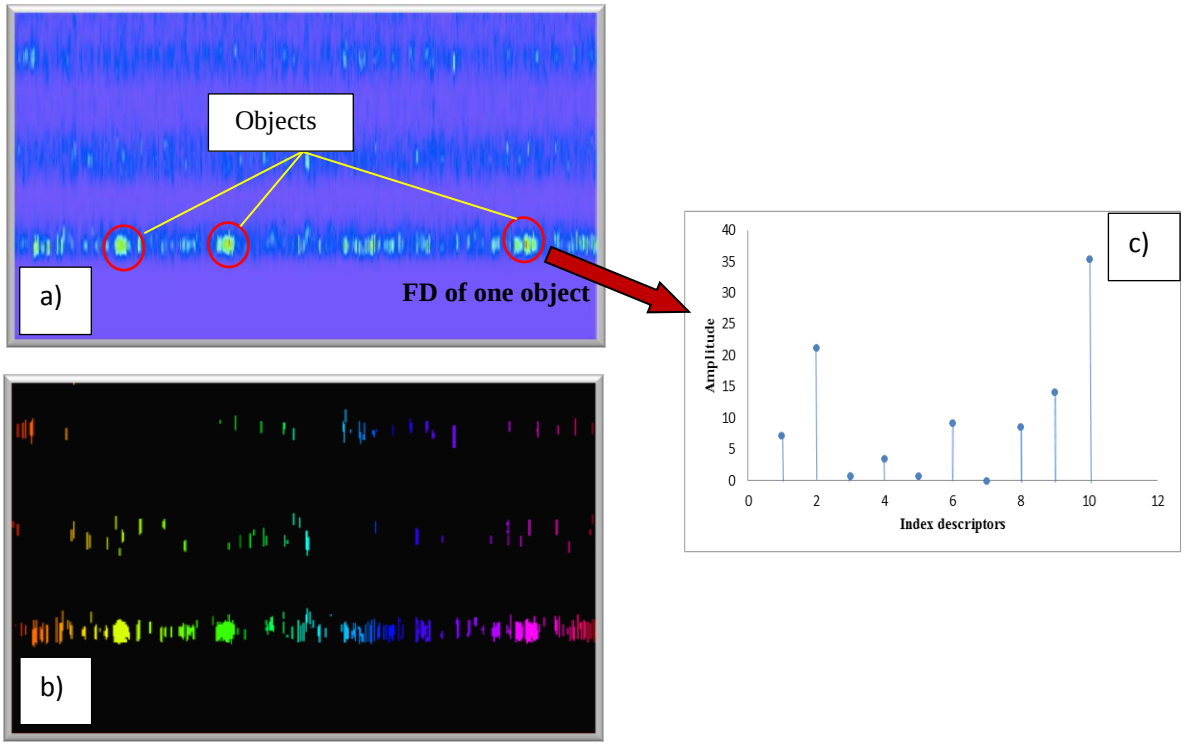


Figure 4.17 a) Outer race defects of bearing n°15 in time-frequency representation at 800 rpm, b) Fuzzy C-Means classification of the time-frequency image and c) Fourier descriptors of one object.

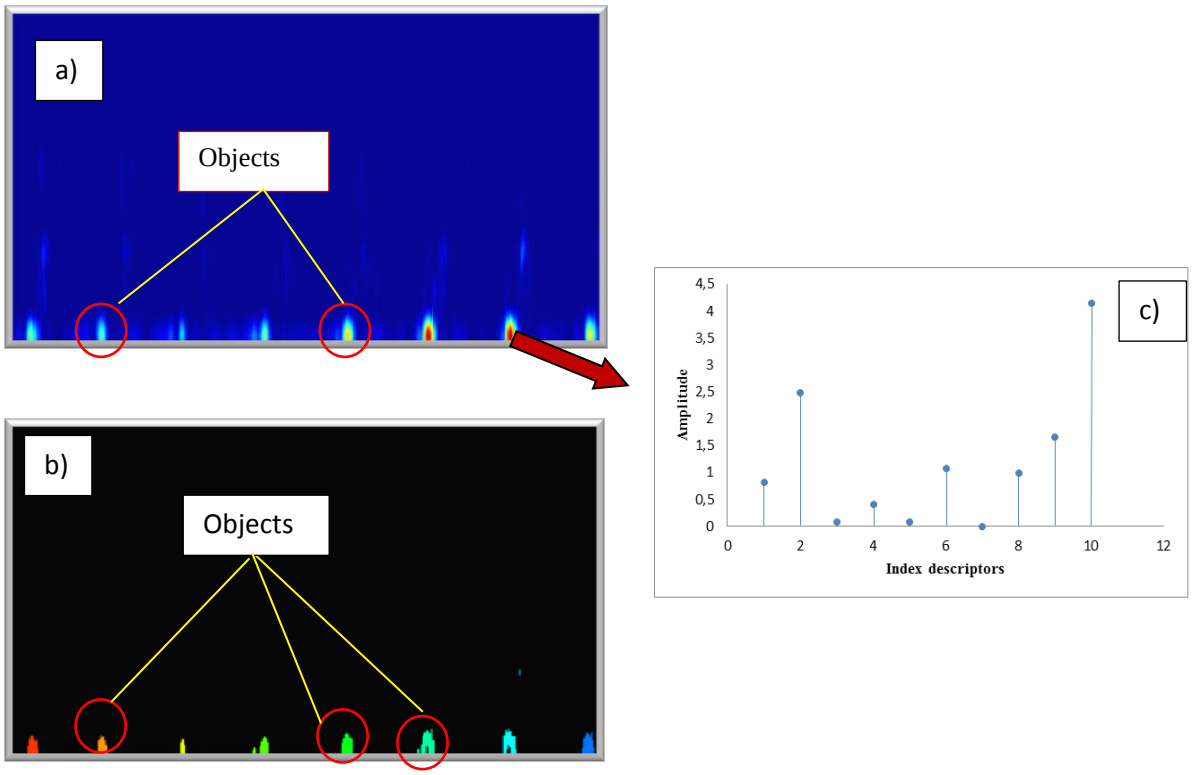


Figure 4.18 a) Outer race defects of bearing PW100#5 n°3 at 1,000 rpm in time-frequency representation, b) Fuzzy C-Means classification of the time-frequency image and c) Fourier descriptors of one object.

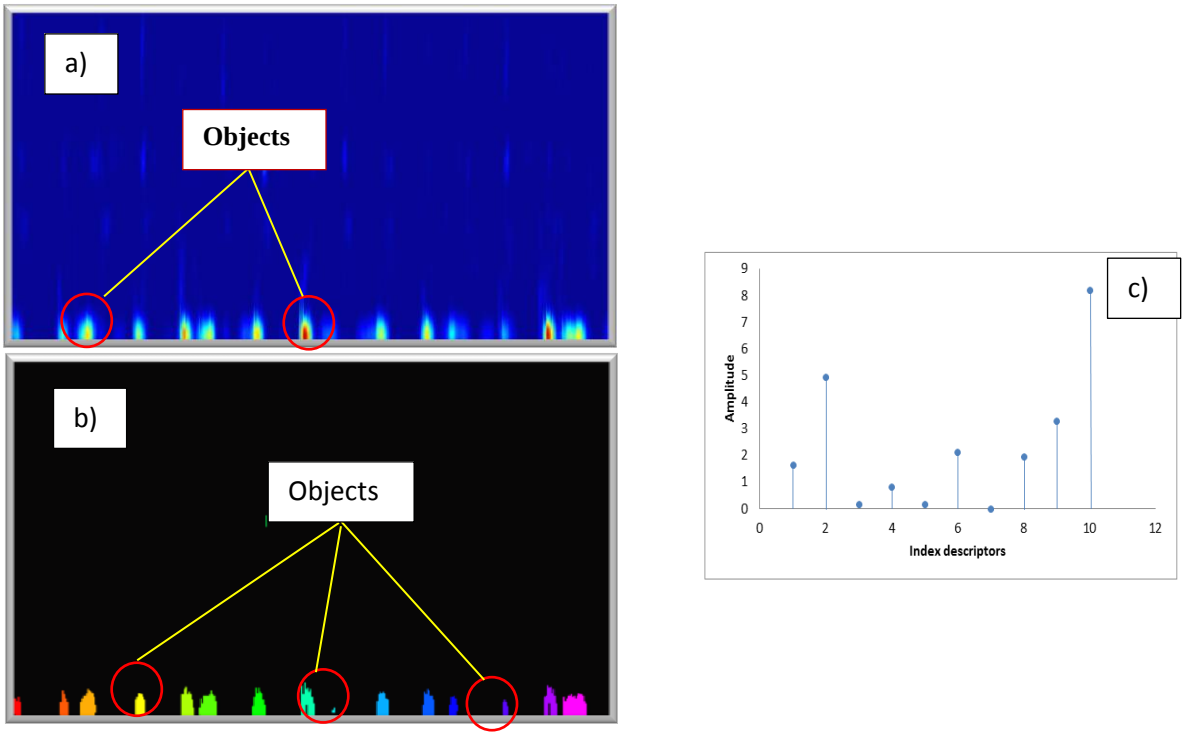


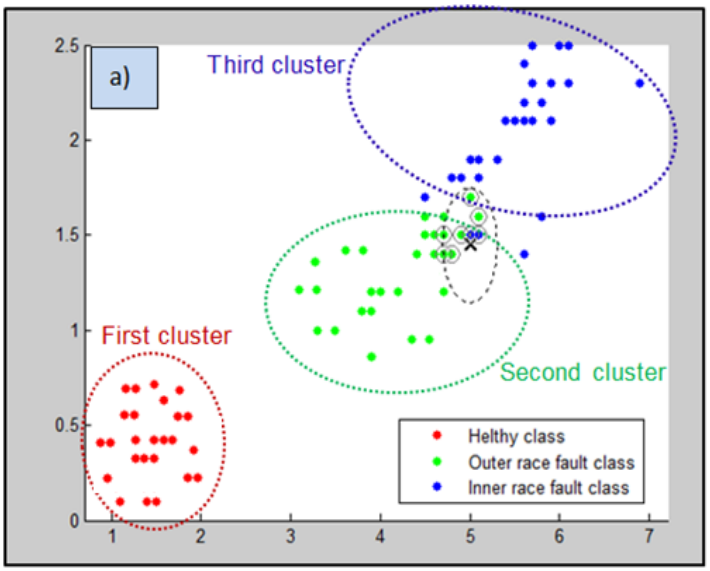
Figure 4.19 a) Outer races defect bearing PW100#5 n^{o}3 at 2,000 rpm in time-frequency representation, b) Fuzzy C-Means classification of the time-frequency image and c) Fourier descriptors of one object.

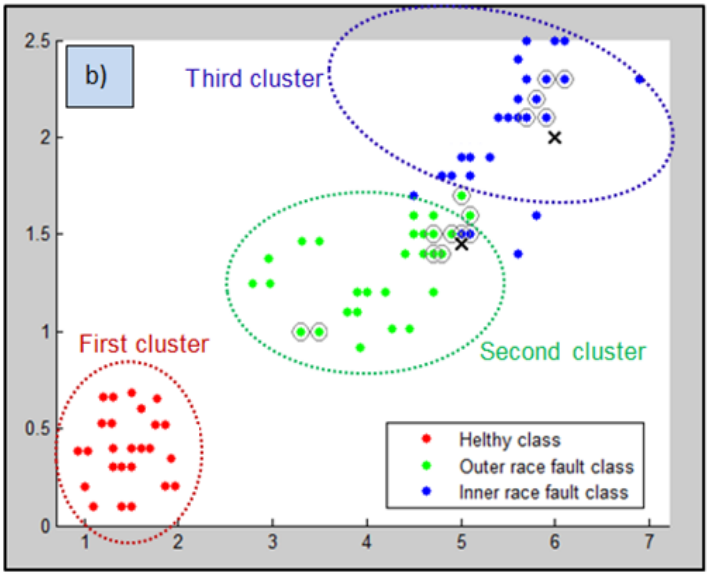
The classification procedure can be described as follows:

1- Create a dictionary that contains the signals showing the state (whether a default exists or not) of the bearing. The objective at this stage is to use this dictionary to classify the signals derived from distributions that give the best results for our case. According to the statement which the best distribution is the one that has largest peak, the image of the top three time-frequency distributions will be selected for this component (bearing) and hence the dictionary is created.

2- For a new product, to verify whether or not the signal has a fault, the process of detection is as follows: first, the signal is processed by the top three distributions retained. In the second step, a series of twelve Fourier descriptors should be found for every object in the time-frequency image. These significant Fourier descriptors will be chosen as the features of the array vector which describe the contour and a comparison procedure will be implemented between the latter and the dictionary (only signals that correspond to the state of the bearing) to identify its state.

3- The nearest neighbor process should determine the Euclidean distances between the sample array vectors and each new product and then classify this product as non-defective in case the nearest prototype is a non-defective products model, if not the product is classified as defective.






```
1-(Fault-species(n2(1,:)))
                    Value    Count   Percent
  Inner race fault class         2    20.00%
  Outer race fault class         8    80.00%
2-(Fault-species(n2(2,:)))
                    Value    Count   Percent
  Inner race fault class        10   100.00%
3-(Fault-species(n2(3,:)))
                    Value    Count   Percent
  Outer race fault class         7    70.00%
          Helthy class           3    30.00%
```

c)

Figure 4.20-Classification of Fourier descriptors output for new bearing data a) PW100#5, b) PW100#15 and c) the message of the performances of the classifier.

The final results of classification using C-Means clustering based on Fourier Descriptors output data for new data are shown in Figures 4.20. Three separate clusters exist in this figure, which illustrates the position of defects in different locations. These clusters belong to healthy class (first class), outer race fault class (second class) and inner race fault class (third class). Results of second and third class are moreover near; however, they can be divided via classifiers.

Figures 4.20 illustrate respectively a map of classification for Fuzzy logic clustering of PW100#5 and PW100#15 bearing. Every circle in each figure belongs to each defected sample in three different class faults. The least space of every unidentified sample describes the cluster set that the fault sample belongs. Figure 4.20 indicates the successful classification of the test data. It can be seen that for an unknown test point (x) the classifier associate this unknown point to a specific type of class fault, with text message of the performances of classification.

4.8 CONCLUSION

In this paper, an intelligent detection and classification system based on the industrial signals treated with time-frequency domain is proposed. Results were presented in grey representations. An application of Fuzzy logic method by Fourier Descriptors for automatic defect classification to identify the condition of the bearing is used. The proposed technique performance has been demonstrated with experiment signals. The results confirmed a good sensitivity as well as accuracy of the proposed system for automatic detection, localization and assessment of the faults.

4.9 Acknowledgement

The authors are greatly in debt to department 9436 of Pratt & Whitney Canada for their generous support and their valuable comments. This project has been made possible by precious support from the collaborative research and development grant of Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), Bombardier Aeronautics, Pratt & Whitney Canada, and National Research Council (NRC).

4.10 REFERENCES

1- W. J. Wang, P. D. McFadden, Early detection of gear failure by vibration analysis I. Calculation of the time-frequency distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 193-203, 1993.

2- F. A. Andrade, I. Esat, M. N. M. Badi, Gearbox fault detection using statistical methods, time-frequency methods (STFT and Wigner-Ville distribution) and harmonic wavelet - A comparative study, in: Proceedings of COMADEM '99, Chipping Norton, pp. 77-85, 1999.

3- Q. Meng, L. Qu, Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 155-166, 1991.

4- N. Baydar, A. Ball, A comparative study of acoustic and vibration signals in detection of gear failures using Wigner-Ville distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 1091-1107, 2001.

5- L. Cohen, Time-frequency distribution - a review, Proceedings of the IEEE, pp 941-981, 1989.

6- R. K. Young, Wavelets Theory and Its Applications, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1993.

7- R. Rubini, U. Meneghetti, Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings, Mechanical Systems and Signal Processing, pp 287-302, 2001.

8- G. Y. Luo, D. Osypiw, M. Irle, On-line vibration analysis with fast continuous wavelet algorithm for condition monitoring of bearing, Journal of Vibration and Control, pp 931-947, 2003.

9- Computing Vision and Remote Sensing. Berlin University of Technology. Image Analysis. 2009.

10- G. O. Chandroth, W. J. Staszewski, Fault detection in internal combustion engines using wavelet analysis, in: Proceedings of COMADEM '99, Chipping Norton, pp 7-15, 1999.

11- Milan S, Vaclav H, and Roger B. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. Chapman & Hall computing series. Chapman & Hall Computing, London, 1 edition, 1993.

12- L. A. ZADEH. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems. Fuzzy Sets and Systems Volume 11 Issue 1-3, Pages 197-198, 1983.

13- Bezdec, J.C., Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981.

14- R. B. Randall, J. Antoni, S. Chobsaard, The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals, Mechanical Systems and Signal Processing, 15 945-962 (2001).