

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique
Département de génie mécanique



Thèse de DOCTORAT

Spécialité : Génie Mécanique
Option : Construction Mécanique

Thème

Développement d'un système expert pour le diagnostic des machines tournantes

Présentée par:

Mouloud BOUMAHDI

Magister en Génie Mécanique

Devant le jury :

M. Salah LARBI	Professeur	ENP, Alger	Président
M. Saïd RECHAK	Professeur	ENP, Alger	Directeur de thèse
M. Jean Paul DRON	Professeur	URCA, Reims, France	Co-directeur de thèse
Mme. Aicha AISSANI	Professeur	USTHB, Alger	Examinatrice
M. Mohamed BOUAZIZ	M.C.A	ENP, Alger	Examineur
M. Abdelhamid MILOUDI	M.C.A	USTHB, Alger	Examineur
M. Mohamed SICHAIB	M.C.A	UMBB, Boumerdès	Examineur

إن تحديد طبيعة وموقع العيوب وتوقع الحياة المتبقية للعناصر الميكانيكية هو مصدر اهتمام متزايد للصناعيين والباحثين. في إطار هذه الأطروحة ، اقترح مساهمة نظام خبير للمساعدة على اتخاذ القرارات في مجال الصيانة الشرطية. للقيام بذلك، قدمت منهجية متكونة من ثلاث خطوات. أولاً، الحصول على إشارات الاهتزازات من جهاز التسارع والمعالجة الملائمة لهذه الإشارات من أجل تحديد مؤشرات الرصد المناسبة. ثانياً، تطبيق نهج التعلم وفق أشجار القرار على مجموعة البيانات المجمعة من أجل استخراج المعلومات في شكل قواعد. في الأخير، تنسيق قاعدة المعلومات لتطوير نظام خبير للمساعدة على اتخاذ القرار. ولتقدير العمر المتبقي للعناصر الميكانيكية، تم صياغة نموذج رياضي يستند إلى مراعاة وقت حدوث العطب و مؤشرات الاهتزاز. التطبيقات التجريبية التي أجريت خلال هذه الأطروحة، ساعدت على إظهار مدى قابلية تطبيق منهج أشجار القرار، النظام الخبير ومنهج الاحتمالات وأنها تكتمل لتحليل الاهتزازات في تتبع عيوب المدحرجات.

كلمات مفاتيح: الآلات الدوارة، تحليل اهتزازات، المدحرجات، أشجار القرار، النظام الخبير

Résumé

L'identification et la localisation des défauts ainsi que la prédiction de la durée de vie résiduelle des éléments mécaniques est une préoccupation majeure pour les industriels et les chercheurs. Dans le cadre de cette thèse, une contribution de système expert d'aide à la prise de décision dans la maintenance conditionnelle est proposée. Pour ce faire, une méthodologie comportant trois étapes est présentée. En premier, l'acquisition des signaux vibratoires issus des accéléromètres et le traitement adéquat de ces signaux en vue de sélectionner les indicateurs pertinents de suivi est entreprise. L'application de l'approche d'apprentissage par arbre de décision sur l'ensemble de données recueillies en vue d'extraire les connaissances sous forme de règles est établie en second lieu. On finalise par la mise en forme de la base de connaissances pour le développement de système expert d'aide à la décision. En vue d'estimer la durée de vie résiduelle, un modèle mathématique fiable est formulé avec la prise en compte des temps à la défaillance et des indicateurs de vibrations. Les campagnes expérimentales menées au cours de cette thèse ont contribué à démontrer l'applicabilité des approches : arbre de décision, système expert et fiable et leur complémentarité à l'analyse vibratoire dans le suivi des défauts de roulements.

Mot clés : machine tournante, analyse vibratoire, roulement, arbre de décision, système expert.

Abstract

The identification and the localization of the defects as well as the prediction of the remaining life of the mechanical element is a major concern for the industrialists and the researchers. Within the framework of this thesis, a contribution of expert system for decision making in conditional maintenance is proposed. For this purpose, a three steps methodology is presented. First, the acquisition of the vibratory signals from the accelerometers followed by the adequate process of those signals in order to select the relevant indicators of follow-up is undertaken. The application of the approach of learning by decision tree on the collected dataset in order to extract knowledge in the form of rules is established in the second step. It is concluded by reorganizing the knowledge base for the development of the expert system of aid decision making. In order to estimate the remaining life, a mathematical reliability model is formulated by taking into account times to failure and vibrations indicators. The performed experimental applications during this thesis contribute and demonstrated the efficiency of the approaches of decision tree, expert system and reliability and their complementarities with the vibratory analysis in the follow-up of bearing defects.

Keywords: rotating machinery, vibration analysis, ball bearing, decision tree, expert system

Remerciements

Au terme de cette recherche doctorale, je tiens à exprimer ma sincère gratitude envers mon directeur de thèse Monsieur Saïd RECHAK, Professeur à l'école nationale polytechnique d'Alger, pour sa constante disponibilité, ses précieux conseils, sa bonne humeur, sa rigueur scientifique et sa patience pendant toute la durée de ce travail.

Je remercie sincèrement mon co-directeur de thèse Monsieur Jean Paul DRON, Professeur à l'université de Reims Champagne Ardenne et directeur de laboratoire de mécanique appliquée (LMA), d'avoir suivi mon travail, pour ses précieux conseils et sa précieuse collaboration qui m'a permis l'accès à la plate forme SURVIB sur laquelle j'ai réalisé toutes mes expériences de test des roulements et de fatigue.

Je tiens aussi à exprimer ma reconnaissance à Monsieur Salah LARBI, Professeur à l'école nationale polytechnique d'Alger, qui m'a fait l'honneur d'être président de jury.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Madame Aicha AISSANI, Professeur à l'université USTHB d'Alger, à Monsieur Mohamed BOUAZIZ maître de conférences à l'ENP, à Monsieur Abdelhamid MILOUDI maître de conférences à l'université USTHB d'Alger et à Monsieur Mohamed SICHAIB maître de conférences à l'université UMBB de Boumerdès, pour avoir bien voulu me faire l'honneur d'évaluer ce travail et de participer au jury.

Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont soutenu et aidé à réaliser ce travail, en particulier ma famille et mes amis.

Tables des figures

Figure 1.1- Les différentes politiques de maintenance	12
Figure 1.2- Principe de la maintenance conditionnelle.....	12
Figure 1.3- Sources des données.....	16
Figure 1.4- Principe du diagnostic à base de modèles.....	18
Figure 1.5- Les étapes de diagnostic des défauts.....	19
Figure 1.6- Temps à la défaillance.....	20
Figure 1.7- Approches du pronostic.	20
Figure 2.1- Banc d'essai.	27
Figure 2.2- Défauts artificiels d'un roulement à billes.	27
Figure 2.3- Roulement de type SKF6414	28
Figure 2.4- a), b) Défauts d'écaillage naturels sur la bague intérieure du roulement.....	28
Figure 2.5- la chaîne d'acquisition des signaux : PC, Module SigLab.....	29
Figure 2.6- Signaux temporels pour un roulement a) Sans défaut, b) avec défaut externe, c) avec défaut interne, d) avec deux défauts.....	30
Figure 2.7- Valeur efficace de l'accélération en fonction la vitesse de rotation, roulement a) Sans défaut, b) avec défaut externe, c) avec défaut interne.....	33
Figure 2.8- Valeur efficace de l'accélération en fonction la charge radiale, Roulement a) Sans défaut, b) avec défaut externe, c) avec défaut interne.....	33
Figure 2.9- Valeur efficace de l'accélération en fonction la taille du défaut sur la bague externe, a) charge de 300 daN, b) vitesse de rotation de 600 tr/min.	34
Figure 2.10- Evolution du facteur de crête en fonction d'un défaut écaillage sur un roulement.	36
Figure 2.11- Facteur de crête en fonction la vitesse de rotation, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm ² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm ² sur la bague interne.....	37
Figure 2.12- Facteur K en fonction la vitesse de rotation, Roulement, a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm ² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm ² sur la bague interne.	37
Figure 2.13- Facteur de crête en fonction la charge radiale, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm ² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm ² sur la bague interne.....	38

Figure 2.14- Facteur K en fonction la charge radiale, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm ² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm ² sur la bague interne.	38
Figure 2.15- Représentation schématique du Kurtosis.	39
Figure 2.16- Kurtosis en fonction la vitesse de rotation, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm ² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm ² sur la bague interne.	40
Figure 2.17- Kurtosis en fonction la charge radiale, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm ² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm ² sur la bague interne.	40
Figure 2.18- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, roulement sans défaut	44
Figure 2.19- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, défaut de 8mm ² sur la bague interne.....	44
Figure 2.20- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, défaut de 8mm ² sur la bague externe.	44
Figure 2.21- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, deux défauts l'un de 8 mm ² sur la bague externe et l'autre de 20 mm ² sur la bague interne. .	44
Figure 2.22- Principe de l'analyse d'enveloppe.	46
Figure 2.23- a)Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz]	46
Figure 2.24- a)Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz]	47
Figure 2.25- a)Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz]	47
Figure 2.26- a)Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz]	48
Figure 2.27 Roulement sans défaut.....	49
Figure 2.28 Roulement avec défaut sur la bague interne.....	50
Figure 2.29- Roulement avec défaut sur la bague externe.....	50
Figure 2.30 Roulement avec deux défauts.....	51
Figure 3.1- Schéma pour l'extraction des connaissances	57
Figure 3.2 Structure de l'arbre de décision pour l'ensemble <i>T</i>	60
Figure 3.3- Attributs et classes	62
Figure 3.4- Cas 1 : Arbre de décision issu des signaux vibratoires non débruités.	64
Figure 3.5- Cas 2 : Arbre de décision issu des signaux débruités par les ondelettes de Daubechies.....	64

Figure 3.6- Cas 3 : Arbre de décision issu des signaux vibratoires non débruités et ceux débruités par les ondelettes de Daubechies.....	65
Figure 3.7- Spectre d'enveloppe d'un signal d'un défaut sur la bague externe,.....	69
Figure 3.8 Arbre de décision pour l'identification des défauts de roulement.....	70
Figure 4.1- Architecture d'un système expert	77
Figure 4.2 - Cas de déséquilibre dynamique.....	80
Figure 4.3- Causes- Symptômes	83
Figure 4.4- Environnement de l'analyse vibratoire.....	85
Figure 4.5- Environnement du système expert	86
Figure 4.6- Signal temporel	90
Figure 4.7- Spectre fréquentiel	90
Figure 4.8- Spectre d'enveloppe.....	91
Figure 5.1- Le banc d'essai.....	94
Figure 5.2- Butée SKF51207.....	95
Figure 5.3- Défauts artificiels sur la bague d'une butée SKF51207.....	95
Figure 5.4- Position des capteurs.....	95
Figure 5.5- Effet de la position du capteur	98
Figure 5.6- Relation entre RMS et la taille du défaut.....	98
Figure 5.7-Spectre de la butée sans défauts, direction: a) axiale, b) radiale.....	99
Figure 5.8-Spectre de la butée avec défaut de 2.9mm, direction: a) axiale, b) radiale.	100
Figure 5.9-Spectre de la butée avec défaut de 3.9mm, direction: a) axiale, b) radiale.	100
Figure 5.10-Spectre de la butée avec défaut de 5.5mm, direction a) axiale, b) radiale.	101
Figure 5.11-Spectre de la butée avec défaut de 6.4mm, direction a) axiale, b) radiale.	101
Figure 5.12- Indicateurs de vibration.....	105
Figure 5.13 - RMS en fonction de temps, a) butée N°1, b) butée N°2.	106
Figure 5.14- La courbe du modèle PHM de Cox.....	107
Figure 5.15- La courbe du modèle PHM de Cox pour les butées (N1, N2)	108

Tables des tableaux

Tableau 2.1- Caractéristiques du roulement et les détails des tests.	29
Tableau 2.2- Accéléromètres piézoélectriques.	30
Tableau 2.3- Relations entre RMS et taille du défaut.....	34
Tableau 2.4- RMS en décibels.....	35
Tableau 2.5- Seuils du Kurtosis	39
Tableau 2.6- Fréquences caractéristiques en Hz du roulement SKF6206.	42
Tableau 2.7- Fréquences caractéristiques du roulement à 1000 tr/min	42
Tableau 2.8- Quéfrences des défauts	49
Tableau 3.1- Exemple d'un fichier plat.....	55
Tableau 3.2- Attributs de l'arbre de décision	62
Tableau 3.3- Classes de l'arbre décision	62
Tableau 3.4- une partie de l'ensemble de données recueillis	63
Tableau 3.5- Comparaison des seuils	65
Tableau 3.6- Matrice de confusion	66
Tableau 3.7- Matrice de confusion, cas1	67
Tableau 3.8- Matrice de confusion, cas 2	67
Tableau 3.9- Matrice de confusion, cas 3	68
Tableau 3.10- Paramètres de performances pour la détection des défauts	68
Tableau 3.11 Attributs de l'arbre de décision.....	69
Tableau 3.12 Classes de l'arbre décision.....	70
Tableau 3.13 Matrice de confusion pour l'identification des défauts.....	71
Tableau 3.14 Paramètres de performances pour l'identification des défauts	71
Tableau 4.1 - Sélection d'indicateurs pour la surveillance d'un roulement	81
Tableau 4.2- Prédiction de la classe d'un défaut	90
Tableau 5.1- Accéléromètres piézoélectriques.	96
Tableau 5.2- Détails des tests.	96
Tableau 5.3- Fréquences caractéristiques en Hz du roulement SKF51207	97
Tableau 5.4- Fréquences caractéristiques de la butée pour 1800 tr/min.....	99
Tableau 5.5- Moyenne de durée résiduelle selon le modèle PHM de Cox.....	107

Table des matières

1. INTRODUCTION ET ETAT DE L'ART

1.1. Introduction	11
1.2. Maintenance conditionnelle par analyse vibratoire	13
1.3. Objectifs de la thèse	22

2. ANALYSE VIBRATOIRE DES DEFAUTS DE ROULEMENTS

2.1. Introduction	24
2.2. Défaillance des roulements	25
2.3. Dispositif expérimental	26
2.4. Procédures des essais (conduite de l'expérience)	29
2.5. Analyse vibratoire des défauts de roulements	31
2.5.1. Détection des défauts	31
2.5.2. Diagnostic des défauts de roulement	41
2.5.2.1. L'analyse spectrale, <i>FFT</i>	42
2.5.2.2. Analyse d'enveloppe	45
2.5.2.3. Analyse Cepstrale	48
2.5.2.4. Autres outils de diagnostic	51
2.6. Conclusion	52

3. DETECTION ET DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DE ROULEMENTS PAR ARBRE DE DECISION

3.1. Introduction	53
3.2. Apprentissage automatique	53
3.3. Datamining	54
3.3.1. Instances et attributs	55
3.3.2. Techniques du datamining	56
3.3.3. Classification	56
3.4. Arbre de décision	57

3.4.1. Description.....	57
3.4.2. Données d'entrées pour la construction des arbres de décisions	57
3.4.3. Algorithmes d'induction de l'arbre de décision.....	58
3.4.4. Algorithme C4.5.....	59
3.4.5. Détection et identification des défauts de roulements par arbre de décision.....	61
3.4.5.1. Détection des défauts de roulement.....	61
3.4.5.2. Identification des défauts de roulement.....	68
3.4.5.3. Extraction des règles expertes	72
3.5. Conclusion.....	73

4. DEVELOPPEMENT DU SYSTEME EXPERT

4.1. Introduction	74
4.2. Objectifs d'un système expert.....	75
4.3. Architecture d'un système expert	76
4.4. Développement du système expert.....	77
4.4.1. Analyse préalable.....	78
4.4.2. Conception du système expert	79
4.4.2.1. Modélisation du système.....	79
4.4.2.2. Analyse fonctionnelle	84
4.4.3. Développement du système expert	86
4.4.4. Déroulement du raisonnement	88
4.4.5. Extension possibles du système.....	89
4.4.6. Application	89
4.5. Conclusion.....	92

5. ESTIMATION DE LA DUREE DE VIE RESIDUELLE

5.1. Introduction	93
5.2. Dispositif expérimental.....	94
5.3. Procédures des essais.....	96
5.4. Analyse vibratoire de la butée.....	97
5.4.1. Détection des défauts.....	97
5.4.2. Identification des défauts.....	99

5.5. Pronostic des défauts	102
5.5.1. Modèles fiabilistes traditionnels	102
5.5.2. Modèles à hasard proportionnel	103
5.5.1. Estimation de la durée de vie résiduelle de la butée testée	105
5.6. Conclusion	108
6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	109
Annexe: Méthode du maximum de vraisemblance	112
Références bibliographiques	113

Chapitre 1

Introduction et état de l'art

1.1. Introduction

Les équipements industriels peuvent avoir plusieurs sortes de conséquences défavorables sur la sûreté de fonctionnement (fiabilité, disponibilité, sécurité, maintenance), sur la sécurité des personnes, sur l'environnement ainsi que sur l'économie et la politique. Toutes ces conséquences poussent à augmenter le niveau de leurs performances (productivité, qualité) et à diminuer leur coût global mesuré tout au long de leur cycle de vie.

Dans ce contexte, la mise en place de la maintenance de qualité est un enjeu économique majeur pour l'optimisation de la production. La maintenance des équipements permet à l'industrie d'agir sur sa régularité de production, sur ces coûts de fabrication, et sur la compétitivité en vue d'un succès commercial. Il existe trois grands types de maintenance : la maintenance corrective, la maintenance préventive systématique et la maintenance préventive conditionnelle suivi éventuellement de la maintenance prévisionnelle appelée souvent aussi maintenance prédictive. Ces trois types de maintenance peuvent être schématisés par le synoptique de la figure 1.1.

La maintenance corrective est appliquée après la panne, comme par exemple la rupture d'une pièce mécanique. Ce type de maintenance est réservé au matériel peu coûteux, dont la panne aurait peu d'influence sur la production, la qualité du produit fini ou la sécurité.

La maintenance systématique est une maintenance préventive effectuée avant la panne par des interventions régulières, selon un calendrier préétabli en fonction de la nature du matériel et des impératifs de production. L'entretien intervient à intervalles réguliers, fixé sur la base du minimum de vie des composants données par l'expérience ou préconisés par les constructeurs.

La maintenance conditionnelle est une maintenance préventive effectuée avant la panne par des interventions de façon conditionnelle, c'est-à-dire uniquement si certains paramètres (vibration, bruit, température...) évoluent de façon significative (Figure 1.2).

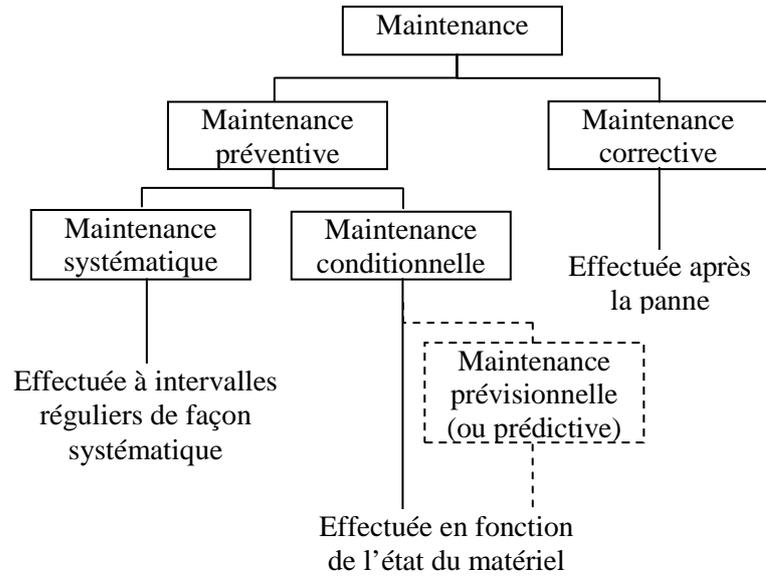


Figure 1.1- Les différentes politiques de maintenance [1].

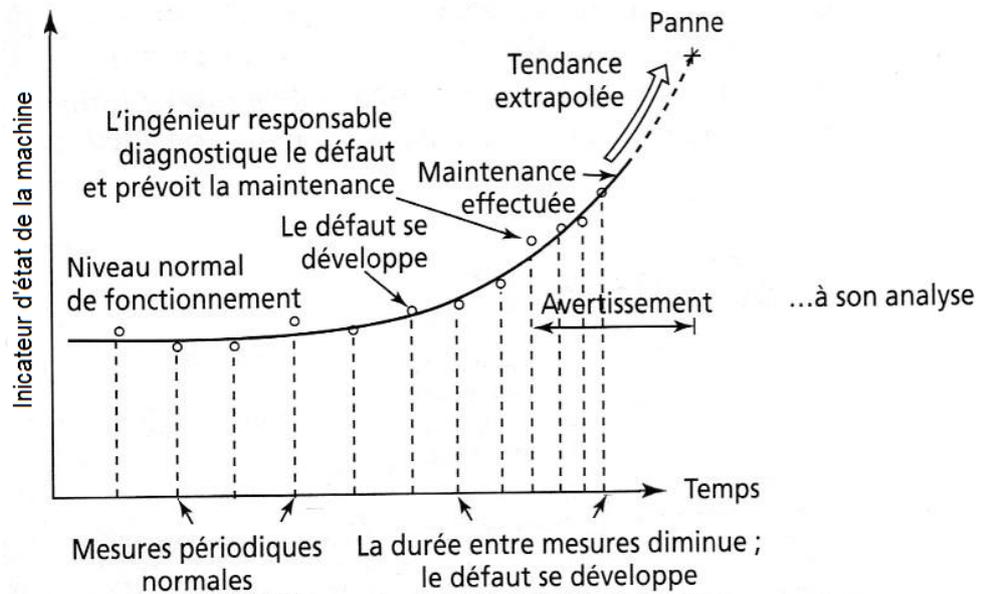


Figure 1.2- Principe de la maintenance conditionnelle [1].

La maintenance prévisionnelle (ou prédictive) définit un prolongement de la maintenance conditionnelle destiné à repousser au maximum les opérations de maintenance à effectuer. Elle a pour rôle d'analyser la tendance évolutive du dysfonctionnement après que celui-ci est détecté sur un appareil de mesure et d'estimer le temps pendant lequel il est possible de continuer à l'utiliser avant la panne.

Les travaux de cette thèse s'inscrivent dans le domaine de la maintenance conditionnelle des machines tournantes par analyse vibratoire.

Les machines tournantes en fonctionnement produisent des vibrations et leur dysfonctionnement se traduit souvent par une modification de répartition de l'énergie vibratoire. En observant l'évolution du niveau de vibrations, il est possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine. L'analyse des vibrations s'appuie sur l'idée que les structures de machines, excitées par des efforts dynamiques, donnent des signaux vibratoires dont la fréquence est identique à celle des efforts qui les ont provoqués. On peut donc, grâce à des capteurs placés en des points particuliers, enregistrer les vibrations transmises par la structure de la machine et, grâce à leur analyse, identifier l'origine des efforts auxquels elle est soumise. De plus, si on possède la signature vibratoire de la machine lorsqu'elle était neuve ou réputée en bon état de fonctionnement, on peut, par comparaison, apprécier l'évolution de son état ou déceler l'apparition d'efforts dynamiques nouveaux, générés par une dégradation en cours de développement.

Dans la surveillance des machines tournantes, l'analyse des vibrations est l'outil de maintenance le plus utilisé à cause de la capacité des données vibratoires à donner la mesure la plus pertinente de l'état d'une machine en fonctionnement [2] et à prédire de façon précoce le développement des défauts [3].

1.2. Maintenance conditionnelle par analyse vibratoire

En pratique, la maintenance conditionnelle se décompose en quatre phases distinctes qui devront faire chacune l'objet d'une étude, d'une réflexion et d'un rapport [1, 3]. Il s'agit de la détection du défaut qui se développe, de l'établissement d'un diagnostic dès qu'une anomalie est détectée, de l'analyse de la tendance qui vise à suivre l'état d'endommagement de chacun des éléments défectueux et prédire sa durée de vie résiduelle. La quatrième phase, consiste à expertiser les pièces mécaniques après démontage.

L'analyse vibratoire, fait ressortir trois étapes principales: acquisition des données, traitement des données et prise de décision de maintenance.

Dans la phase d'acquisition de données, on distingue : les données issues de la mesure (ou condition monitoring) et les données événements, par exemple des données sur : l'installation, les pannes, les maintenances effectuées dans le passé. Les données

issues de la mesure, peuvent être des données de vibration, acoustique, l'analyse d'huile, température, pression, humidité, temps, environnement. Divers capteurs ont été conçus pour acquérir ces différents types de données [5].

Dans la phase de traitement des données, on distingue: l'analyse du domaine temporel, l'analyse du domaine fréquentiel et l'analyse du domaine temps-fréquence.

L'analyse du domaine temporel est une analyse statistique directement liée au signal temporel lui-même. Dans cette analyse on calcule les caractéristiques des signaux temporels appelés indicateurs globaux, à savoir la valeur moyenne, la valeur crête-crête, la valeur efficace, le facteur de crête, le kurtosis. L'ensemble de ces indicateurs est très facile à mettre en œuvre. Le plus souvent, ces différents indicateurs sont traités simultanément pour profiter des avantages de chacun et confirmer les résultats. Ces indicateurs indiquent une modification du comportement de l'équipement mais ne permettent pas la localisation de l'élément qui modifie ce comportement. Ces indicateurs sont des outils utiles à la surveillance de l'état d'une machine [6].

L'analyse du domaine fréquentiel est basée sur la transformation du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette analyse est la plus utilisée dans le domaine industriel, de part leur facilité de mise en œuvre, d'interprétation, d'identification et d'isolation des fréquences caractéristiques d'un composant. Elle permet de connaître le contenu fréquentiel d'un signal temporel, et de localiser les fréquences caractéristiques des défauts [7]

L'analyse conventionnelle la plus employée couramment est l'analyse spectrale qui s'appuie sur la Transformée de Fourier Rapide (*FFT*). Le spectre de puissance est l'outil le plus utilisé généralement dans l'analyse spectral. Il est défini comme suit:

$$SP = E[X(f).X^*(f)] \quad (1.1)$$

Où $X(f)$ est la transformée de Fourier du signal temporel $x(t)$, E est l'espérance mathématique et $*$ signifie le complexe conjugué.

D'autres outils utiles développés ont montré que dans certains cas leurs propres avantages par rapport au spectre *FFT*. On cite à titre d'exemple, l'analyse d'enveloppe [8], transformée d'Hilbert, Cepstre, Spectre d'ordre élevé par exemple Bi-spectre et Tri-spectre.

L'analyse du domaine temps-fréquences est développée pour analyser les signaux non stationnaires. Par exemple, la présence des chocs dus aux défauts de roulements donne au signal vibratoire un caractère non stationnaire. Cette approche issue de

l'incapacité de manipuler les signaux non stationnaires par les techniques de l'analyse de domaine fréquentiel. Cette approche vise à analyser les signaux dans les deux domaines temps et fréquence en même temps.

La transformée de Wigner-Ville [9-10] et la transformée de Fourier à court-termes (STFT ou spectrogramme) [11] sont les méthodes les plus utilisées. Les transformées en ondelettes [12] consistent à décomposer le signal en une somme d'ondelettes dilatées ou non et localisées temporellement. Notons que les ondelettes sont utilisées soit pour réaliser un dé-bruitage du signal, soit pour réaliser un diagnostic en analyse vibratoire.

Une ondelette désigne une fonction qui oscille sur un intervalle de longueur fini (un temps donné si la variable est de type spatial).

L'ondelette, notée $\Psi(t)$, est une fonction continue, a des moments nuls, et est nulle au-delà d'un segment de \mathbb{R} . Plus précisément, la condition d'admissibilité pour Ψ est définie par l'équation (1.2), ce qui implique une fonction ondulatoire.

$$\int_{\mathbb{R}^-} \frac{|\psi(s)|^2}{|s|} ds = \int_{\mathbb{R}^+} \frac{|\psi(s)|^2}{|s|} ds < +\infty \quad (1.2)$$

La décomposition en ondelette consiste à calculer un "index de ressemblance" entre le signal et l'ondelette $\Psi_{a,b}(t)$ obtenue par dilatation d'un facteur a positif et de décalage d'une position b de l'ondelette de référence (ou ondelette mère) $\psi(t)$. La décomposition d'un signal $x(t)$ est définie par l'équation (1.3).

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi(a,b)dt \quad (1.3)$$

Avec :

$$\psi(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.4)$$

Le facteur d'échelle (ou dilatation) a est lié à la notion de fréquence tandis que le décalage b est lié à la notion de position temporelle.

Dans le domaine de la détection et du diagnostic des roulements, Mori [13] a utilisé les ondelettes de Morlet. Sun et Tank [14] ont utilisé les singularités du signal générées par les défauts pour les détecter. Ainsi, les impulsions dans le signal peuvent être détectées par les hautes fréquences avec une bonne résolution [15].

Les ondelettes utilisées généralement sont Morlet, Mexican hat, Haar, Daubechies. Le choix de l'ondelette est un aspect primordial quant à la qualité des résultats. C'est pourquoi, elle doit être choisie en fonction du système étudié.

La prise de décision de maintenance est la dernière phase du cycle maintenance conditionnelle. Cette étape est critique pour les ingénieurs de maintenance afin de prendre des mesures de maintenance. Cette phase peut être décomposée en trois catégories principales : la détection, le diagnostic et le pronostic.

Le développement des moyens matériels de mesure des paramètres de fonctionnement d'un équipement et de stockage des données, issues de différentes sources permet de construire des vastes bases de données (Figure 1.3). Le profit que l'on peut tirer des données stockées peut être énorme par l'application des techniques statistiques, fiabilistes et de datamining sur l'ensemble de données recueillies, afin d'extraire des informations utiles à la prise de décision de détection, de diagnostic et de pronostic [16].

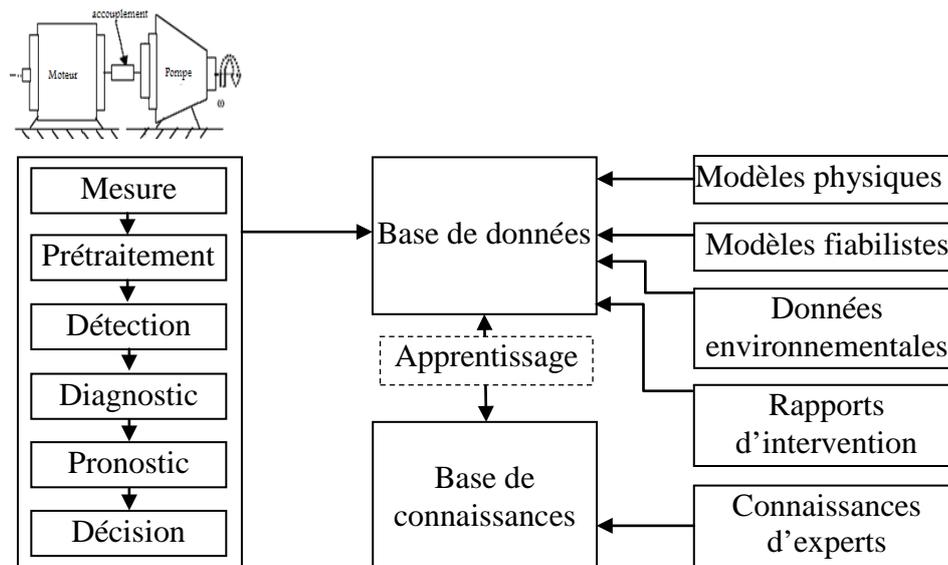


Figure 1.3- Sources des données

Le processus de détection (ou la surveillance) des défauts signale la présence d'un défaut si un (ou des) indicateur (s) dépassent un seuil admissible prédéterminé. Il est basé sur la notion de déviation par rapport à l'état normal de fonctionnement. Il s'agit de disposer d'indicateurs sensibles dont les valeurs varient significativement dès les premières phases de l'apparition du défaut : une alerte doit être générée dès que les

indicateurs dépassent des amplitudes repères. La détection s'appuie sur l'analyse statistique du signal temporel. Cette analyse permet de calculer les indicateurs globaux, à savoir la valeur efficace de l'accélération, le facteur de crête, le facteur k, le kurtosis.

Le processus de diagnostic des défauts met l'accent sur l'isolation et l'identification des défauts quand ils se produisent. Ce processus permettant de tracer des graphes à partir des informations issues de la mesure et des indicateurs calculés. Traditionnellement, la reconnaissance des formes de ces graphes est faite manuellement avec des outils graphiques auxiliaires comme le spectre de puissance, le spectre de phase, le Cepstre, le spectrogramme, le scalogramme en ondelettes. Cependant, la reconnaissance des formes manuelle exige une expérience particulière dans le domaine d'application du diagnostic et un personnel compétent et hautement formé. Par conséquent, la reconnaissance des formes automatique est fortement désirable. Ceci peut être réalisé par la classification des signaux issus de la mesure et/ou des indicateurs extraits à partir de ces signaux. Plusieurs approches de diagnostic sont disponibles : approches statistiques, approches fiabilistes, approches de l'intelligence artificielle et approches à base de modèles.

Des approches statistiques, appliquées dans le domaine de maintenance des systèmes industriels, existent. On cite à titre d'exemple, le contrôle statistique des processus (CSP) employée largement dans la détection et le diagnostic des défauts, le Clustering, le modèle de Markov caché.

L'approche conventionnelle, CSP, est largement employée dans la détection et le diagnostic des défauts. Le principe du CSP est de mesurer l'écart entre le signal actuel et le signal de référence représentant l'état normal pour voir si le signal actuel est dans les limites de contrôle ou pas. Un exemple de l'utilisation de CSP pour la détection de dommages a été discuté dans [17].

Le clustering est une approche statistique de classification permet de regrouper un ensemble de signaux en différents paquets homogènes, en ce sens que les signaux de chaque sous-ensemble partagent des caractéristiques communes, qui correspondent le plus souvent à des critères de proximité que l'on définit en introduisant des mesures de distance. Plusieurs algorithmes de regroupement sont disponibles, à savoir l'algorithme de plus proches voisins et les machines à vecteurs de support.

Les approches de l'intelligence artificielle populaires pour le diagnostic des machines sont les réseaux de neurones artificiels (RNA), des systèmes experts et de

datamining. Pour former un modèle de diagnostic, les RNA sont basés sur des exemples (ou objets) de cas résolus et des entrées et des sorties connues. Par contre, les systèmes experts sont basés sur des connaissances issues des experts en diagnostic [18]. D'autres techniques de l'intelligence artificielle existent dans la littérature et certains sont le résultat de l'hybridation de plusieurs d'entre elles. Par exemple les systèmes à logique floue et les réseaux de neurones flous. La référence [19], présente la synthèse des techniques utilisée dans le processus de diagnostic des machines.

Dans les approches à bases de modèles, les modèles sont construits à partir de la physique des dispositifs. Ces modèles décrivent leur fonctionnement correct ou leur dysfonctionnement. L'idée de cette approche consiste à comparer le comportement simulé d'un dispositif à l'aide d'un modèle analytique/mathématique avec son comportement réellement observé (Figure 1.4). La présence d'un écart (ou résidu) entre le comportement simulé et le comportement observé est le point de départ de la recherche de diagnostics. Le résidu est un indicateur de défaut qui reflète l'état défectueux du système surveillé.

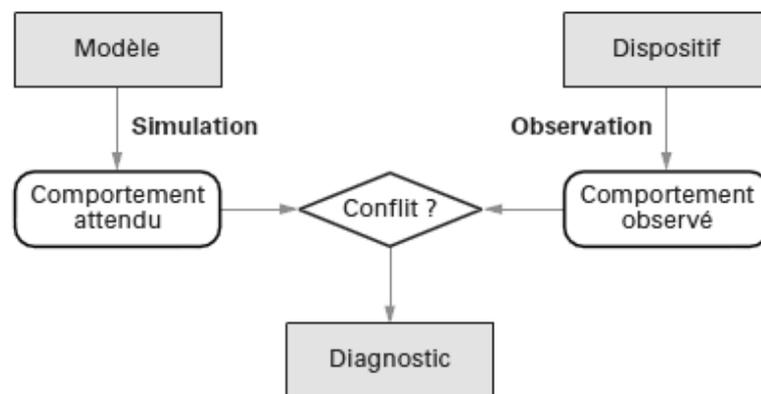


Figure 1.4- Principe du diagnostic à base de modèles.

Le processus de diagnostic des défauts consiste de deux étapes principales : la génération des résidus et la prise de décision (figure 1.5). Plusieurs méthodes de génération des résidus sont disponibles comme par exemple : le filtre de Kalman, l'estimation de paramètre (ou identification du système) et les relations de parité.

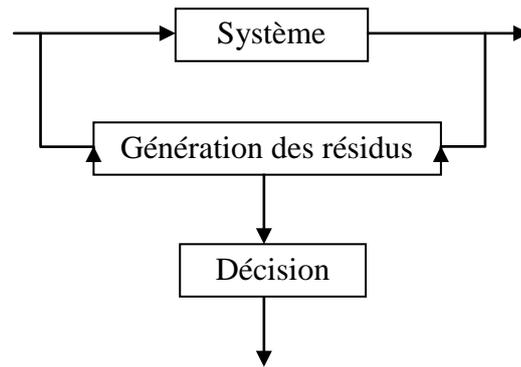


Figure 1.5- Les étapes de diagnostic des défauts.

Dans la classe des approches à bases de modèles, on distingue les méthodes par identification de paramètres, les méthodes par estimation du vecteur d'état et les méthodes par identification des signatures [20]. Ces dernières ont été appliquées au diagnostic des défauts pour une variété de systèmes mécaniques comme par exemple: la boîte de vitesses [21], roulements [22-23], le rotor [24] et les outils de coupe [25]. Bartelmus [26-27] a utilisé la modélisation mathématique et la simulation informatique pour faciliter le traitement du signal et l'interprétation. Vania et Pennacchi [28] ont développé quelques méthodes pour mesurer l'exactitude des résultats obtenus par l'application des techniques à base de modèles pour identifier des défauts dans les machines tournantes.

Dans le processus pronostic, deux types de prédiction de l'évolution des défauts existent. Le premier type est basé sur la prédiction du temps restant avant qu'une défaillance se produise (ou, un ou plusieurs défauts), ce qui permet l'organisation la plus rationnelle des activités de maintenance. Ce temps est appelé aussi la durée de vie résiduelle. Le deuxième est basé sur la prédiction de la chance qu'une machine fonctionne sans défaut ou défaillance pendant un certain temps jusqu'à quelques temps futur. (Par exemple : l'intervalle d'inspection suivant). Ce dernier type est utilisé particulièrement quand un défaut ou une défaillance est catastrophique. Actuellement, la probabilité qu'une machine fonctionne sans défaut jusqu'à l'intervalle d'inspection suivant pourrait être une bonne référence pour le personnel de maintenance afin de déterminer si l'intervalle d'inspection est approprié ou non. La plupart des travaux de recherche fait appel au premier type de pronostic des machines et par ailleurs peu de travaux utilisent le deuxième type [4].

La durée de vie résiduelle (Remaining Useful Life RUL) est le temps restant avant l'observation d'une défaillance étant donné les conditions présentes de la machine et le profil des opérations passées. Elle est définie comme étant une variable aléatoire conditionnelle :

$$T - t | T > t, Z(t) \quad (1.5)$$

où T indique la variable aléatoire du temps à la défaillance (figure 1.6), t est l'âge actuel et Z(t) est le profil des conditions passées jusqu'au temps actuel.

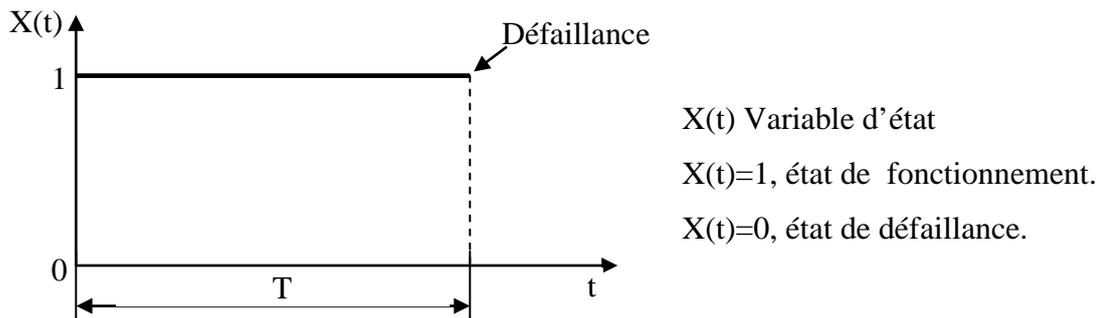


Figure 1.6- Temps à la défaillance

Comme pour le diagnostic, on distingue les approches à base de modèles statistiques, fiabilistes et de l'intelligence artificielle,. La figure 1.7 présente la vision de Vachtsevanos [29] sur les approches possibles en fonction de l'applicabilité à divers systèmes et leur coût et leur relatif d'implémentation.

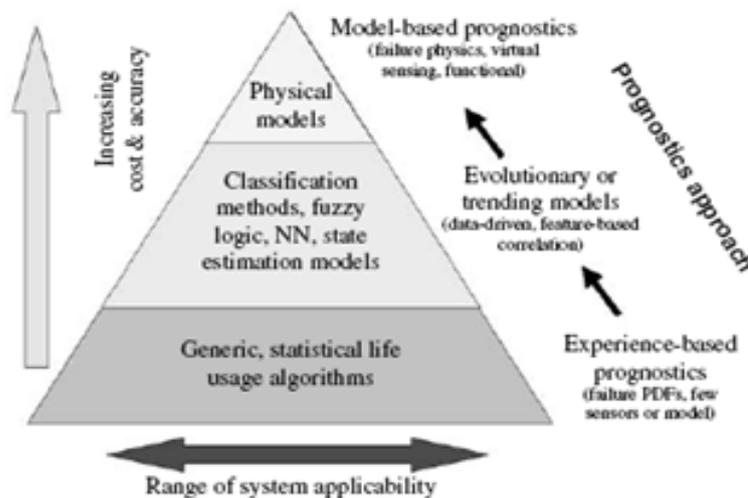


Figure 1.7- Approches du pronostic [29].

La détermination d'un modèle physique s'avère difficile voire impossible dans certains cas. Les historiques des défaillances pour un équipement peuvent être analysés statistiquement. Le pronostic basé sur la modélisation des lois de fiabilité utilise les données de temps à la défaillance pour initier les actions de maintenance en terme de fiabilité. Les modèles fiabilistes permettent d'envisager aussi une optimisation des opérations de maintenance vis-à-vis de critères opérationnels (disponibilité) ou économiques. Yan et al [30] ont employé le modèle de régression pour calculer la fiabilité et ce pour des variables conditionnelles données et un modèle ARMA (Autorégressifs et moyenne mobile) pour la prédiction des défaillances. Par la suite, un seuil de la probabilité de défaillance est utilisé pour évaluer la durée de vie résiduelle.

Le modèle à hasard proportionnel MHP et le modèle à intensités proportionnelles MIP, sont des modèles statistiques utiles pour l'évaluation de la durée de vie résiduelle. Jardin et al [31] ont proposé le modèle à hasard proportionnel de MHP-Weibull pour analyser les défaillances des moteurs des avions et des navires. Vlok et al [32] ont appliqué le MIP avec l'extrapolation des co-variables afin d'évaluer la durée de vie résiduelle. Chinnam et al [33] et Wang et al [34] ont proposé un processus stochastique, appelé processus de gamma, pour la prédiction de vie résiduelle. Wang [35] a utilisé le concept de délai de retard résiduel et la théorie de filtrage stochastique pour tirer la distribution de vie résiduelle.

Des techniques de l'intelligence artificielle ont été utilisées pour estimer la durée de vie résiduelle. On cite à titre d'exemple, les réseaux de neurones dynamiques et la logique floue. Ces derniers présentent l'avantage de résoudre de manière satisfaisante le problème de prédiction. Les réseaux de neurones de type GRNN (Generalized Regression Neural Network) traitent le problème des incertitudes. Zhang et Ganesan [35] ont employé les réseaux de neurones pour étudier la tendance de développement du défaut afin d'estimer la durée de vie résiduelle dans une machine tournante. Wang et Vachtsevanos [37] ont appliqué les réseaux de neurones dynamiques pour prévoir le processus de propagation du défaut et pour estimer de la durée de vie résiduelle avant que le défaut n'atteigne une taille critique donnée. Yam et al [38] ont appliqué les réseaux de neurones récurrents pour prévoir la tendance de l'état de machine. Wang et al [39] ont comparé les résultats issus de l'application des réseaux de neurones récurrents et du système d'inférence flou à base neuronale pour prévoir la tendance de propagation de dommage de défaut.

Le pronostic s'appuie sur un modèle mathématique ayant en entrée des paramètres de fonctionnement actuels du système afin de prédire l'estimation de son état à un instant futur. Cette catégorie comprend les techniques qui utilisent un modèle dynamique du processus à prédire. On distingue les modèles basés sur la physique de dégradation (loi de fatigue, de corrosion, etc.) [40], les modèles ARMA, les filtres de Kalman, etc. Si l'on sait arriver à implémenter un modèle basé sur la dégradation physique, il peut être possible de calculer le dommage d'un composant critique en fonction des conditions de fonctionnement, et ainsi évaluer les effets cumulés au cours de la vie du composant. Il n'est cependant pas toujours aisé de construire un modèle mathématique précis basé sur la physique de la dégradation de l'équipement, plusieurs modes de défaillance étant concurrents et corrélés. Aussi recourt-on à des retours d'expérience pour la construction des modèles, généralement par une identification de paramètres. On suppose alors que le système obéit à un modèle dynamique donné et on utilise des données d'observation pour l'identification de paramètres du modèle.

Li et al. [41-42] ont présenté une méthodologie de pronostic pour la prévision de la croissance de défaut de roulement et de la durée de vie résiduelle. Cette méthodologie est basée sur une loi de fissuration en fatigue du type Paris. Dans le cadre de la fatigue de roulement et la prédiction de sa durée de vie, Zhang et al [43] ont utilisé une loi de cumul d'endommagement non linéaire. Oppenheimer et al [44] ont appliqué un modèle physique pour prévoir l'état d'une machine en combinaison les forces et un modèle de vie qui s'appuie sur une loi de croissance de la fissure pour estimer le RUL. Luo et al [45] ont présenté le processus pronostic qui s'appuie sur des données de simulation à base de modèles.

1.3. Objectifs de la thèse

Dans cette étude, la démarche proposée pour le suivi de l'état d'une machine tournante consiste d'abord à sélectionner les indicateurs pertinents de vibration à partir de l'analyse vibratoire des signaux issus des mesures. Par la suite, l'extraction des connaissances utiles par l'utilisation de l'approche d'apprentissage par arbre de décision sur l'ensemble de données est entreprise. Cette approche (une technique de datamining) permet d'assister les experts du domaine et particulièrement dans les cas où les règles à utiliser sont difficile à extraire. La prise de décision de maintenance est soumise à des contraintes relatives à l'indisponibilité des experts du domaine dans les sites et au

manque des règles expertes. Ces besoins nous incitent directement à explorer le champ des systèmes experts, une branche de l'intelligence artificielle, défini comme étant un programme informatique qui simule le raisonnement d'un expert du domaine étudié. Il s'agit d'intégrer toutes les règles obtenues dans une base de connaissances pour développer le premier système expert opérationnel, en vue de suivre l'état de santé des machines tournantes en fonctionnement. Cette approche dépend de la qualité des connaissances extraites à partir de l'exploration de données.

Dans le cadre de cette étude, les objectifs à atteindre sont les suivants :

1. Contribuer au développement des approches d'analyse de données issues de la mesure sur des paliers à roulements, et au choix pertinent des indicateurs nécessaires à la prise de décision dans le processus de détection, de diagnostic et de pronostic des défaillances,
2. Développer une méthodologie pour l'extraction des connaissances, utiles à la prise de décision, par l'application des techniques de datamining sur l'ensemble de données recueillies après l'analyse des vibrations.
3. Développer un système expert d'aide à la prise de décision dans le processus de suivi de l'évolution des défauts de machines tournantes à partir de l'ensemble de connaissances recueillies.
4. Estimer la durée de vie résiduelle d'élément mécanique à partir du modèle fiabiliste à hasard proportionnel.

Dans le cadre de ce travail, nous avons conduit deux applications expérimentales sur la plate-forme d'essai "SURVIB" dans le laboratoire de mécanique appliquée (LMA) de l'université de Reims champagne Ardenne (URCA). La première application concerne la détection et l'identification des défauts de roulement. Les mesures vibratoires sont prélevées sur un banc d'essai de détection des défauts de roulement. La deuxième application concerne le suivi de la dégradation d'une butée à billes et l'estimation de sa durée de vie résiduelle par l'utilisation du modèle à hasard proportionnel.

Chapitre 2

Analyse vibratoire des défauts de roulements

Ce chapitre traite la détection et l'identification des défauts de roulements par analyse vibratoire. Une étude expérimentale est entreprise permettant l'analyse statistique des signaux (valeur RMS, valeur crête, facteur de crête, facteur k, kurtosis, skew) et l'analyse du contenu fréquentiel (spectre fréquentiel, détection d'enveloppe, Cepstre). La première met en évidence la variation du niveau global des vibrations quant à la deuxième elle permet de localiser d'une façon précise l'origine de cette variation de niveau.

2.1. Introduction

Les roulements font partis des organes mécaniques les plus importants des machines tournantes. La maintenance de ce type de composant est souvent basée sur le calcul de sa durée de vie à partir des modèles mathématique et nécessite dans un premier temps de connaître son comportement en service. L'endommagement des roulements se traduit généralement par des dégradations de fatigue qui apparaissent à la surface des éléments actifs du roulement. Il se présente sous la forme de fissures puis d'écaillages engendrés par la fatigue de roulement due à l'application cyclique d'une charge sur les pistes du roulement. La ruine du roulement est souvent occasionnée par un écaillage qui peut être d'origine superficielle ou provenir de la dégradation de la sous-couche du matériau. Les écaillages vont être le siège d'impacts lors du passage des éléments roulants causant ainsi l'excitation de fréquences propres [46-48]. La dégradation progressive des roulements pose la question de la détermination du moment propice où il faut procéder à leur remplacement, au prix d'un arrêt des machines. Si l'on sait détecter, dans leur phase initiale, les avaries d'un roulement et identifier toutes les phases de leur évolution, on peut estimer la courbe de fiabilité du roulement, estimer à chaque instant sa durée de vie résiduelle, réaliser un pronostic. Ce processus d'estimation de durée de vie est basé sur la surveillance conditionnelle (*condition monitoring*), en parallèle ou en complément des méthodes fiabilistes [41].

Les impulsions produites à chaque fois qu'un élément roulant rencontre un écaillage sur son chemin engendrent des vibrations. Ces impulsions périodiques sont

fonctions de la géométrie du roulement et de la vitesse de rotation relative entre les deux bagues de roulement. Elles peuvent être détectées sur un spectre à partir de l'identification des fréquences caractéristiques du roulement. Les fréquences de ces impulsions sont aisément calculables, sur l'hypothèse d'un roulement pur, et sont appelées fréquences caractéristiques du roulement [49].

2.2. Défaillance des roulements

Selon SNR [50] les causes de détériorations des roulements peuvent se rattacher à quatre origines principales :

Mauvaise qualité du montage, Méthode et moyens insuffisants ou mal adaptés, pollution au montage, mise en place brutale et mauvaise construction des organes récepteurs : arbres et logements hors tolérance, mauvais accès du lubrifiant, défaut d'alignement.

Conditions de fonctionnement, Surcharges accidentelles ou non, vibrations en marche ou à l'arrêt, vitesses excessives et flexions d'arbres.

Conditions d'environnement, Température ambiante trop basse ou trop élevée, passage de courant et pollution par l'eau, la poussière, les produits chimiques, les déchets textiles...

Lubrification, Mauvais choix du lubrifiant, qualité inadaptée et fréquence d'entretien inadéquate

Il existe plusieurs aspects des détériorations de roulements comme :

Ecaillage de fatigue, Fissuration et enlèvement de fragments de matière.

Ecaillage superficiel, Taches en surface provenant d'arrachements superficiels de métal.

Grippage, Zones mates avec enlèvement de matière, traces brunes d'échauffement, déformation des corps roulants, micro-fusions et laminage du métal.

Empreintes par déformation, Empreintes des billes ou des rouleaux (génératrices) correspondant à leur écartement. Le fond de l'empreinte est brillant, on y retrouve les traces de la rectification. La matière a été repoussée, sans usure.

Empreintes des corps roulants par abrasion, Empreintes correspondant ou non à l'écartement des corps roulants. Il y a eu enlèvement de matière par usure due aux vibrations subies par le roulement à l'état stationnaire.

Usure, Usure généralisée des corps roulants, des pistes et cages. Teinte grise (due à l'effet d'une pollution abrasive).

Cratères et cannelures, Piqûres à bords nets ou succession de plages étroites parallèles, liées à un passage de courant électrique.

Coups, fissures, cassures, Chocs violents, enlèvement de matière en surface, fissures, ruptures des bagues.

Corrosion de contact, Coloration rouge ou noire sur les surfaces d'appui du roulement, dans l'alésage et sur le diamètre extérieur.

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

Coloration, Coloration des chemins de roulement et des corps roulants.

Détérioration des cages, Déformation, usure, rupture.

Les avaries précédentes peuvent être réduites et même éliminées par une surveillance des causes de détérioration et l'entretien appropriés. Par contre, il existe des avaries dites de fatigue qui apparaissent même dans des conditions idéales de fonctionnement. La charge dans le roulement est transmise d'une bague à l'autre par des éléments roulants. En rotation, il se crée donc un champ de contraintes cycliques qui est responsable de la fatigue du roulement. Ce type d'avarie se manifeste par l'apparition de fissure qui croît lentement jusqu'à l'écaillage.

2.3. Dispositif expérimental

Des essais de détection des défauts de roulements sur la plate-forme d'essai "SURVIB : SURveillance de machines industrielles par diagnostic VIBratoire" sont entreprise. La plate-forme est composée d'un bâti massif en béton sur lequel sont insérés une plaque rainurée en acier et les dispositifs expérimentaux sur lesquels a porté cette étude. Les figures 2.1 et 2.2 représentent le banc d'essai expérimental et l'élément mécanique " roulement de type SKF6206 " d'une rangée de billes sur lequel des essais sont effectués. Le banc d'essai comporte un arbre reposant sur deux paliers logés dans un carter et accouplé à un moteur à vitesse variable. Une charge radiale est appliquée à l'aide d'un vérin hydraulique du côté du roulement sous test.

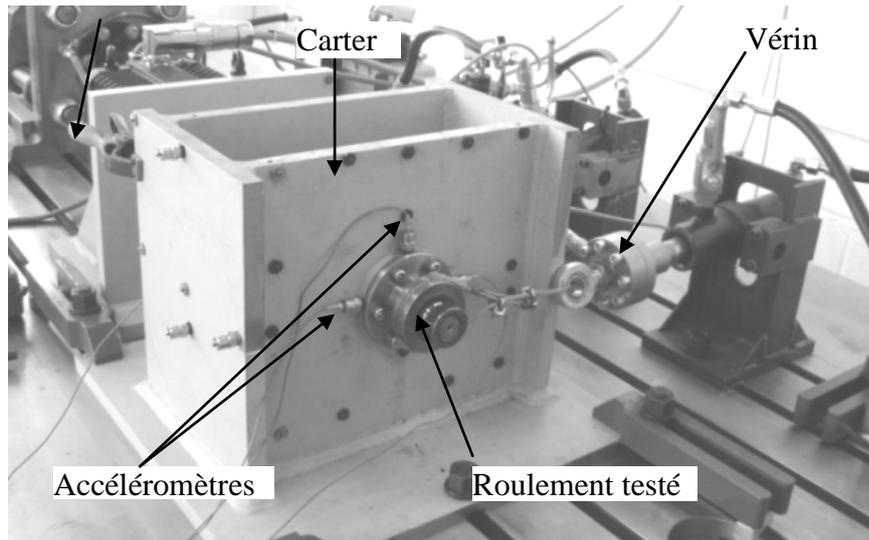


Figure 2.1- Banc d'essai.

Dans le cas où le roulement présente de(s) défaut(s) de forme elliptique sur la bague intérieure, sur la bague extérieure ou sur les deux bagues à la fois, ce(s), dernier(s) est (sont) réalisés par électroérosion.

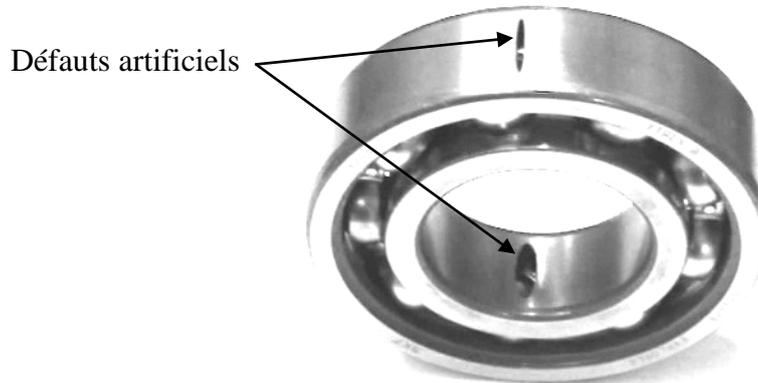


Figure 2.2- Défauts artificiels d'un roulement à billes.

Le choix de forme elliptique du défaut est justifié par le fait que quand la bille roule sur la piste d'une bague et sous l'effet des charges appliquées, qui donnent lieu à des déformations élastiques dont les contraintes générées sont estimées par la théorie d'Hertz, un contact Hertzien elliptique est formé entre la bille et la bague. D'autre part, les défauts artificiels représentent réellement des défauts rencontrés dans l'industrie. Un exemple d'écaillages naturels sur un roulement à billes de type SKF6414 d'un broyeur

dans l'industrie est illustrés par la figure 2.3. Les figures 2.4a et 2.4b montrent les écaillages naturels de forme elliptique sur la bague intérieure de ce roulement.

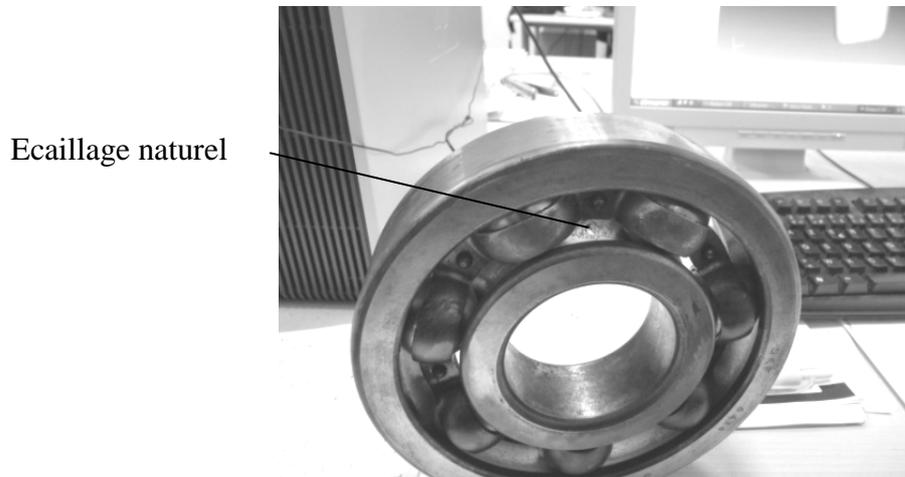


Figure 2.3- Roulement de type SKF6414

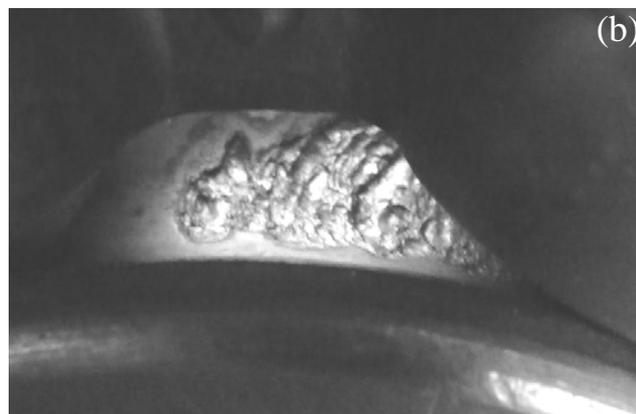
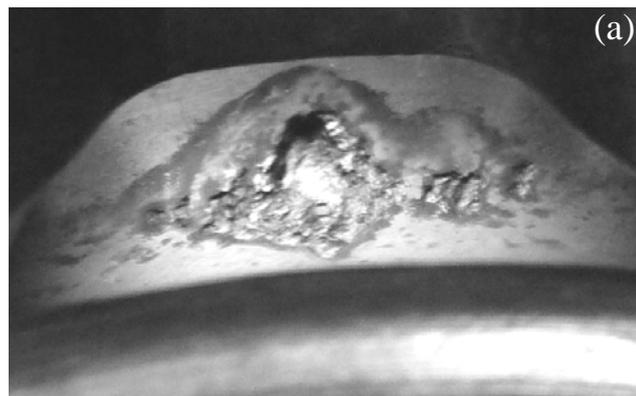


Figure 2.4- a), b) Défauts d'écaillage naturels sur la bague intérieure du roulement.

Le comportement du dispositif est analysé pour des vitesses de rotations différentes obtenues à l'aide d'un variateur de vitesse contrôlant le moteur. Les vitesses de rotation retenues sont : 600 tr/min, 1000 tr/min et 2000 tr/min. Les données expérimentales sont récapitulées dans le tableau 2.1. Il est à noter que pour chaque taille de défaut neuf expériences sont effectuées.

Tableau 2.1- Caractéristiques du roulement et les détails des tests.

Dimensions du roulement	Taille du défaut	Vitesse de rotation	Charges radiales
Type SKF 6206	0 mm ²	600tr/min	3000 N
Nombre de billes 9	8 mm ²	1000 tr/min	5000 N
Diamètre primitif 46 mm	20 mm ²	2000 tr/min	7000 N
Diamètre d'une bille 9.53 mm			

L'acquisition des signaux vibratoires est effectuée à 51.2 kHz d'échantillonnage à l'aide d'un système d'acquisition multicanaux et par l'utilisation des accéléromètres piézoélectriques fixés sur un palier. Le nombre d'échantillons prélever dans les signaux est limité à 8192. Le système d'acquisition utilisé (Figure 2.5) comprend : Un PC, un Module d'acquisition SigLab et des accéléromètres.

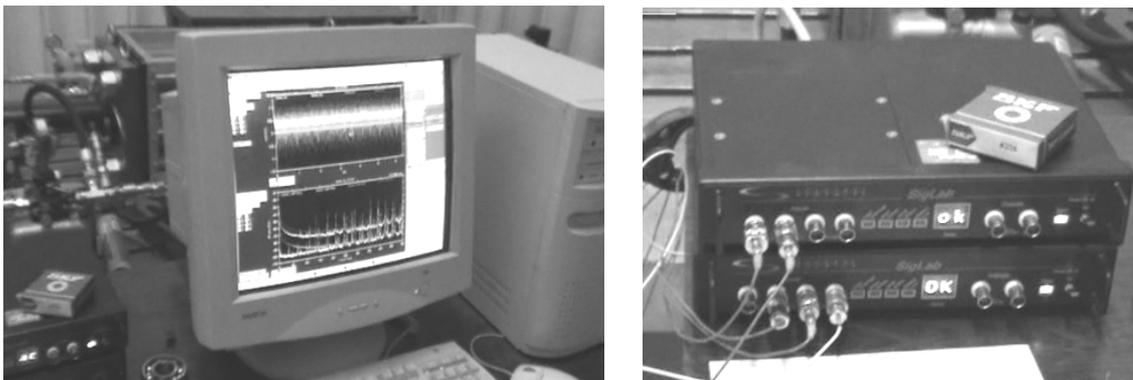


Figure 2.5- la chaîne d'acquisition des signaux : PC, Module SigLab.

2.4. Procédures des essais (conduite de l'expérience)

Nous mettons le système en rotation et enregistrons les signaux temporels. Ces derniers sont collectés à travers d'un système d'acquisition Siglab à huit voies. On

utilise quatre accéléromètres piézoélectriques, fixés sur le palier qui porte le roulement à tester, dont les sensibilités sont illustrées dans le tableau 2.2. Les tests sont conduits à différentes vitesses de rotation et sous des charges différentes.

Tableau 2.2- Accéléromètres piézoélectriques.

Capteur	Sensibilité en tension [mV/ (m/s ²)]	Direction
DJB3209	9.95	RH10
DJB3208	10.06	RH1
DJB883	10	RV1
DJB884	10	RH2

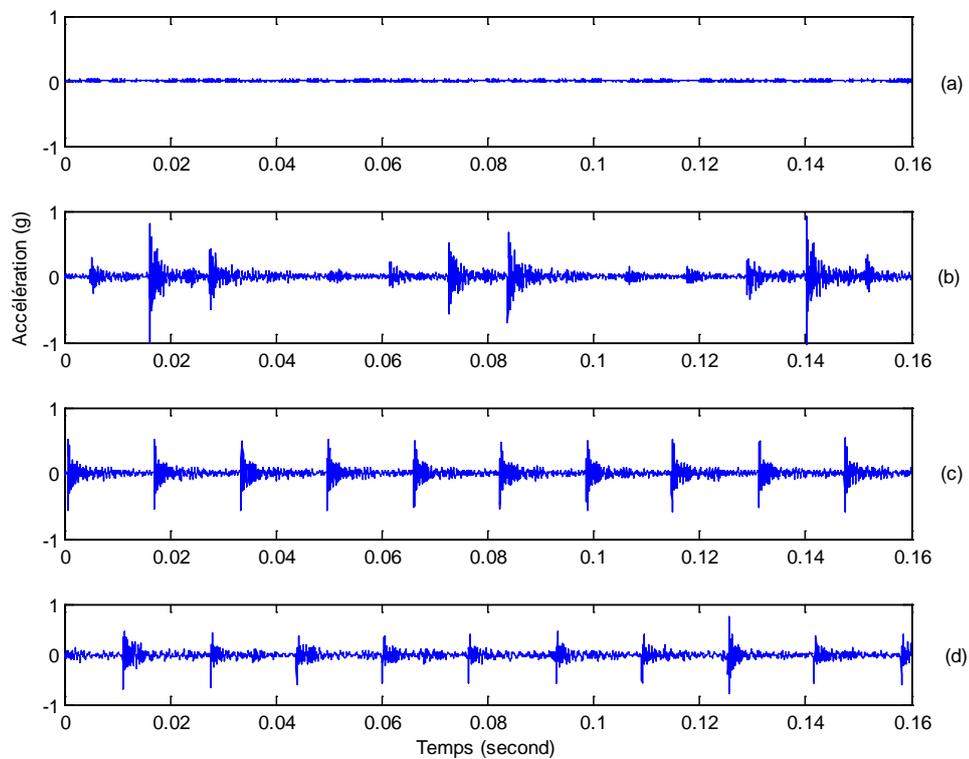


Figure 2.6- Signaux temporels pour un roulement a) Sans défaut, b) avec défaut externe, c) avec défaut interne, d) avec deux défauts.

La figure 2.6 représente quelques signaux délivrés par un accéléromètre fixé sur un palier selon une direction radiale horizontale et pour une vitesse de rotation de 1000 tr/min et une charge radiale de 500 daN. Les signaux correspondent aux roulements a) Sans défaut, b) avec défaut de 8 mm² sur la bague externe, c) avec défaut de 8 mm² sur la bague interne, d) avec deux défauts l'un de 8 mm² sur la bague externe et l'autre de 20 mm² sur la bague interne. D'après cette figure, on constate la présence des

impulsions périodiques, caractéristiques des défauts de roulement, produites par le passage d'une bille sur un écaillage artificiel.

2.5. Analyse vibratoire des défauts de roulements

Différentes méthodes d'analyse vibratoire, basées sur le comportement du roulement, permettent de détecter, de diagnostiquer et de pronostiquer les défauts de roulements. Ces méthodes ont fait l'objet de nombreuses publications synthétisées dans les références [6, 51-52]. On peut classer ces méthodes en trois grandes familles: les méthodes temporelles basées sur l'analyse statistique du signal, les méthodes fréquentielles basées sur la transformée de Fourier et les méthodes basées sur l'analyse des deux domaines temps et fréquence en même temps. Les méthodes temporelles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquences faibles (de 10Hz à 1000 Hz) et des mesures d'accélération dans des gammes de fréquences élevées (de 1000 Hz à 10000 Hz) dans le but de minimiser l'influence des vibrations induites par la rotation des arbres. Les méthodes fréquentielles permettent une localisation des défauts issus des roulements, à partir de la connaissance des fréquences caractéristiques, elles sont très bien adaptées aux systèmes complexes.

2.5.1. Détection des défauts

Le processus de détection des défauts de roulement s'appuie sur l'analyse statistique du signal temporel. Dans cette analyse, on calcule les indicateurs globaux comme la valeur efficace de l'accélération, la valeur crête de l'accélération, le facteur de crête, le facteur k, le kurtosis. Ces indicateurs évaluent l'état de fonctionnement global des équipements mais ne permettent pas de localiser et identifier le défaut [53].

La valeur efficace du signal (ou *RMS Root Mean Square*)

C'est un indicateur qui mesure le contenu énergétique dans un signal temporel. Sa valeur correspond à la racine carrée de la moyenne du carré du signal $x(t)$ calculée sur une période T.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \cdot \int_t^{t+T} x^2(t) \cdot dt} \quad (2.1)$$

Et pour une variable discrète $\{x_i\}$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (2.2)$$

Où n et x_i sont le nombre d'échantillons prélevés dans le signal et l'amplitude du niveau vibratoire mesuré filtré ou non, respectivement.

La mesure de la valeur RMS est une technique approximative d'analyse du signal qui fait abstraction du paramètre fréquentiel pour ne mesurer que l'amplitude. Les valeurs données ne sont représentatives que du phénomène prépondérant en amplitude dans la plage de fréquences mesurées, phénomène qui, bien qu'ayant la plus grande amplitude n'est pas forcément le plus inquiétant et qui a tendance à masquer la valeur des autres phénomènes. C'est ce que l'on appelle l'effet de masque. C'est à cause de cet effet de masque, qu'il faut effectuer un tri entre les phénomènes basses fréquences (balourd, désalignement), moyennes fréquences (défauts d'engrenages ou de passage des pales) et hautes fréquences (défauts de roulements). Cette méthode est appelée mesures par bandes de fréquences dont le nombre, établi en fonction de la complexité cinématique de la machine, qualifie la fiabilité de la surveillance. On prend bien soin de donner à chaque plage de fréquences un seuil d'alerte approprié.

Le calcul de la valeur efficace des vibrations de roulements requiert d'effectuer des mesures de niveau vibratoire en mode accélération, dans une large bande de fréquences, généralement comprise entre 1 KHz et 20 KHz. Les avantages de cette méthode résident dans sa simplicité et sa rapidité de mise en œuvre, et demande un investissement en matériel faible. Cependant, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts et donne une alarme tardive, ce qui représente un inconvénient majeur dans le cadre de la maintenance conditionnelle.

Les figures 2.7 à 2.9 montrent l'évolution de la valeur efficace de l'accélération avec la vitesse de rotation et la charge radiale pour un roulement a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne. D'après ces figures, la valeur efficace de l'accélération a tendance à croître avec l'augmentation d'un des paramètres (vitesse de rotation, charge, taille du défaut).
g accélération due à la pesanteur (9.81 m/s²) pris comme unité d'accélération.

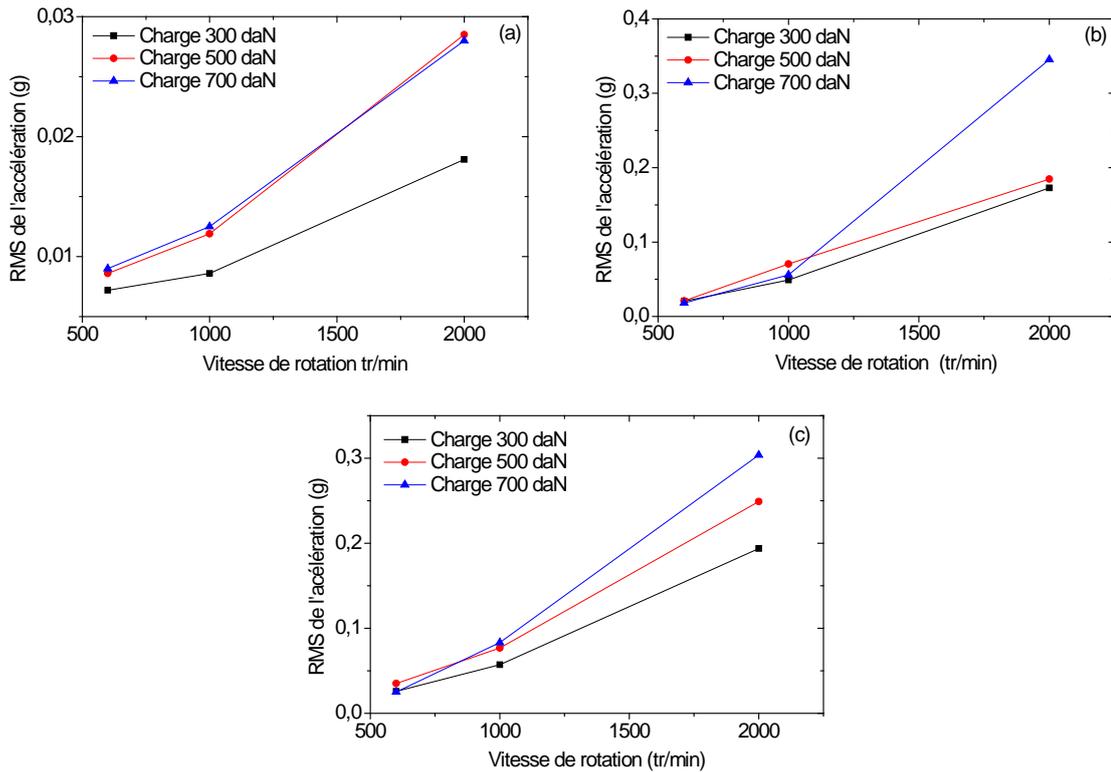


Figure 2.7- Valeur efficace de l'accélération en fonction la vitesse de rotation, roulement a) Sans défaut, b) avec défaut externe, c) avec défaut interne.

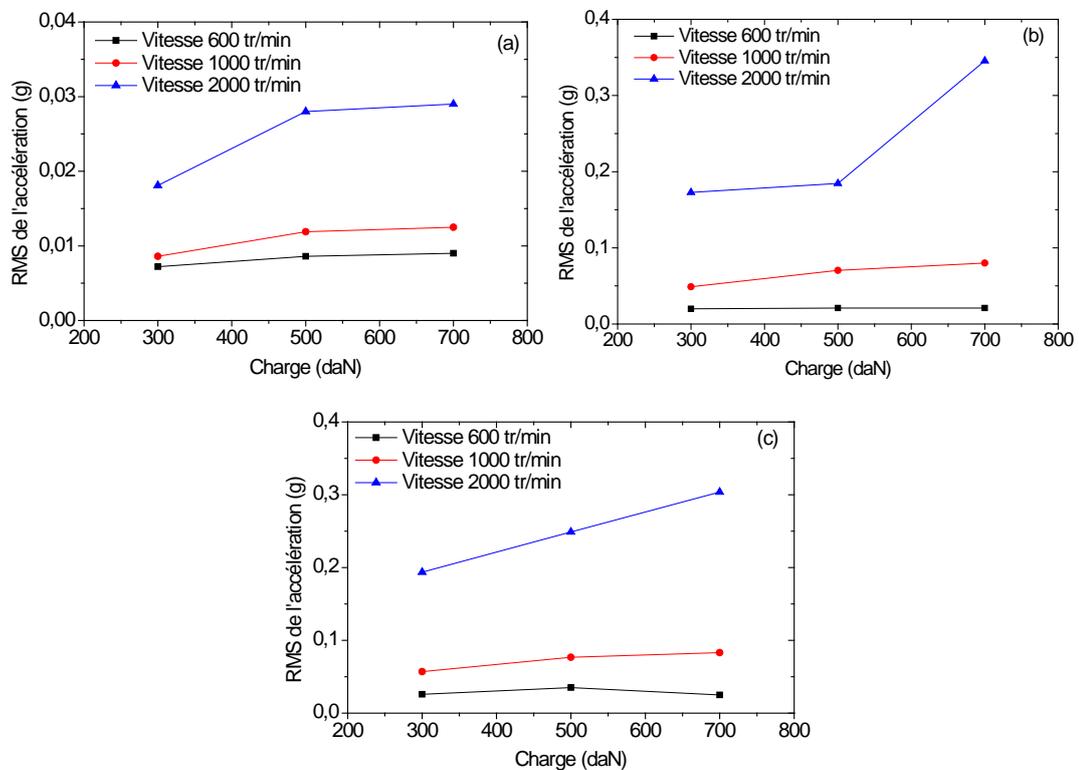


Figure 2.8- Valeur efficace de l'accélération en fonction la charge radiale, Roulement a) Sans défaut, b) avec défaut externe, c) avec défaut interne.

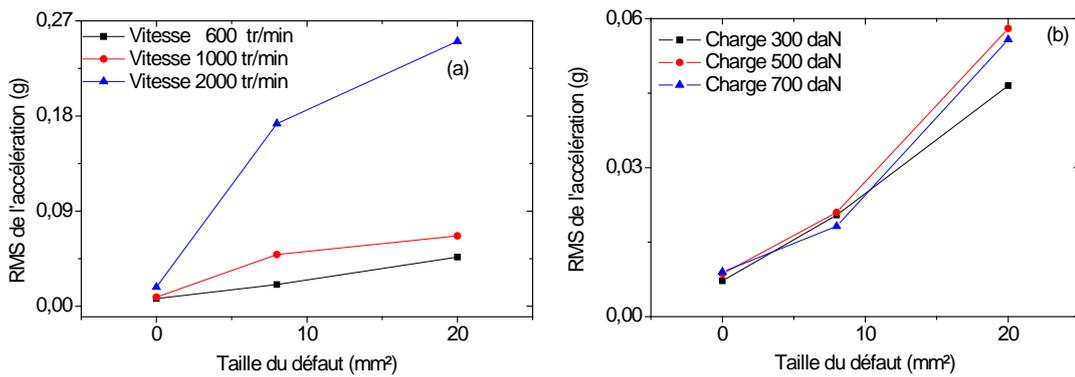


Figure 2.9- Valeur efficace de l'accélération en fonction de la taille du défaut sur la bague externe, a) charge de 300 daN, b) vitesse de rotation de 600 tr/min.

La figure 2.9b, montre les courbes de la valeur efficace de l'accélération (RMS) en fonction de la taille du défaut (D) pour différentes charges radiales et une vitesse de rotation de 600 tr/min. D'après cette figure, on observe la quasi-linéarité des courbes. Le tableau 2.3 illustre les relations et les coefficients de corrélation issus de la régression linéaire opérée sur chacune des courbes de la figure 2.9b. En connaissant la valeur RMS, ces relations contribuent à prédire la taille du défaut.

Tableau 2.3- Relations entre RMS et taille du défaut

Charge radiale (daN)	Fonctions	Coefficient de corrélation R ²
300	$RMS=0.006D+0.002$	0.99
500	$RMS=0.0057D+0.002$	0.96
700	$RMS=0.005D+0.002$	0.90

La présence d'une anomalie peut être détectée si un indicateur dépasse un seuil prédéterminé. Les seuils sont définis généralement d'une façon expérimentale. Il est possible de fixer, au départ, un seuil d'alerte et un seuil de danger comme suit : si une mesure dépasse le niveau d'alerte, cela signifie que l'accélération relevée est deux fois plus importante que celle qui fait référence. Et si une mesure dépasse le niveau de danger, cela signifie que l'accélération relevée est dix fois plus importante que celle qui fait référence.

Augeix [54] a exprimé le niveau de l'accélération efficace en décibels en utilisant la relation 2.3 ensuite il a défini les seuils d'alerte et de danger (Tableau 2.5).

$RMS(dB) = 6$ dB et le seuil de danger : $RMS(dB) = 20$ dB.

$$RMS(dB) = 20 \log_{10} (RMS / RMS_{réf}) \quad (2.3)$$

où $RMS_{réf}$ la valeur efficace de l'accélération de référence (ou de la première mesure ou de celle d'un roulement neuf).

Tableau 2.4- RMS en décibels [54]

Niveau	$RMS / RMS_{réf}$	$RMS(dB)$
	100.00	40
Danger	10.00	20
	3.16	10
	2.51	8
Alerte	2.00	6
	1.41	3
	1.12	1
Référence	1.00	0

Les indicateurs crêtes

Les indicateurs crêtes sont issus des valeurs crêtes [2] (supérieures, inférieures ou crêtes à crêtes) du signal temporel mesuré. Les plus utilisés sont le facteur crête et le facteur K.

Le facteur de crête (FC) défini comme étant le rapport entre la valeur crête (VC) d'un signal (en valeur absolue) et sa valeur efficace.

$$FC = \frac{V_{cc\ crête}}{V_{efficace}} = \frac{\sup |x_i|}{RMS} \quad (2.4)$$

Le facteur K défini comme étant le produit entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$K = V_{cc\ crête} \cdot V_{efficace} \quad (2.5)$$

Par comparaison avec la valeur efficace, le facteur crête [55] permet une détection plus précoce du défaut, qui se produit par des chocs liés par exemple au contact de surfaces dégradées. En effet, lorsque le roulement est sans défaut, le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace reste sensiblement constant. La valeur du facteur crête est alors comprise entre 3 et 6.

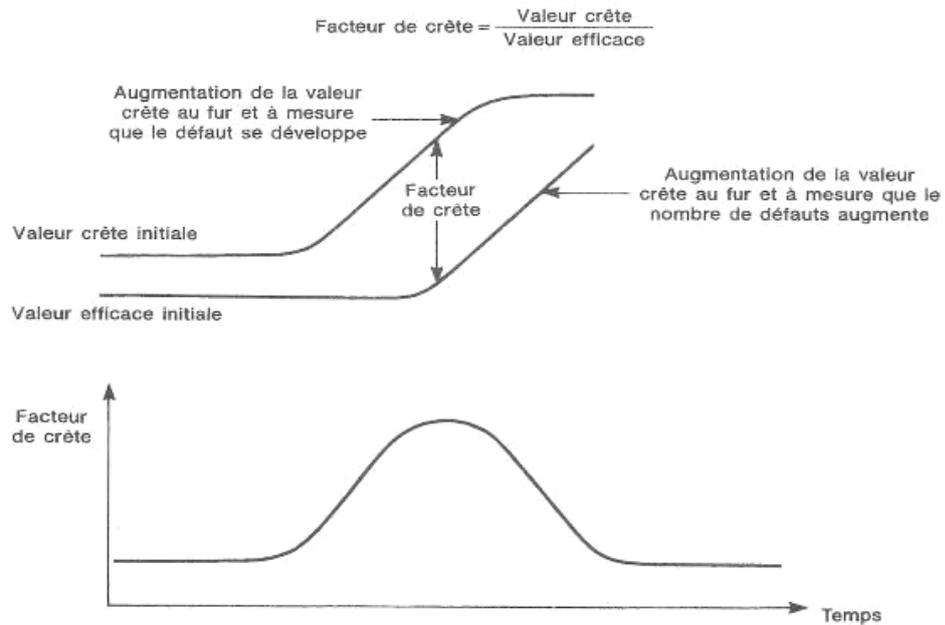


Figure 2.10- Evolution du facteur de crête en fonction d'un défaut écaillage sur un roulement [61].

Quand une dégradation se développe, la valeur crête croît sensiblement, tandis que la valeur efficace reste sensiblement constante, la valeur du facteur crête devient alors supérieure à 6. Au fur et à mesure de la détérioration du roulement, la valeur crête augmentera jusqu'à atteindre une valeur limite, alors que la valeur efficace continuera de croître sous l'effet des impacts générés sous le passage des éléments roulants sur les défauts de piste (figure 2.10). Cet indicateur est sensible à la taille des défauts dans les roulements [56].

Les figures 2.11 à 2.14 montrent l'évolution des indicateurs crêtes (facteurs crêtes et facteurs k) en fonction des paramètres de fonctionnement (la vitesse de rotation, la charge radiale) et de l'état du roulement (sans défaut, avec défaut).

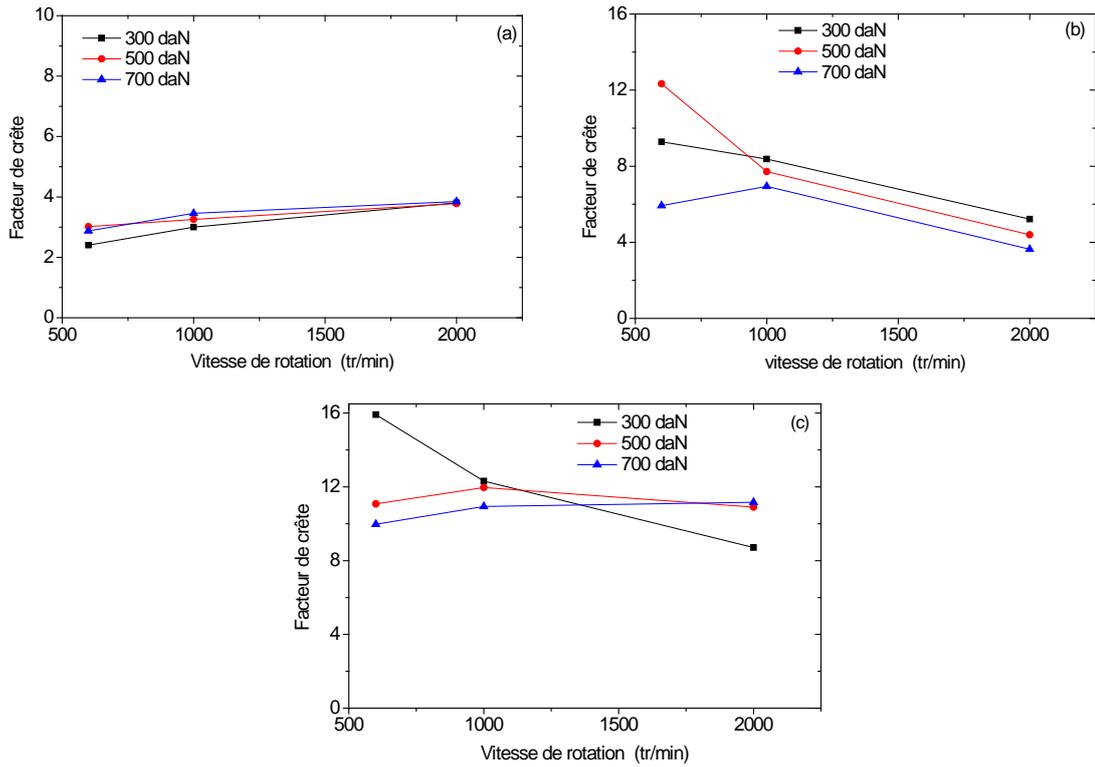


Figure 2.11- Facteur de crête en fonction la vitesse de rotation, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne.

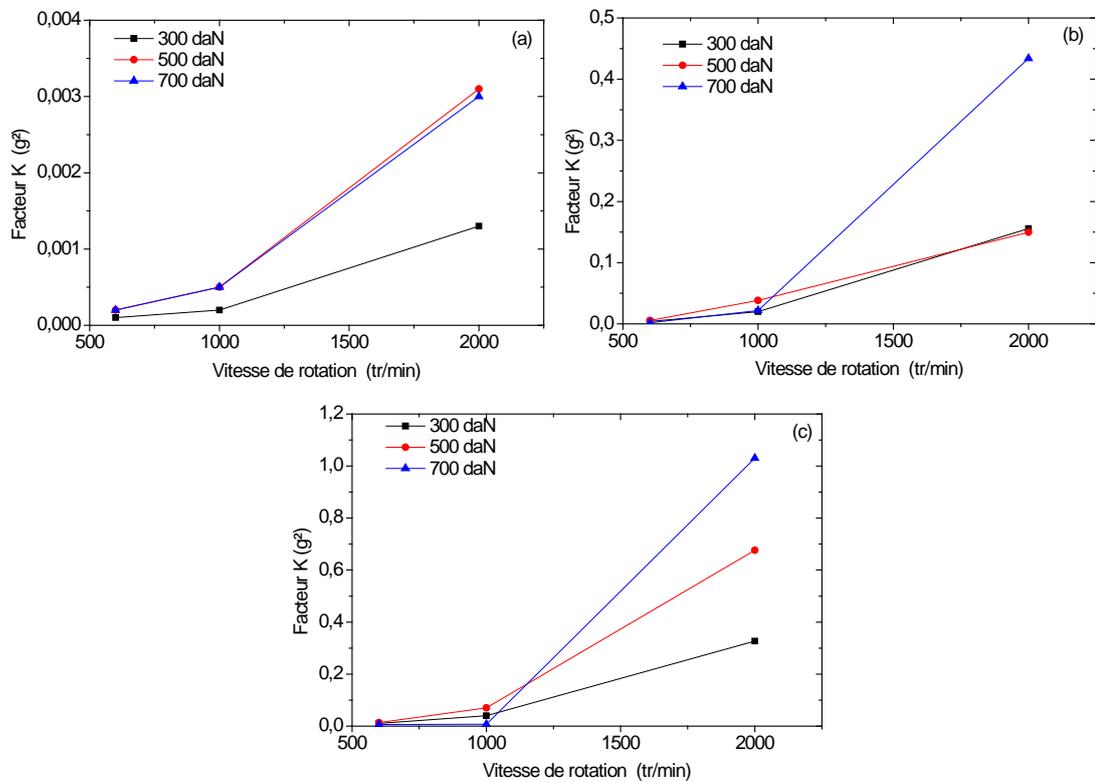


Figure 2.12- Facteur K en fonction la vitesse de rotation, Roulement, a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne.

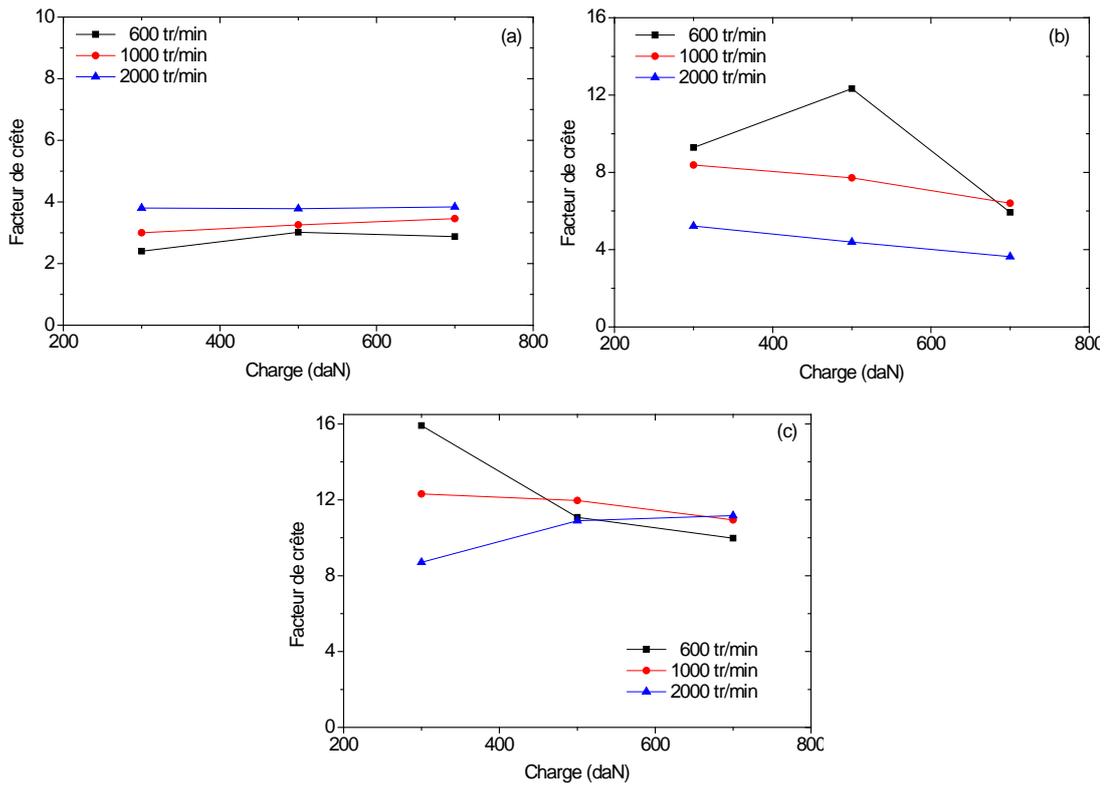


Figure 2.13- Facteur de crête en fonction la charge radiale, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne.

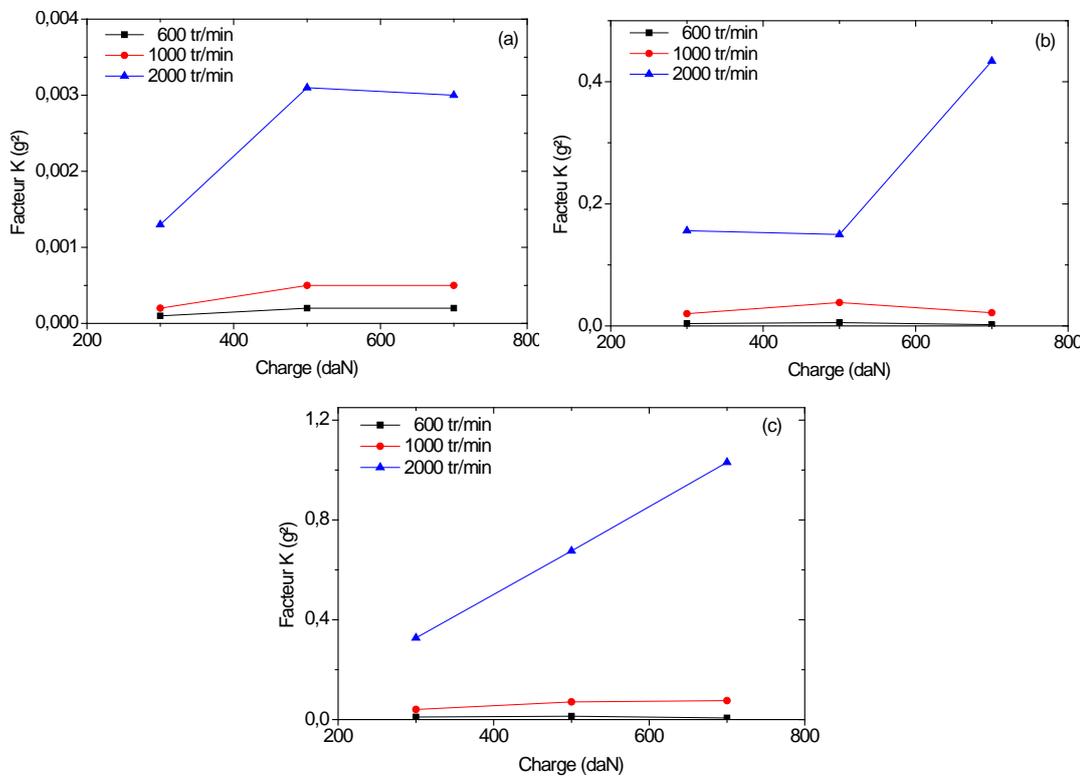


Figure 2.14- Facteur K en fonction la charge radiale, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne.

Le Kurtosis

Le Kurtosis est un indicateur statistique permettant de détecter l'apparition des chocs et de suivre l'évolution des défauts induisant des forces impulsionnelles périodiques. Il permet la détection précoce d'un défaut de roulement. Il correspond au moment d'ordre 4 normé de la distribution statistique du signal. Il est défini comme suit :

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (2.6)$$

où M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2, respectivement.

$$\bar{x} \text{ est la valeur moyenne de } \{x_i\}, \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.7)$$

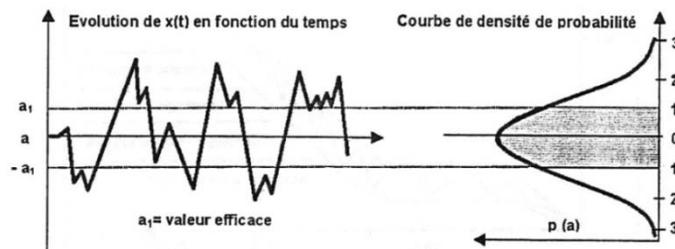


Figure 2.15- Représentation schématique du Kurtosis.

En effet, dans le cas d'un roulement sans écaillage, sa valeur est égale à 3 ± 0.2 , dès l'apparition d'un défaut de type écaillage, sa valeur devient supérieure à 3 [57]. Le tableau 2.5 montre un exemple de critères de gravité basé sur le Kurtosis.

Tableau 2.5- Seuils du Kurtosis [58].

Kurtosis	gravité
2.8 à 3.2	Bon
3.2 à 4	Moyen
> 4	Critique

Le Kurtosis doit cependant être utilisé avec beaucoup de précaution, car il est très sensible aux chocs [59], ce qui oblige un emploi du Kurtosis dans un environnement peu complexe afin de ne pas commettre d'erreurs de diagnostic.

La figure 2.16 à 2.17 montrent l'évolution du Kurtosis en fonction des paramètres (la vitesse de rotation, la charge radiale) et de l'état du roulement (sans défaut, avec défaut).

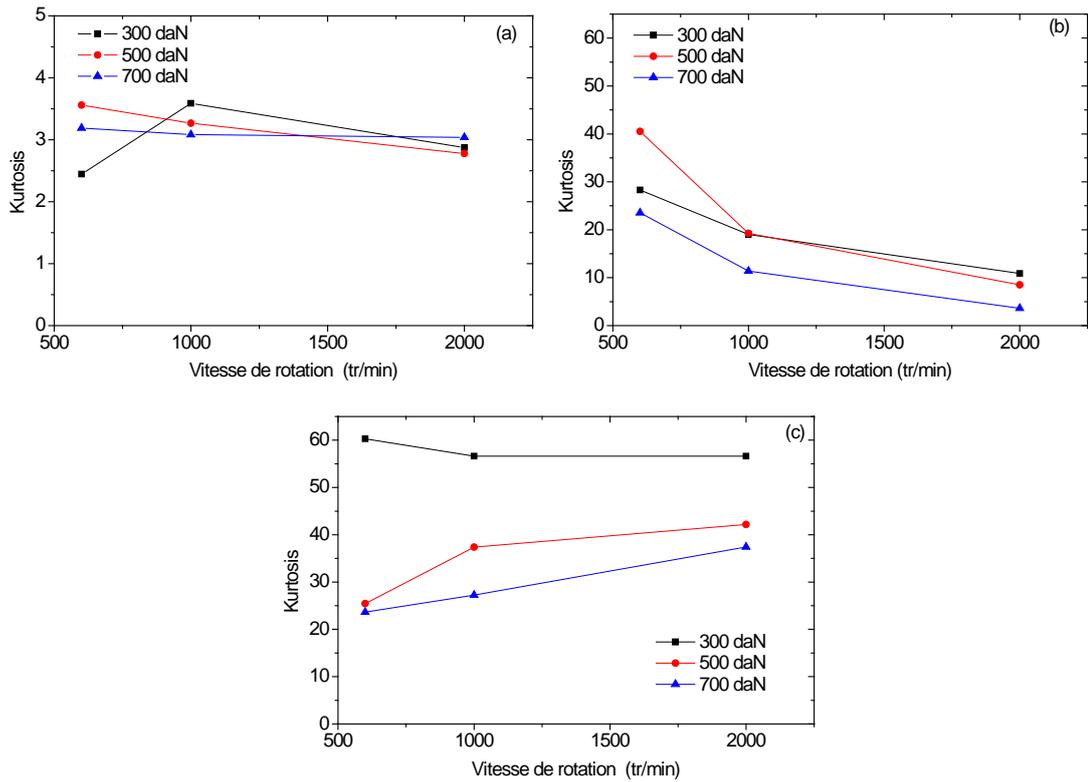


Figure 2.16- Kurtosis en fonction la vitesse de rotation, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne.

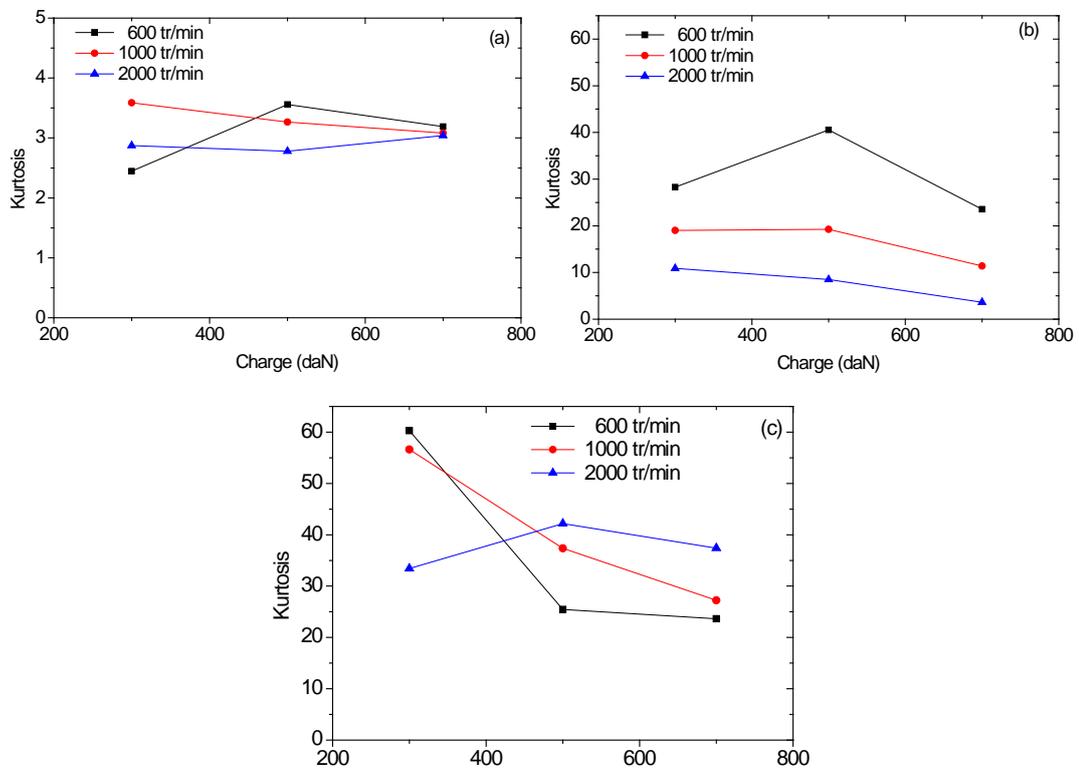


Figure 2.17- Kurtosis en fonction la charge radiale, Roulement: a) sans défaut, b) avec un défaut de 8mm² sur la bague externe, c) avec un défaut de 8 mm² sur la bague interne.

Le coefficient d'asymétrie ou facteur de vrillage (Skewness)

Il caractérise le degré de dissymétrie d'une distribution autour de sa moyenne. Il est calculé par

$$Skew = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{RMS} \right)^3 \quad (2.8)$$

2.5.2. Diagnostic des défauts de roulement

L'analyse en fréquence est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f . et donc détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence $f_{défaut}$. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation [6].

Les fréquences caractéristiques du roulement testé sont données par les équations suivantes [49]:

La fréquence de passage d'une bille sur un défaut de bague externe

$$Fbe = Fr. \frac{N}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (2.9)$$

La fréquence de passage d'une bille sur un défaut de bague interne

$$Fbi = Fr. \frac{N}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (2.10)$$

La fréquence de passage d'un défaut de cage

$$Fc = Fr. \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (2.11)$$

La fréquence de passage d'un défaut de bille sur une bague

$$Fb = Fr. \frac{d}{D} \left(1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right)^2 \right) \quad (2.12)$$

où N , Fr et α sont le nombre d'éléments roulants ou billes, la fréquence de rotation et l'angle de contact, respectivement. d et D sont le diamètre des éléments roulants et le diamètre primitif, respectivement.

Les fréquences caractéristiques du roulement pour les différentes vitesses de test sont récapitulées dans les tableaux 2.6 et 2.7.

Tableau 2.6- Fréquences caractéristiques en Hertz du roulement SKF6206.

Vitesse [tr/min]	600	1000	2000
Fbe [Hz]	35.68	59.47	118.93
Fbi [Hz]	54.32	9.53	181.07
Fc (cage) [Hz]	6.04	10.07	20.13
Fb (bille) [Hz]	23.11	38.52	77.04

Tableau 2.7- Fréquences caractéristiques du roulement à 1000 tr/min

Harmoniques	1x	2x	3x
Fréquence de rotation, Fr [Hz]	16.67	33.33	50.00
Bague externe, Fbe [Hz]	59.47	118.93	178.40
Bague interne, Fbi[Hz]	90.53	181.07	271.60
Cage, Fc [Hz]	10.07	20.13	30.20
Bille, Fb [Hz]	38.52	77.04	115.55

Dans l'industrie, l'analyse spectrale (ou en fréquences) est largement utilisée pour l'interprétation de la plupart des fréquences de vibrations, il est plus aisé de travailler dans le domaine de fréquences que dans le domaine des temps. Dans la suite, nous présentons l'analyse spectrale, l'analyse d'enveloppe et le Cepstre ainsi que l'application de ces méthodes sur l'ensemble des signaux vibratoires prélevés du banc d'essai pour l'identification des défauts de roulements.

2.5.2.1. L'analyse spectrale, *FFT*

La représentation d'un signal tel qu'il est délivré par un capteur se fait dans le domaine temporel (amplitude en fonction du temps). L'analyse spectrale permet de représenter sous forme d'un graphique, appelée spectre, montrant l'amplitude d'une vibration à chaque fréquence. Dans un spectre toutes les composantes du signal vibratoire sont représentées sous forme de pics. Cette analyse s'appuie sur la transformée de Fourier, équation 2.13.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \xleftrightarrow{TF} x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{j2\pi ft} dt \quad (2.13)$$

où $X(f)$, t , f sont la transformé de Fourier, le temps et la fréquence, respectivement.

En général la fonction $x(t)$ est représentative d'un signal analogique non défini par une fonction mathématique simple, elle doit être échantillonnée en des points

discrets. Pour passer du domaine continu au domaine discret, on utilise la correspondance suivante :

$$t \longrightarrow i.t_e \quad f \longrightarrow k.\Delta f \quad \int_{-\infty}^{+\infty} \longrightarrow \sum_{i=0}^{n-1} \quad d \longrightarrow \Delta t \quad (2.14)$$

où t_e , i , n , k et Δf sont le pas d'échantillonnage du signal temporel, le numéro de l'échantillon, le nombre d'échantillons prélevés, k le numéro de la ligne fréquentielle et l'intervalle entre deux lignes fréquentielles, respectivement

A partir de l'équation 2.13, on obtient l'expression de la transformée de Fourier discrète TFD:

$$X(k.\Delta f) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x(i.t_e) e^{-j2\pi k \frac{i}{n}} \xleftrightarrow{TF} x(i.t_e) = \sum_{i=0}^{n-1} X(k.\Delta f) e^{-j2\pi k \frac{i}{n}} \quad (2.15)$$

En pratique, Le calcul de la transformée de Fourier discrète (TFD) s'effectue à partir d'un algorithme appelé Transformée de Fourier Rapide (ou FFT Fast Fourier Transform). Ce dernier s'appuie sur le calcul de la densité spectrale de puissance (DSP), ou spectre de puissance, le carré du module de la transformée de Fourier rapportée au temps d'observation (équation 2.16). Elle est la représentation fréquentielle (spectre de puissance) la plus utilisée dans le diagnostic vibratoire des machines tournantes.

$$DSP(f) = \frac{|X(f)|^2}{d} \quad (2.16)$$

où $DSP(f)$, $X(f)$ et d sont la densité spectrale de puissance, la transformée de Fourier du signal et d est la durée d'observation, respectivement.

Cette analyse spectrale permet de connaître le contenu fréquentiel d'un signal temporel, et de localiser les fréquences caractéristiques des défauts. Dans certaines applications il est utile d'avoir une représentation différente et complémentaire au spectre fréquentiel comme l'analyse d'enveloppe, le Cepstre, le zoom, etc.

Dans les spectres fréquentiels (figures 2.18 à 2.21), Nous observons, l'évolution du niveau des vibrations exprimé en valeurs efficace de l'accélération avec la dégradation du roulement. Nous choisissons pour la comparaison des enregistrements effectués avec une charge de 500 daN et à une vitesse de rotation 1000 tr/min.

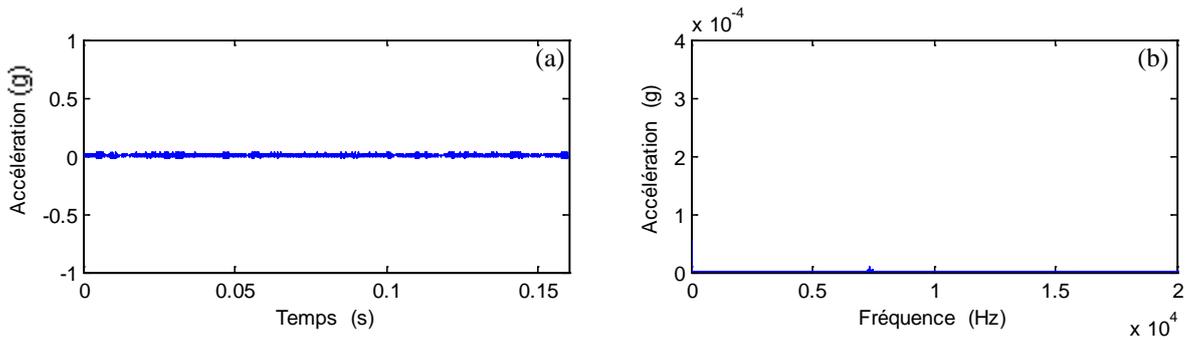


Figure 2.18- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, roulement sans défaut

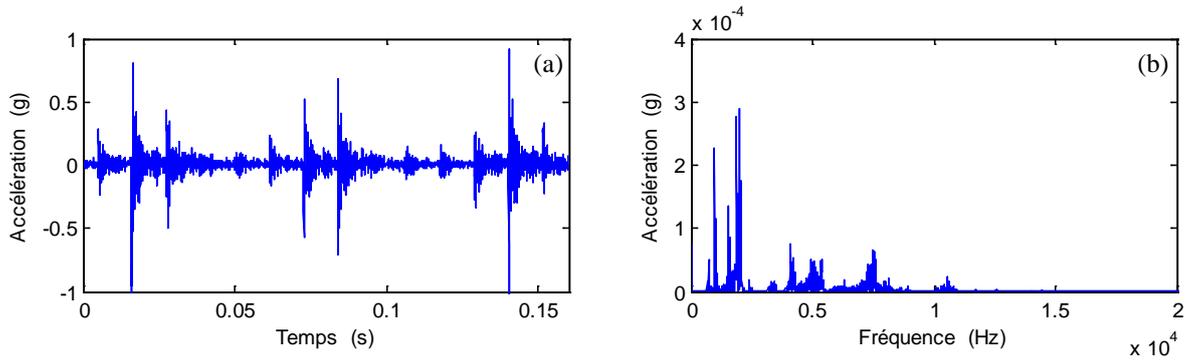


Figure 2.19- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, défaut de 8mm² sur la bague interne.

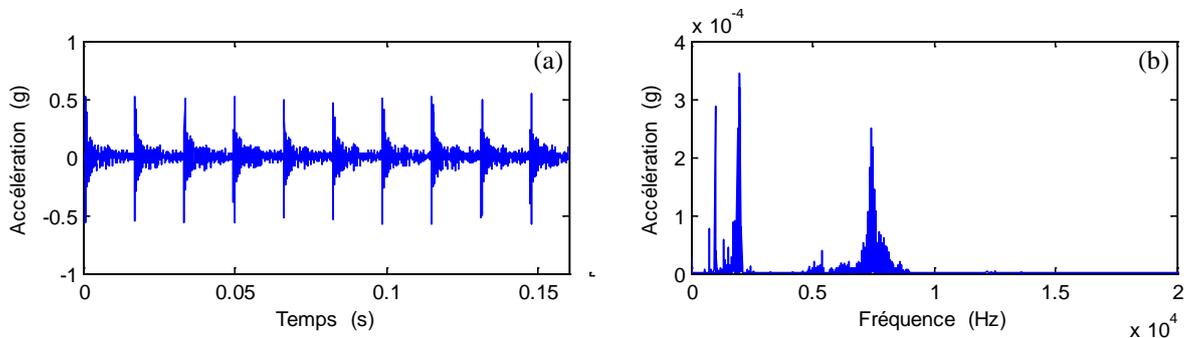


Figure 2.20- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, défaut de 8mm² sur la bague externe.

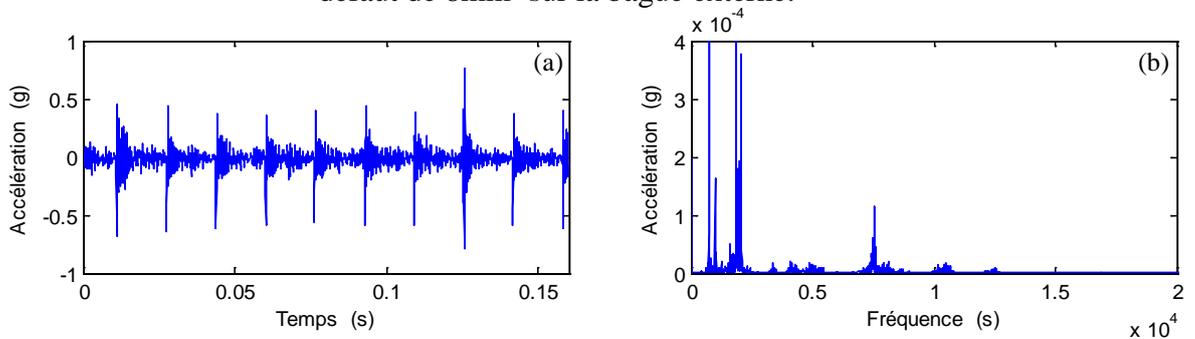


Figure 2.21- a) Signal temporel, b) Spectre fréquentiel [0 20kHz], échelle linéaire, deux défauts l'un de 8 mm² sur la bague externe et l'autre de 20 mm² sur la bague interne.

2.5.2.2. Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe ou HFRT "high frequency resonance technique", est utilisée notamment pour analyser les phénomènes de résonance provoqués par des défauts naissants sur roulements [8, 60] et engrenages, même sur des machines tournantes à très basse vitesse. Ces défauts qui se traduisent par des chocs périodiques excitent périodiquement les hautes fréquences des structures (résonances). Les hautes fréquences sont donc modulées en amplitude à la fréquence caractéristique du défaut (de basses fréquences). En démodulant une de ces résonances, on peut retrouver un signal caractéristique du défaut.

Le principe de cette technique se décompose en trois étapes (figure 2.22) :

1. Identification d'une fréquence de résonance et sélection de la zone à démoduler ensuite on réalise un filtrage autour de la résonance choisie.

2. Calcul de l'enveloppe du signal filtré par la transformée de Hilbert

Soit $s(t)$ le signal temporel, la transformée de Hilbert de ce signal est définie par :

$$\tilde{s}(t) = s(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (2.17)$$

Soit $z(t)$ le signal analytique associé :

$$z(t) = s(t) + i.\tilde{s}(t) \quad (2.18)$$

L'enveloppe du signal est définie par :

$$E(t) = |z(t)| = \sqrt{s^2(t) + \tilde{s}^2(t)} \quad (2.19)$$

3. Calcul du spectre de l'enveloppe du signal par la transformée de Fourier

Les figures 2.23 à 2.26 illustrent quelques résultats issus de l'analyse d'enveloppe.

Dans le cas d'un roulement sans défaut et pour les conditions de fonctionnement suivantes : une charge de 500 daN et une vitesse de rotation 1000 tr/min, le spectre obtenu (figure 2.23) après l'application de la méthode d'enveloppe sur le signal brut montre qu'aucun pic n'est constaté, ceci confirme que le roulement est neuf. Ce spectre peut être considéré comme une référence pour les autres roulements, toute modification de spectre pour les mêmes conditions de fonctionnement peut être le signe d'une apparition d'un défaut.

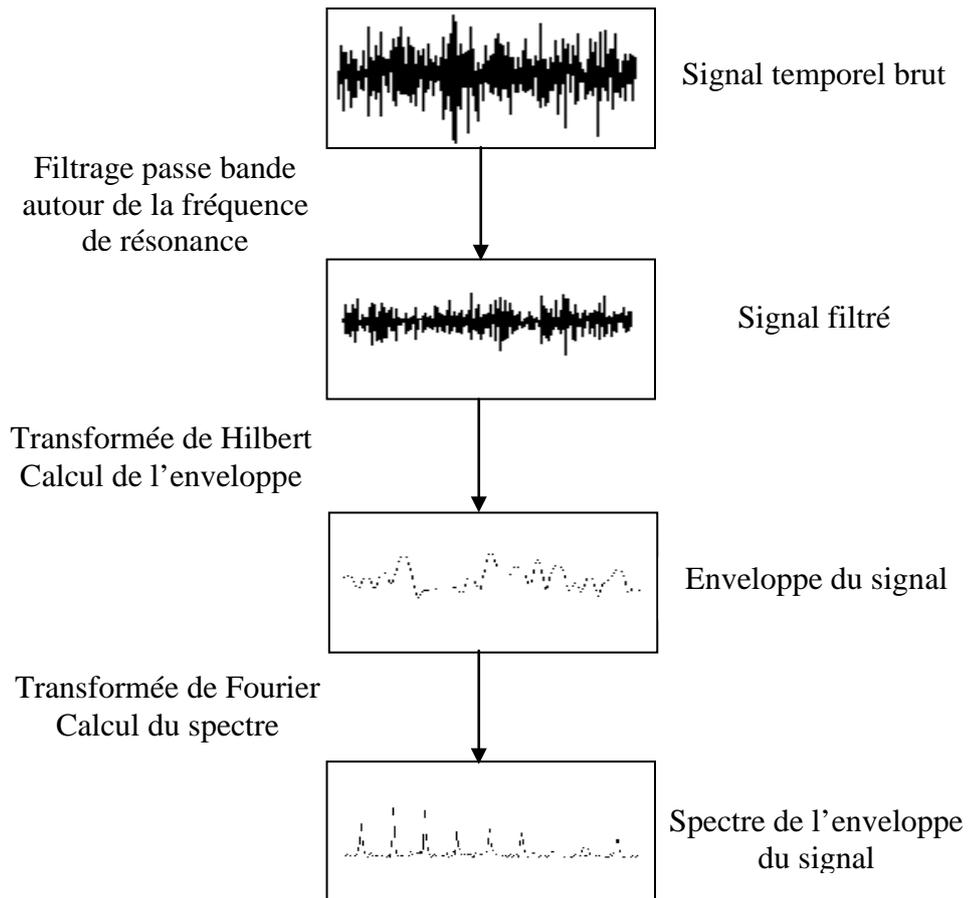


Figure 2.22- Principe de l'analyse d'enveloppe.

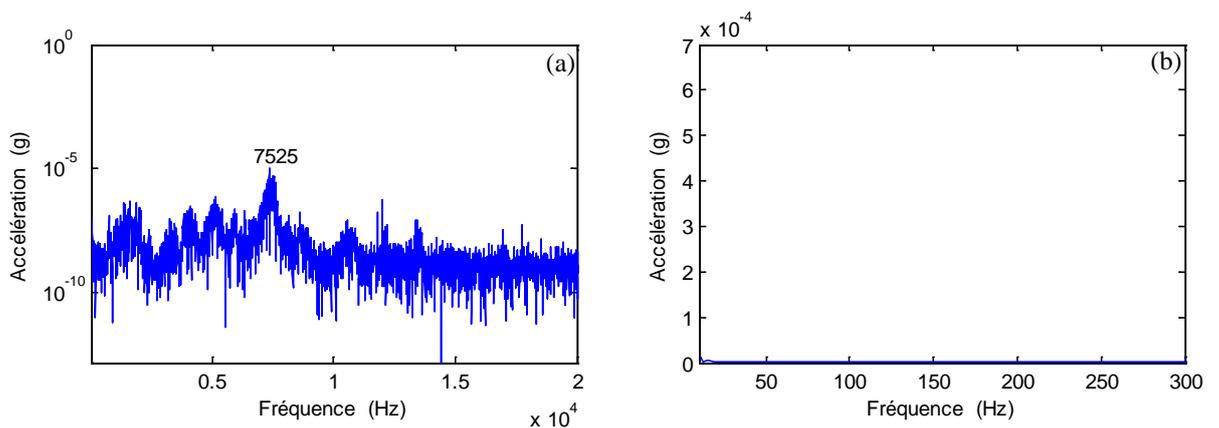


Figure 2.23- a) Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz], filtrage autour 7525 Hz

Dans le cas d'un roulement avec un défaut sur la bague interne et pour les mêmes conditions de fonctionnement comme dans le cas précédent et pour le même type de roulement mais avec un défaut d'écaillage artificiel de 8 mm^2 sur la bague interne, le spectre, obtenu à partir de l'analyse d'enveloppe du signal de base, est représenté par la

figure 2.24. Sur ce spectre, il apparaît une série de pics : $F_{bi} - Fr$; F_{bi} ; $F_{bi} + Fr$; $2F_{bi} - Fr$; $2F_{bi}$; $2F_{bi} + Fr$, etc. ceux ci correspondent à la présence du défaut sur la bague interne.

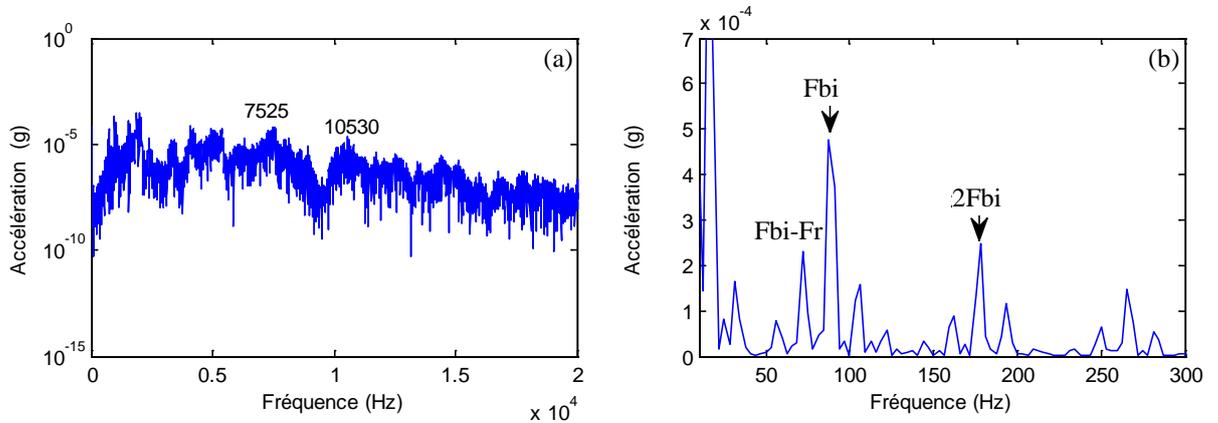


Figure 2.24- a) Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz], filtrage autour 7525 Hz

Dans le cas d'un roulement avec un défaut sur la bague externe et pour les mêmes conditions de fonctionnement comme dans le cas précédent et pour le même type de roulement mais avec un défaut d'écaillage artificiel de 8 mm^2 sur la bague externe, le spectre, obtenu de l'analyse d'enveloppe du signal de base, est représenté par la figure 2.25. Sur ce spectre, il apparaît une série de pics : F_{be} , $2F_{be}$, $3F_{be}$, etc. ceux ci correspondent à la présence du défaut sur la bague externe.

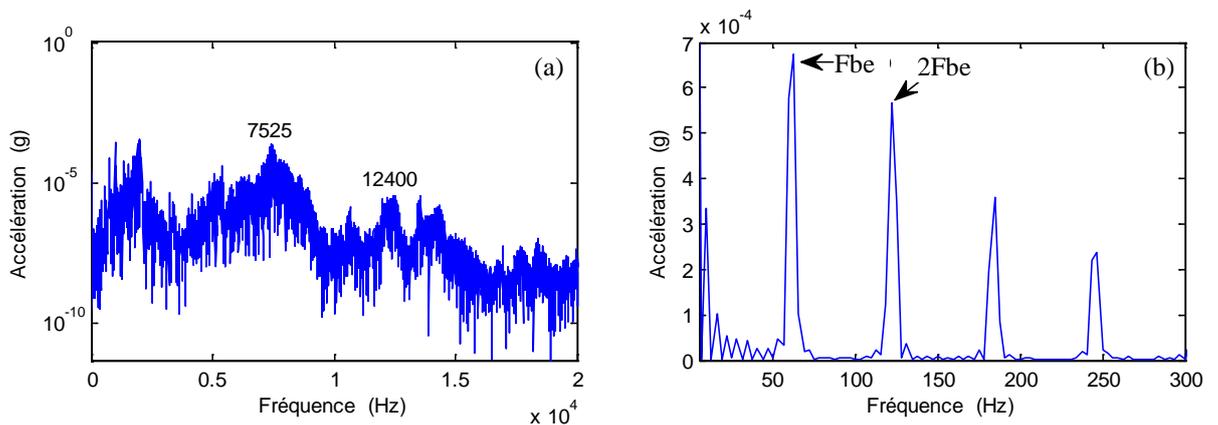


Figure 2.25- a) Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz], filtrage autour 7525 Hz

Dans le cas d'un roulement avec deux défauts l'un de 8 mm^2 sur la bague externe et l'autre de 20 mm^2 sur la bague interne et pour les mêmes conditions de fonctionnement comme dans le cas précédent et pour le même type de roulement mais avec deux défauts d'écaillage artificiel l'un de 8 mm^2 sur la bague externe et l'autre de

20 mm² sur la bague interne, le spectre obtenu de l'analyse d'enveloppe du signal de base est représenté par la figure 2.26. Sur ce spectre, il apparaît une série de pics : Fbe , $2Fbe$, $3Fbe$, etc. ceux ci correspondent à la présence du défaut sur la bague externe et un pic : Fbi et $2Fbi$, qui correspondent à la présence du défaut sur la bague interne. Il est possible aussi de constater que le pic de $3Fbe$ coïncide avec celui de $2Fbi$.

.

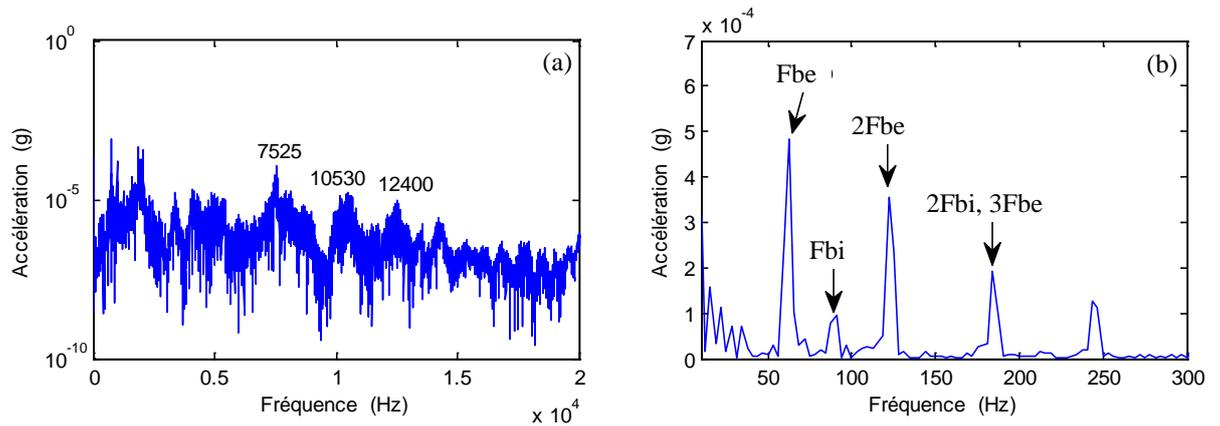


Figure 2.26- a) Spectre FFT, b) Spectre d'enveloppe [0 300 Hz], filtrage autour 7525 Hz

2.5.2.3. Analyse Cepstrale

Le Cepstre permet d'identifier et de quantifier toute famille de composantes périodiques, qu'elles soient sous forme de:

- Peignes de raies (chocs) qui correspondent à des familles de composantes dont les fréquences f_k sont des multiples entiers d'une fréquence de base f_0 : $f_k = k.f_0$
- Bandes latérales de modulation qui représentent les composantes de fréquences f_{p0} centrées de part et d'autre d'une composante de fréquence f_0 avec un pas d'espacement constant f_m : $f_{p0} = f_0 \pm p.f_m$ (p : nombre entier positif).

Le Cepstre complexe d'un signal $x(t)$ est défini comme étant la Transformée de Fourier Inverse du logarithme décimal de sa transformée de Fourier directe (1):

$$C[x(t)] = C(\tau) = TF^{-1}[\text{Log}TF(x(t))] \quad (2.20)$$

La variable τ du cepstre a la dimension d'un temps. Elle est appelée quéfrenc.

Les figures 2.27 à 2.30 représentent les Cepstres qui correspondent respectivement aux cas d'un roulement sans défaut, roulement avec un défaut de 8mm²

sur la bague interne, roulement avec un défaut de 8mm² sur la bague externe et roulement avec deux défauts l'un de 8 mm² sur la bague externe et l'autre de 20 mm² sur la bague interne. Les conditions de fonctionnement sont identiques: une vitesse de rotation de 1800 tr/min et une charge axiale de 3000 daN. Les quéfrenes et les fréquences caractéristiques des défauts sont illustrés dans le tableau 2.8.

Tableau 2.8- Quéfrenes des défauts

	1x	Quéfrence=1/1xF
Fréquence de rotation, Fr [Hz]	16.67	0.059
Bague externe, Fbe [Hz]	59.47	0.0168
Bague interne, Fbi [Hz]	90.53	0.0111

La figure 2.27 représente le Cepstre correspondant au roulement sans défaut. On ne constate aucun pic intéressant sur le Cepstre.

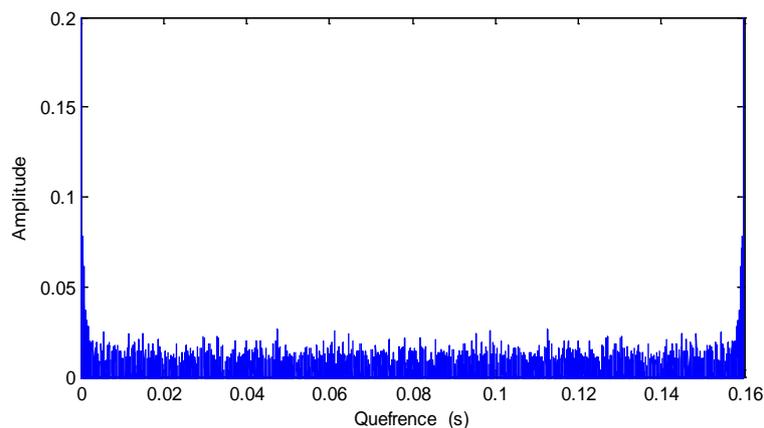


Figure 2.27 Roulement sans défaut

La figure 2.28 représente le Cepstre correspondant au roulement avec un défaut de 8mm² sur la bague interne. On constate des pics aux quéfrenes de la fondamentale, correspondant à la fréquence caractéristique du défaut Fbi, et de ces rhamoniques.

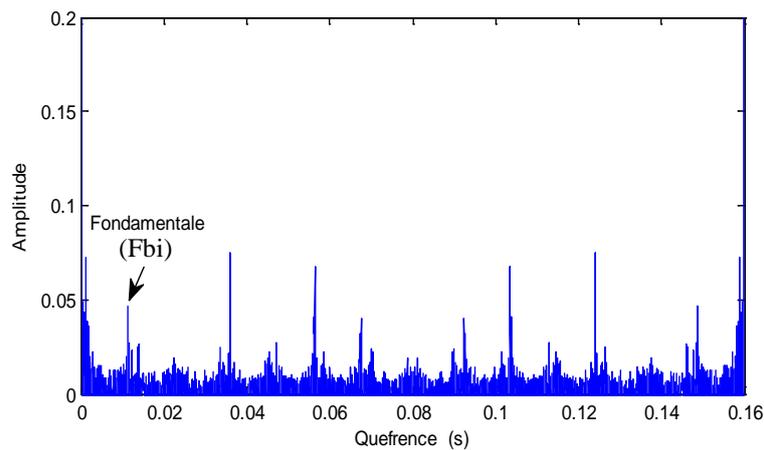


Figure 2.28 Roulement avec défaut sur la bague interne

La figure 2.29 représente le Cepstre correspondant au roulement avec un défaut de 8mm² sur la bague externe. On constate des pics aux quérences de la fondamentale, correspondant à la fréquence caractéristique du défaut Fbe, et de ces rhamoniques.

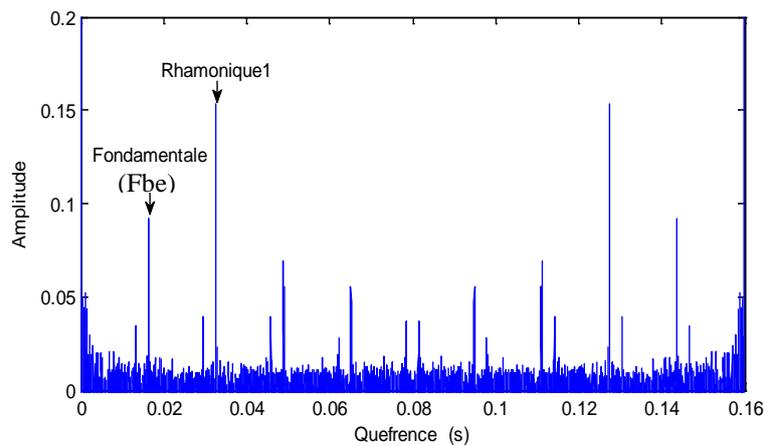


Figure 2.29- Roulement avec défaut sur la bague externe

La figure 2.30 représente le Cepstre correspondant au roulement avec deux défauts l'un de 8 mm² sur la bague externe et l'autre de 20 mm² sur la bague interne. On constate des pics aux quérences des fondamentales, correspondants aux fréquences caractéristiques des défauts Fbi et Fbe, et de ces rhamoniques.

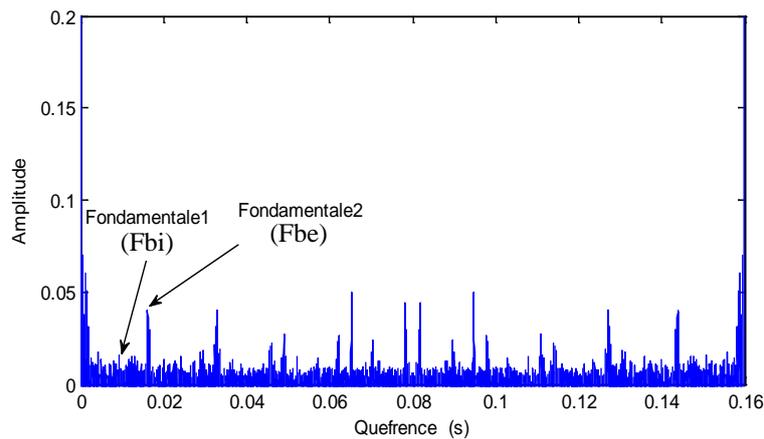


Figure 2.30 Roulement avec deux défauts

Le Cepstre est largement utilisé pour la détection des défauts d'engrenage et dans une moindre mesure pour les défauts de roulements [61]. Il permet, par exemple, de mettre en évidence et de suivre dans le temps les défauts de dentures, l'usure d'une clavette, la déformation des arbres, le jeu dans un palier, etc. c'est une technique très intéressante pour l'aide au diagnostic des chocs répétitifs sur machines à cinématiques complexe (réducteur, boîte vitesse, compresseur à vis, etc.).

2.5.2.4. Autres outils de diagnostic

Le zoom, Cette fonction permet d'augmenter la finesse et la précision du spectre en le calculant sur une bande de fréquences plus étroite et centrée sur la zone de recherches afin d'examiner plus précisément certains phénomènes, tels que les bandes latérales autour d'une fréquence caractéristique ou différencier deux fréquences très proches.

Le suivi de l'ordre, C'est une méthode d'analyse fréquentielle, qui exprime les phénomènes en fonction de la vitesse de rotation *order* plutôt qu'en fonction de fréquences absolues (Hz). Le suivi d'ordre est particulièrement apprécié dans les applications où la vitesse de rotation varie. Pour être mise en œuvre, les signaux vibratoires doivent être échantillonnés non plus à intervalle de temps régulier mais en fonction d'un incrément constant d'angle de rotation d'axe. Alternativement, le signal peut être ré-échantillonné pour autant que l'on dispose de l'évolution temporelle de l'angle de rotation ou de la vitesse de rotation. L'analyse d'ordre facilite l'identification des composantes liées à la fréquence de rotation.

L'analyse modale, Plutôt que de s'intéresser à une caractérisation locale fournie par des mesures effectuées en quelques points particuliers de la machine, cette technique vise à caractériser le comportement dynamique de la structure dans son ensemble en fournissant, par exemple, ses modes propres de déformation. Une confrontation des caractéristiques vibratoires relevées expérimentalement en fonctionnement avec celles prédites par un modèle numérique ou identifiées l'état nominal permet une localisation des défauts structuraux. Cette technique est développée pour les structures mais assez peu exploitée pour les machines.

2.6. Conclusion

Ce chapitre a présenté les indicateurs usuels de détection et d'identification des défauts de roulements qui s'appuient sur les données de mesures effectuées sur les équipements. L'analyse statistique des signaux vibratoires recueillis à partir des essais expérimentaux a montré d'une part la capacité des indicateurs globaux (RMS, indicateurs de Crête, kurtosis) à mesurer le niveau global des vibrations et à détecter la présence des défauts de roulements et d'autre part, elle a montré l'effet des conditions de fonctionnement (vitesse de rotation et chargement) et de l'écaillage sur la sévérité des vibrations.

L'analyse du contenu fréquentiel (spectre fréquentiel, détection d'enveloppe, Cepstre) a permis de montrer l'efficacité du spectre d'enveloppe dans l'identification des défauts de roulements.

Au cours de cette étude on a constaté que la fiabilité de l'analyse des vibrations dépend fortement du matériel d'acquisition, du choix des indicateurs de suivi de l'évolution des défauts et du paramétrage de ces indicateurs (fréquence d'analyse, résolution,...).

Dans le chapitre suivant, nous exposerons l'approche d'apprentissage par arbre de décision afin d'explorer les données recueillies de l'analyse des signaux vibratoires. Cette approche vise à extraire des informations utiles à la prise de décision dans les processus de détection et d'identification des défauts.

Chapitre 3

Détection et diagnostic des défauts de roulements par arbre de décision

Ce chapitre a pour objectif de présenter la détection et l'identification des défauts de roulements sous l'angle de l'apprentissage automatique. Nous focalisons notre étude sur l'approche d'apprentissage par arbre de décision. Cette approche vise à explorer les données en vue d'extraire des informations utiles à la prise de décision. À travers ce chapitre, nous présentons les bases de cette approche ensuite l'application de cette approche sur l'ensemble de données recueillies des essais expérimentaux.

3.1. Introduction

Les techniques de l'intelligence artificielle IA ont été de plus en plus appliquées dans le diagnostic des machines et ont montré des performances améliorées par rapport aux approches conventionnelles. Cependant, il n'est pas facile d'appliquer les techniques de l'intelligence artificielle à cause du manque de l'efficacité des procédures d'extraction de données et de connaissances, spécifiques au domaine traité, qui sont nécessaires à la formation des modèles de diagnostic. Dans le cadre de la maintenance conditionnelle des machines tournantes, plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique, une branche de l'intelligence artificielle, peuvent être utilisés

3.2. Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à un système d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques classiques. Généralement, l'apprentissage demande une certaine quantité de données que l'on regroupe dans un ensemble d'objets d'apprentissage, et qui sont des données empiriques utilisées pour apprendre un concept donné. Il est souvent utile de disposer d'autres ensembles de données pour tester la validité du comportement appris par un système intelligent. ces ensembles sont appelés ensembles de généralisation.

Les algorithmes d'apprentissage peuvent se catégoriser selon le type d'apprentissage employé. On distingue l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé:

- L'apprentissage supervisé : un expert est employé pour étiqueter correctement des tests. L'apprenant doit alors trouver ou approximer la fonction qui permet d'affecter la bonne étiquette à ces tests. Les arbres de décision [62-63] et les machines à vecteurs de support (SVM) [64] sont des exemples typiques.
- L'apprentissage non-supervisé (ou classification automatique): Aucun expert n'est disponible. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure des données. Le Clustering et les réseaux de neurones [65-68] sont des exemples typiques.

L'application de l'un des techniques de l'apprentissage automatique sur un ensemble de données extraites du dispositif étudié est appelé datamining. Ce processus a pour but d'extraire de la connaissance qui soit interprétable et directement exploitable dans un processus automatique d'analyse ou de décision [69].

3.3.Datamining

Le datamining est un processus d'extraction de connaissances valides et exploitables à partir de grands volumes de données. Dans la pratique, le datamining se décompose en cinq étapes distinctes qui devront faire chacune l'objet d'une étude :

Etape 1 : l'acquisition des données : accès aux données stockées sous une forme structurée (base de données, fichiers tabulaires) ou non structurée (texte, image, etc.). Cette étape vise à cibler l'espace des données qui va être exploré. On définit une zone de prospection et on en rapatrie les données potentiellement utiles à l'aide de requêtes,

Etape 2 : le prétraitement des données : au cours de cette étape, les données sont mises sous la forme qui se prête le mieux à l'exploitation. La plupart des techniques ne traitent que des tableaux de données rangées sous forme de matrice appelés fichiers plats. Dans ces opérations de préparation, il peut s'agir de :

- Sélection les attributs,
- Traiter les données manquantes ou aberrantes,
- Transformer les attributs,
- Construire des agrégats d'attributs,
- Traiter des données complexes non structurées.

Etape 3 : l’exploration de données (ou datamining): on utilise des techniques issues de la statistique ou de l’apprentissage automatique pour la visualisation, la classification, la structuration ou la prédiction.

Etape 4 : la validation des connaissances extraites : les modèles extraits sont évalués et validés avant de les soumettre à l’épreuve de la réalité. Il s’agira souvent d’estimer le taux d’erreur du modèle à travers une matrice de confusion.

Etape 5 : le déploiement du modèle de connaissances en vue d’une utilisation effective.

Quand on se questionne sur la façon dont les données d’entrée doivent être présentées au système intelligent pour son apprentissage ou sa validation, on arrive à l’introduction de deux notions clés du datamining : les instances et les attributs.

3.3.1. Instances et attributs

Le datamining concerne en général des données présentées sous forme matricielle. Si cela n’est pas le cas, des requêtes spécifiques doivent extraire des bases de données des tableaux à partir desquelles une recherche d’information peut être effectuée. Ces tableaux ou fichiers plats reprennent un nombre N de tests, chacun étant décrit à l’aide d’un nombre P de variables. Dans le langage du datamining, les tests sont appelés instances ou objets ou exemples et les variables sont des attributs prédictifs, propriétés ou descripteurs. Le tableau 3.1 illustre un exemple d’un fichier plat. Les lignes 1,2,..., N, représentent les instances, les colonnes A1, A2, A3 représentent les variables ou les attributs prédictifs et les colonnes C1, C2, C3 représentent les étiquettes de classes ou les attributs à prédire.

Tableau 3.1- Exemple d'un fichier plat

Instances	Attributs prédictifs			Attributs à prédire ou classes		
	A1	A2	A3	C1	C2	C3
1	a11	a12	a13	c11	c12	c13
2	a21	a22	a23	c21	c22	c23
...
N	aN1	aN2	aN3	cN1	cN2	cN3

Les attributs peuvent être indépendantes ou non. Le cas d’instances indépendants est le plus courant et pour lequel plusieurs méthodes d’analyse ont été développées. Cependant, les problèmes à instances dépendantes ne sont pas dépourvus d’intérêt. Il

peut s'agir des cas où la prise en compte de l'historique des données s'impose, mais aussi des cas de données séquentielles ou de séries temporelles. Une distinction devra être faite entre les données statiques et les données dynamiques. Les premières sont strictement indépendantes entre elles tandis que les dernières sont marquées par une dépendance chronologique entre elles.

Les attributs peuvent avoir des valeurs numériques, nominales ou les deux. Les valeurs d'attributs peuvent être manquantes, ou les valeurs ou noms d'attributs peuvent être bruités (qu'ils peuvent contenir des erreurs).

3.3.2. Techniques du datamining

Le datamining vise à extraire, à partir des données, des informations qui n'ont pas été explicitement stockées. Une manière de catégoriser les problèmes résolus par les techniques de datamining distingue deux classes de problèmes : la prédiction et la découverte de connaissances [70].

La prédiction : les problèmes de prédiction comprennent principalement des problèmes de classification et de régression. Les séries temporelles, qui sont aussi classées dans le groupe de problèmes de prédiction, peuvent être considérées comme un cas spécial de régression, parfois de classification, dans lequel les mesures sont relevées au cours du temps pour les mêmes variables. Elles peuvent bien représenter la situation de données de suivi de l'état d'une machine quand l'on s'intéresse aux tendances.

La découverte de connaissances : dans cette classe, on compte la détection des déviations, la clusterisation, les règles associatives, la visualisation, etc.

3.3.3. Classification

Le processus de classification consiste à affecter une classe à des objets à l'aide d'un modèle entraîné sur un autre ensemble d'objets.

Convenons de noter par $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ l'ensemble des attributs et par x une affectation des valeurs à chaque attribut dans X , où $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. Soit $C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\}$ l'ensemble de classes. Dans un processus d'apprentissage supervisé, on dénotera une instance d'apprentissage par $E = (x, C_i)$. Un classifieur est une fonction f qui associe l'instance x à une classe C_i , c'est-à-dire $f(x) = C_i$. La tâche de l'algorithme d'apprentissage sera de construire une approximation h de la fonction f , de façon que h

prédise de manière satisfaisante l'affectation d'un objet inconnu y à une classe C_i données, au moyen de la relation $h(y) = C_i$.

3.4. Arbre de décision

3.4.1. Description

Les arbres de décisions sont associés à des représentations et à des algorithmes souvent utilisés en apprentissage automatique. Les arbres de décisions permettent la prédiction de classes (concepts ou cas) à partir d'objets: ils sont utilisés pour l'apprentissage par inférence inductive qui est un processus permettant d'inférer des conclusions générales à partir d'objets. Il s'agit de classer un ensemble de données en les représentants sous forme d'un arbre. Il s'agit de prédire avec précision les valeurs prises par une décision à partir d'un ensemble d'attributs prédictifs. Ainsi chaque ensemble de données est constitué d'une liste d'attributs prédictifs et des décisions à prédire. Un arbre de décision est composé de feuilles, de nœuds et de branches. Chaque nœud de l'arbre correspond à une propriété de l'objet à classer, appelé attribut. Chaque branche de l'arbre correspond à une valeur possible de l'attribut père et chaque feuille de l'arbre correspond à une classe (figure 3.1).

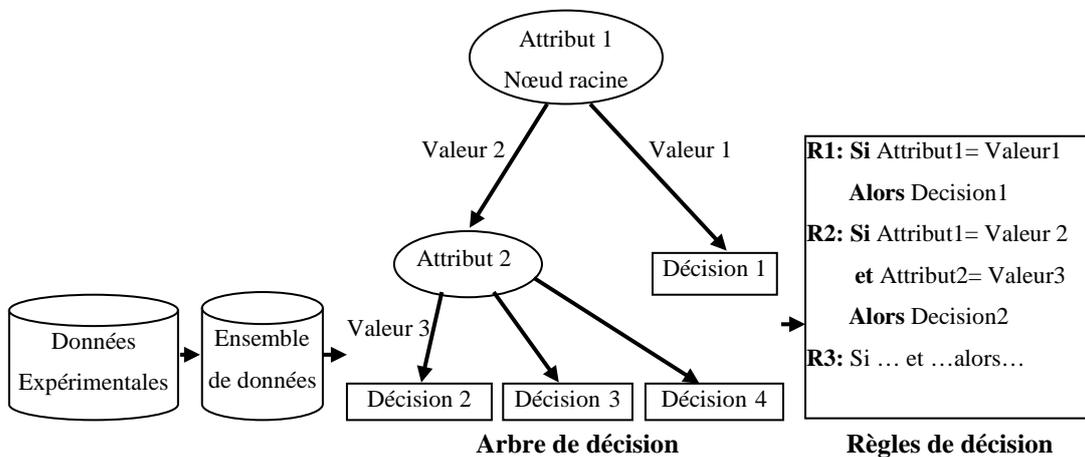


Figure 3.1- Schéma pour l'extraction des connaissances

3.4.2. Données d'entrées pour la construction des arbres de décisions

Chaque donnée d'entrée est spécifiée par un ensemble d'attributs et est associée à une classe: cette classe est spécifiée à priori lors de l'apprentissage et doit être prédite à partir de l'arbre de décisions après apprentissage. Chaque attribut est spécifié par un

nom et une valeur. Les attributs peuvent avoir des valeurs numériques, manquantes ou bruitées.

Attributs à valeurs numériques

Les attributs à valeurs numériques se retrouvent dans beaucoup de bases de données. Cependant, les premiers algorithmes reliés au traitement d'arbres de décisions n'ont d'abord bien supportés que les attributs à valeurs nominales. Dans les algorithmes supportant les attributs à valeurs numériques, les tests des nœuds d'un arbre de décisions portant sur des attributs numériques se font généralement en sélectionnant une valeur seuil permettant de séparer les données en deux ensembles.

Attributs à valeurs manquantes

Les attributs à valeurs manquantes sont fréquents dans les bases de données (Witten et Frank [71]. Quinlan [72] présente une étude sur un algorithme dont les paramètres permettent de traiter de façon variée des bases de données contenant des valeurs manquantes. Cette étude indique que prendre en considération le statut particulier des attributs à valeurs manquantes permet d'offrir une meilleure performance que de l'ignorer. Cette étude indique également qu'une classification qui combine différents résultats probables à partir des valeurs connues offre la meilleure performance parmi les approches étudiées.

Attributs à valeurs bruitées

De façon générale, les données peuvent être bruitées et elles peuvent contenir des erreurs au niveau des noms d'attributs ou de leurs valeurs. Les arbres de décisions peuvent répliquer ou non ces erreurs selon les algorithmes utilisés. Lors de l'apprentissage, un mécanisme d'élagage peut être utilisé afin de traiter les erreurs. Les données dont les attributs sont identiques mais dont les classes sont différentes peuvent être traitées de façon à sélectionner comme classe celle qui est la plus fréquente.

3.4.3. Algorithmes d'induction de l'arbre de décision

La construction d'un arbre de décisions consiste à construire celui-ci à partir d'un ensemble de tests de données spécifiées à priori. Il existe différents algorithmes de construction d'arbres de décisions : CART [73], ID3 [74], C4.5 [75]. À partir de la

racine, l'algorithme utilise un critère de division afin de choisir un attribut dont les valeurs permettent la meilleure répartition des données en différents regroupements. La motivation est de réduire la taille de l'arbre en choisissant d'abord l'attribut estimé comme étant le plus discriminatif. Les données sont ensuite repartitionnées selon les valeurs de cet attribut de manière à créer une branche pour chaque regroupement de données. Le processus s'applique récursivement pour chaque branche. Ce processus de construction s'arrête, pour une branche donnée, lorsqu'une condition d'arrêt est atteinte: par exemple, les données regroupées à un nœud donné ne peuvent plus être (suffisamment) distinguées par les attributs restants. Certains algorithmes intègrent un processus d'élagage qui à simplifier les arbres de façon à éviter de rendre les tests sur les attributs trop spécifiques aux données d'entraînement et non suffisamment généraux pour de nouvelles données. L'élagage peut se faire après la construction de l'arbre (post-élagage) ou pendant la construction (pré-élagage). Le post-élagage est la méthode la plus utilisée à cause de la difficulté à déterminer quand arrêter la croissance de l'arbre pendant sa construction.

3.4.4. Algorithme C4.5

L'algorithme C4.5, développé en 1993 par Ross Quinlan, est l'un des algorithmes d'induction d'arbres de décisions les plus connus et les plus utilisés aujourd'hui [76]. Il offre plusieurs améliorations par rapport l'algorithme ID3 en résolvant les limites de ID3. Il supporte les attributs numériques, traite les valeurs manquantes, utilise le post-élagage et peut également produire des règles à partir d'arbres de décisions.

L'induction d'arbres de décisions nécessite la définition des attributs et des classes (ou décisions) pour former l'ensemble de données. Convenons de noter par :

$X = \{ X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n \}$ l'ensemble des attributs et n le nombre d'attributs,

$C = \{ C_1, C_2, \dots, C_k \}$ l'ensemble des classes et k le nombre de classes,

$|C_j|$, $j=1,2,\dots,k$, le nombre des exemples qui appartiennent à la classe C_j ,

T l'ensemble d'objets et $|T|$ le nombre total d'objets.

La structure de l'arbre de décision dépend infiniment du choix du test X_i . Ce choix s'appuie sur les critères de division : critère entropie et critère ratio du gain.

Entropie : est la quantité d'information nécessaire pour identifier la classe d'un élément de T , est définie par la relation suivante:

$$Info(T) = - \sum_{i=1}^k \frac{|C_j|}{|T|} \log_2 \left(\frac{|C_j|}{|T|} \right) \quad (3.1)$$

Si l'ensemble T est partitionné sur la base des valeurs d'un attribut prédictif X_i , en sous-ensembles T_i , avec $i=1, \dots, n$. Figure 3.2, alors on définit l'entropie conditionnelle.

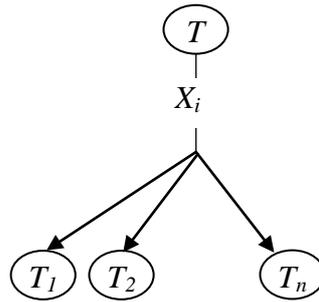


Figure 3.2 Structure de l'arbre de décision pour l'ensemble T

Entropie conditionnelle : est la quantité d'informations nécessaires pour identifier la classe d'un élément de T sachant les valeurs de l'attribut X_i , définie comme suit:

$$Info(X_i, T) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{|T_i|}{|T|} \cdot Info(T_i) \right) = - \sum_{i=1}^n \left(\frac{|T_i|}{|T|} \cdot \sum_{j=1}^k \frac{|C_j|}{|T_i|} \log_2 \left(\frac{|C_j|}{|T_i|} \right) \right) \quad (3.2)$$

Gain d'Entropie pour l'attribut X_i , le gain d'entropie est donné par l'équation ci-dessous :

$$Gain(X_i, T) = Info(T) - Info(X_i, T) \quad (3.3)$$

Cela représente la différence entre l'information nécessaire pour identifier un élément de T et l'information nécessaire pour identifier un élément de T après que la valeur de l'attribut X_i ait été obtenue.

Ce critère permet de choisir l'attribut le plus important. L'attribut choisi est celui qui a le gain le plus grand par rapport aux autres attributs.

Ratio du gain (Gain d'Entropie normalisée): Il est défini par la relation (3.4).

$$GR(X_i, T) = \frac{Gain(X_i, T)}{Split\ info(X_i, T)} \quad (3.4)$$

Avec

$$Split\ info(X_i, T) = - \sum_{i=1}^n \frac{|T_i|}{|T|} \log_2 \left(\frac{|T_i|}{|T|} \right) \quad (3.5)$$

Le ratio du gain est un critère permettant de corriger les points faibles du gain d'entropie en prenant en considération le nombre de valeurs d'un attribut et la proportion de ces valeurs dans les données. Il permet aussi d'éviter d'avoir un arbre mal équilibré (la majorité des nœuds d'un seul côté). L'attribut choisi est celui qui a le ratio du gain le plus grand par rapport aux autres attributs. Dans la suite, nous présenterons quelques résultats obtenus par l'application de l'algorithme C4.5, incorporé dans le logiciel WEKA sous code J48, sur l'ensemble de données issu de l'analyse des signaux vibratoires.

3.4.5. Détection et identification des défauts de roulements par arbre de décision

Dans cette section, nous présentons l'application de l'approche d'apprentissage par arbre de décision pour la détection et l'identification des défauts de roulements. La démarche de cette approche peut se décomposer en trois étapes principales [77-78]:

1. Acquisition des signaux vibratoires bruts issus des accéléromètres et le traitement adéquat de ces signaux puis l'extraction des données à partir des indicateurs de surveillance et de diagnostic appropriés aux défauts de roulement.
2. Choix des attributs et des classes et mise en forme de l'ensemble de données.
3. Application de l'algorithme de classification J48 sur le l'ensemble de données

3.4.5.1. Détection des défauts de roulement

La liste des attributs choisis pour la détection des défauts de roulements comporte les indicateurs globaux (Kurtosis, Facteur de crête (FC), RMS) et le niveau de l'état de sévérité qui est fonction de la valeur *RMS* en décibels. Les classes représentent l'état de roulement : Sans, Dint, Dext, Dextint (figure 3.3).

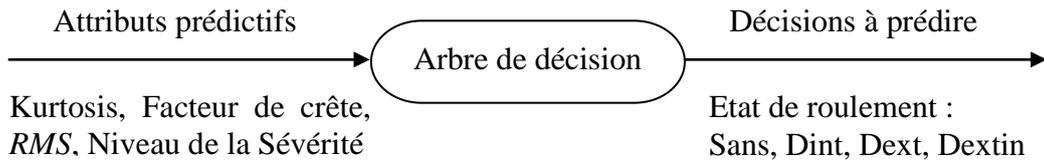


Figure 3.3- Attributs et classes

Les détails des attributs et des classes désignés sont résumés dans les tableaux 3.2 à 3.3.

Tableau 3.2- Attributs de l'arbre de décision

	Attributs	Valeurs
1	Kurtosis	numérique
2	Facteur de crête	numérique
3	RMS	numérique
4	Etat de Sévérité	Normale : si $RMS (dB) < 6$ Alerte : si $6 < RMS (dB) < 20$ Danger : si $RMS (dB) > 20$

Tableau 3.3- Classes de l'arbre décision

	Classes	Symbole
1	Roulement sans défaut	Sans
2	Roulement avec un défaut sur la bague interne	Dint
3	Roulement avec un défaut sur la bague externe	Dext
4	Roulement avec deux défauts : Un sur la bague externe et l'autre sur la bague interne.	Dextint

Après la phase d'extraction des données issues des essais, on passe à la mise en forme de l'ensemble de données recueillis (voir tableau 3.4). L'Application de l'algorithme de classification J48 sur l'ensemble de données a permis de construire des arbres de décision illustrés par les figures 3.4 à 3.6 qui correspondent respectivement aux trois cas suivants :

Cas 1: L'ensemble de données issues des signaux vibratoires non débruités,

Cas 2: L'ensemble de données issues des signaux vibratoires débruités par les ondelettes de Daubechies qui semble adaptées aux impulsions caractéristiques des défauts de roulement selon la référence [79]. La même référence présente les

expressions pour faire le choix de niveau optimal et le nombre des niveaux pour ce type d'ondelettes.

Cas 3: L'ensemble des données issues des signaux vibratoires non débruités et ceux débruités par les ondelettes de Daubechies.

Tableau 3.4- une partie de l'ensemble de données recueillis

Instances signaux	Attributs prédictifs				Attributs à prédire classe
	kurtosis	FC	RMS	Acc(dB)	
1	2,4453	2,4016	0,0072	0	bon
2	2,8731	3,8052	0,0181	0	bon
3	3,2661	3,2548	0,0119	0	bon
4	2,7779	3,7793	0,0285	0	bon
5	3,19	2,8763	0,009	0	bon
6	3,0832	3,4585	0,0125	0	bon
7	3,0392	3,8477	0,028	0	bon
8	19,0049	8,4655	0,0489	15,075	Dext
9	10,8786	6,5203	0,1728	19,59	Dext
10	40,5338	12,3337	0,021	7,69	Dext
11	19,2551	8,1443	0,0705	15,43	Dext
12	19,0049	8,4655	0,0489	15,075	Dext
13	33,4303	15,6822	0,1937	20,58	Dint
16	42,1698	14,9557	0,249	18,82	Dint
17	23,635	9,9766	0,0251	14,12	Dint
18	28,9288	8,9226	0,0348	13,6916	Dext_int
19	18,6905	9,2024	0,0652	17,5938	Dext_int
20	12,0682	7,8247	0,2377	22,3681	Dext_int
21	23,4404	7,9857	0,0384	12,9904	Dext_int
22	28,9288	8,9226	0,0348	13,6916	Dext_int
...
..
..	18,6905	9,2024	0,0652	17,5938	Dext_int
..	27,2316	12,4468	0,0832	16,41	Dint
..	37,4075	12,5303	0,3038	20,7	Dint
..	44,5678	9,1889	0,0465	16,2	Dext
...	25,9889	10,6415	0,0665	17,768	Dext
54	40,2823	14,5841	0,2507	22,828	Dext

D'après les figures 3.4 à 3.6 qui correspondent aux cas 1, 2 et 3 respectivement, il est possible de constater que tous les attributs de l'ensemble de données étudié apparaissent dans l'arbre de décision. Cela confirme l'importance de ces attributs pour prendre une décision dans le processus de détection des anomalies. En outre, le Kurtosis dans le nœud racine montre son efficacité par rapport aux autres indicateurs en vue de détecter la présence des défauts de roulements. Il semble que le Kurtosis est plus fiable que le facteur de crête et la valeur *RMS*.

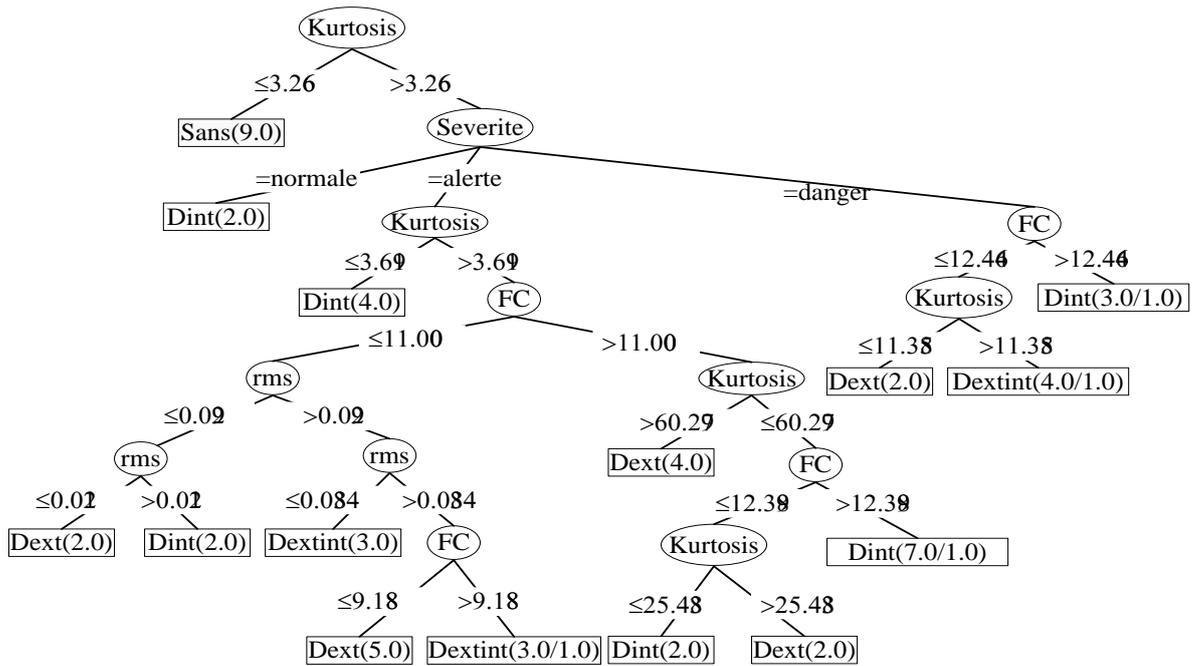


Figure 3.4- Cas 1 : Arbre de décision issu des signaux vibratoires non débruités.

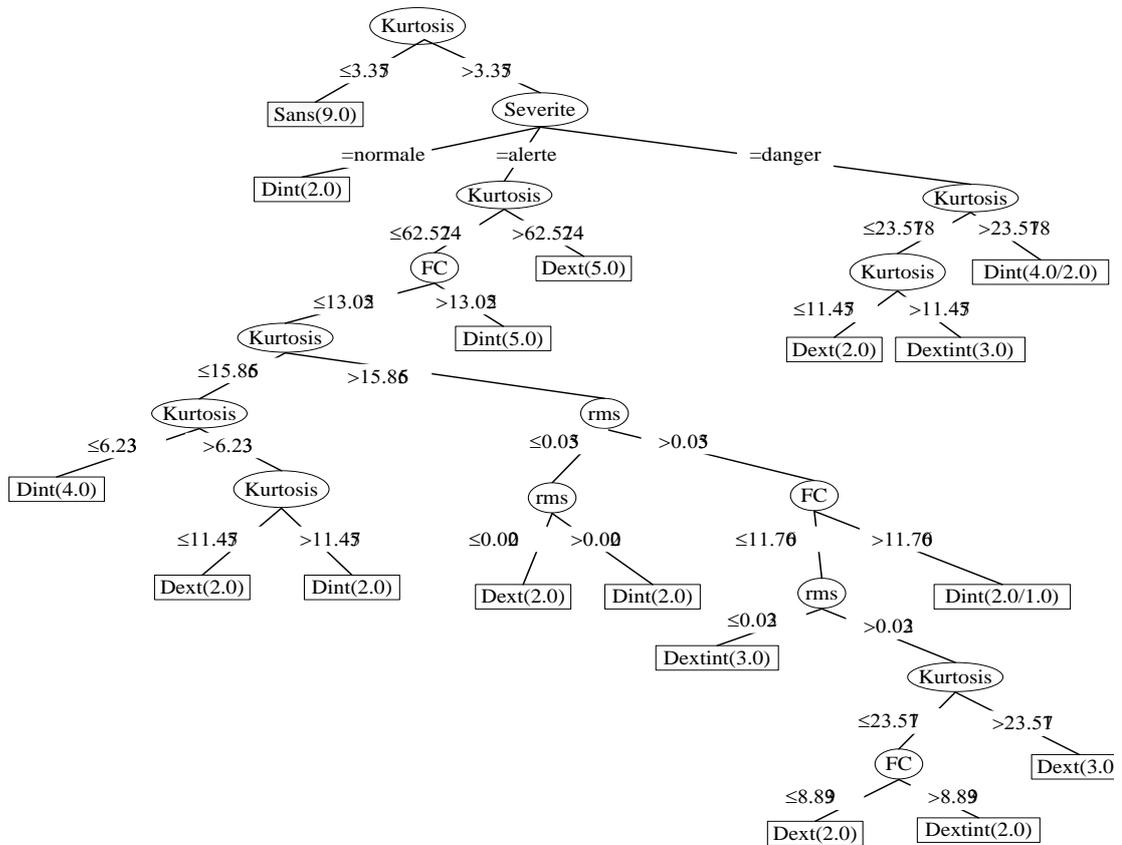


Figure 3.5- Cas 2 : Arbre de décision issu des signaux débruités par les ondelettes de Daubechies

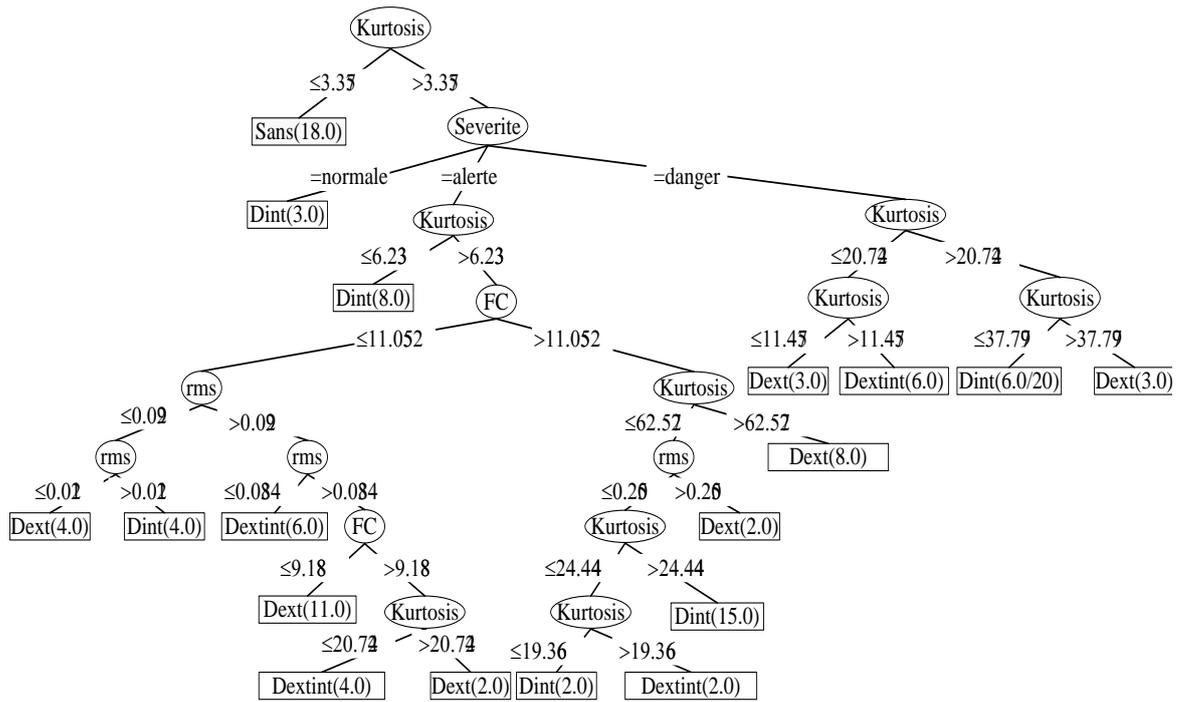


Figure 3.6- Cas 3 : Arbre de décision issu des signaux vibratoires non débruités et ceux débruités par les ondelettes de Daubechies.

Dans le cas où la liste des attributs prédictifs ne comporte pas l'indicateur kurtosis, la reconstruction des arbres de décisions qui correspondent aux trois cas précédents a montré que l'indicateur facteur de crête occupe le nœud racine. Les arbres obtenus ont permis de définir un seuil pour le facteur de crête en vue de détecter la présence de défauts. D'après le tableau 3.5, il est possible de constater que les seuils des nœuds racines issus de l'approche arbre de décision sont plus proches de ceux définis par la référence [2].

Tableau 3.5- Comparaison des seuils

	Sans défaut		Avec défaut	
	Kurtosis	FC	Kurtosis	FC
Cas 1	≤ 3.266	≤ 3.85	> 3.266	> 3.85
Cas 2	≤ 3.375	≤ 4.22	> 3.375	> 4.22
Cas 3	≤ 3.375	≤ 4.22	> 3.375	> 4.22
Distribution Gaussienne	3	3 < FC ≤ 6	> 3	> 6
(Boulenger et Pachaud, 2003)	< 3.3	≤ 5.5	> 3.3	> 5.5

Mesure des performances d'un arbre de décision

Dans le domaine datamining, l'évaluation d'une approche de classification (ou classifieur) se mesure à travers une matrice de confusion qui se présente comme montré dans le tableau 3.6. Dans le cas de détection d'un défaut, on a deux classes C_1 et C_2 , représentant respectivement la présence et l'absence du défaut.

Tableau 3.6- Matrice de confusion

Classe réelle	Classe prédite		Total
	C_1	C_2	
C_1	VP	FP	VP+FP
C_2	FN	VN	FN+VN
Total	VP+FN	FP+VN	VP+FN+FP+VN

On définit les paramètres de performance suivants :

- Vrais positifs : VP ; nombre de défauts détectés
- Faux positifs : FP; nombre de défauts non détectés
- VP+FP : nombre total de défauts
- Vrais négatifs : VN ; nombre de rejets corrects
- Faux négatifs : FN ; nombre de fausse alarmes
- VN+FN : nombre total de cas sans défauts
- la colonne correspond aux décisions correctes
- les lignes correspondent aux décisions données par le classifieur
- Taux d'erreur : $TE = (FP+VN)/(VP+FP+FN+VN)$
- Sensibilité ou rappal. C'est le taux de VP : $TVP = VP/(VP+FP)$
- Précision : $Précision=VP/(VP+FP)$
- Taux de FP : $TFP= FN/(FN+FP)$
- Spécificité = 1- Taux de FP= $VN/(VN+FP)$
- Probabilité d'identification PI, pour un défaut donnée, définie comme le rapport du nombre de défauts détectés sur le nombre total de cas potentiels à défauts. $PI=VP/(VP+FP)$. Elle correspond à la sensibilité.
- Probabilité de fausses alarmes définie comme la proportion de tous les cas sans défauts qui ont déclenché une alarme. $PFA= FN/(FN+VN)$. PFA correspond au TFP.

-Taux de classification ou précision : $TC = (VP+VN)/(VP+FP+FN+VN)$. Le taux de classification correspond au rapport entre le nombre des exemples bien classés par l'algorithme et le nombre total des exemples qui forment l'ensemble de données.

Les tableaux 3.7 à 3.9 représentent les matrices de confusion des arbres de décisions qui correspondent aux cas 1, cas 2 et cas 3 respectivement. Les éléments de la diagonale de chaque matrice de confusion indiquent le nombre d'objets bien classés.

D'après le tableau 3.7, la cellule définie par le troisième élément de la troisième ligne représente le nombre d'objets appartenant à la classe Dext. Le classement réel de ces éléments est identique au classement effectué par l'arbre de décision. Par contre, le deuxième et le quatrième élément de la même ligne indiquent le nombre d'objets appartenant à la classe réelle Dext mais qu'ils sont mal classés par l'arbre de décision. Les objets du deuxième élément sont classés comme Dint et les objets du troisième élément sont classés comme Dextint.

Tableau 3.7- Matrice de confusion, cas 1

Classes	Sans	Dint	Dext	Dextint
Sans	9	0	0	0
Dint	0	18	0	0
Dext	0	1	15	2
Dextint	0	1	0	8

Tableau 3.8- Matrice de confusion, cas 2

Classes	Sans	Dint	Dext	Dextint
Sans	9	0	0	0
Dint	0	18	0	0
Dext	0	2	16	0
Dextint	0	1	0	8

Tableau 3.9- Matrice de confusion, cas 3

Classes	Sans	Dint	Dext	Dextint
Sans	18	0	0	0
Dint	0	36	0	0
Dext	0	0	36	0
Dextint	0	2	2	14

Le tableau 3.10 présente quelques paramètres de performances pour l'évaluation d'un arbre de décision. Il est possible de constater que le taux de classification croît lorsque le nombre des exemples augmente. Le tableau montre aussi que le taux de classification correspondant à l'ensemble de données issu des signaux débruités par les ondelettes de Daubechies est supérieur par rapport à celui correspondant à l'ensemble de données issu des signaux bruts.

Tableau 3.10- Paramètres de performances pour la détection des défauts

	Detection		
	Cas 1	Cas 2	Cas 3
Taux de classification	0.926	0.944	0.963
Kappa Statistique	0.900	0.920	0.950
Erreur absolue moyenne	0.055	0.028	0.029
Nombre des exemples	54	54	108
Nombre de feuilles	15	17	18
Taille de l'arbre	28	32	34

3.4.5.2. Identification des défauts de roulement

Dans le processus d'identification des défauts de roulement, la liste des attributs choisis comporte :

1. les indicateurs de détection suivants : le Kurtosis, le FC et le RMS.
2. L'inégalité entre l'amplitude de la première et de la deuxième fréquence caractéristique du défaut de roulement. Cette inégalité est vérifiée sur les spectres (fréquentiel et d'enveloppe).

Les classes choisies associent l'état de roulement et l'état de sévérité des vibrations. Les détails des attributs et des classes désignés sont résumés dans les tableaux 3.11 et 3.12.

Tableau 3.11 Attributs de l'arbre de décision

	Attributs	Valeurs
1	Kurtosis	Numérique
2	Facteur de crête	Numérique
3	<i>RMS</i>	Numérique
4	$A_{Fbe} > A_{2Fbe}$	Oui : A_{Fbe} et A_{2Fbe} existent et $A_{Fbe} > A_{2Fbe}$ Non : A_{Fbe} et A_{2Fbe} existent et $A_{Fbe} < A_{2Fbe}$ Pas : A_{Fbe} et A_{2Fbe} n'existent pas.
5	$A_{Fbi} > A_{2Fbi}$	Oui : A_{Fbi} et A_{2Fbi} existent et $A_{Fbi} > A_{2Fbi}$ Non : A_{Fbi} et A_{2Fbi} existent et $A_{Fbi} < A_{2Fbi}$ Pas : A_{Fbi} et A_{2Fbi} n'existent pas.

Avec A_{Fbe} l'amplitude à la fréquence d'un défaut localisé sur la bague extérieure
 A_{Fbi} l'amplitude à la fréquence d'un défaut localisé sur la bague intérieure

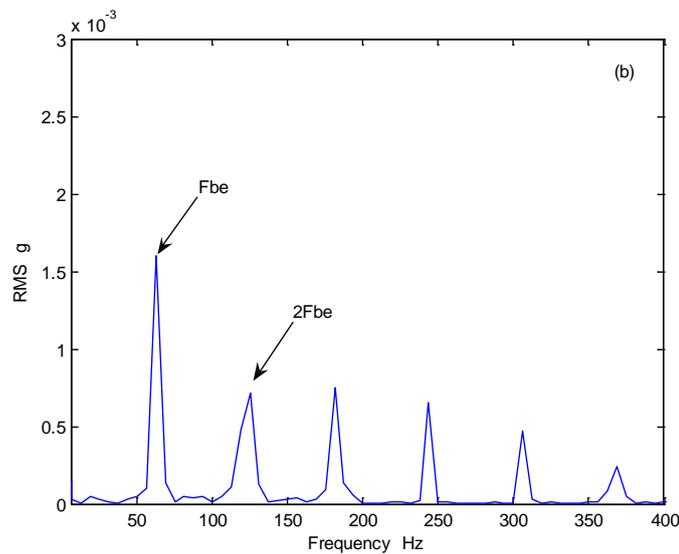


Figure 3.7- Spectre d'enveloppe d'un signal d'un défaut sur la bague externe,
 Pour une charge de 500 daN et une vitesse de 1000tr/min

Tableau 3.12 Classes de l'arbre décision

	Classe (ou décision)	symbole
1	Roulement sans défaut	sans
2	Roulement avec un défaut sur la bague interne et état normal	Dint_n
3	Roulement avec un défaut sur la bague interne et état alerte	Dint_a
4	Roulement avec un défaut sur la bague interne et état danger	Dint_d
5	Roulement avec un défaut sur la bague externe et état normal	Dext_n
6	Roulement avec un défaut sur la bague externe et état alerte	Dext_a
7	Roulement avec un défaut sur la bague externe et état danger	Dext_d
8	Roulement avec deux défauts : Un sur la bague externe et l'autre sur la bague interne et état normal.	Dextint_n
9	Roulement avec deux défauts : Un sur la bague externe et l'autre sur la bague interne et état alerte.	Dextint_a
10	Roulement avec deux défauts : Un sur la bague externe et l'autre sur la bague interne et état danger.	Dextint_d

L'Application de l'algorithme de classification J48 sur l'ensemble de données recueillies a permis de construire l'arbre de décision illustré par la figure 3.8. D'après cette figure on constate que tous les attributs choisis de l'ensemble de données étudié apparaissent dans l'arbre de décision sauf le facteur de crête. La présence des indicateurs choisis confirme l'importance de ces attributs pour prendre une décision de maintenance dans le processus d'identification des anomalies.

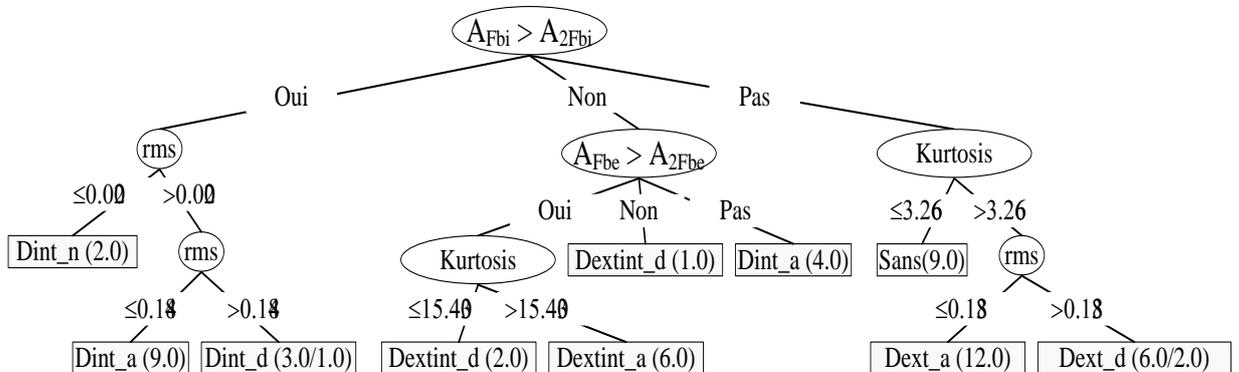


Figure 3.8 Arbre de décision pour l'identification des défauts de roulement

Le tableau 3.13 représente la matrice de confusion. Il montre que la plupart des objets sont bien classés par le classifieur arbre de décision.

Tableau 3.13 Matrice de confusion pour l'identification des défauts

Classes	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A=Sans	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B=Dext_n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C=Dext_a	0	0	12	2	0	0	0	0	0	0
D=Dext_d	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0
E=Dint_n	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
F=Dint_a	0	0	0	0	0	13	1	0	0	0
G=Dint_d	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0
H=Dextint_n	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I=Dextint_a	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0
J=Dextint_d	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3

Le tableau 3.14, présente quelques paramètres de performances pour l'évaluation de l'arbre de décision correspondant au processus d'identification des défauts de roulement. Il montre que ce processus est parfaitement modélisé. Sachant qu'un taux de classification 100% signifie une modélisation parfaite de l'ensemble de données et un kappa statistique supérieur à 0.70 signifie une bonne corrélation statistique.

Tableau 3.14 Paramètres de performances pour l'identification des défauts

	Identification
Taux de classification	0.972
Kappa Statistique	0.960
Erreur absolue moyenne	0.009
Nombre des exemples	54
Nombre des feuilles	11
Taille de l'arbre	18

3.4.5.3. Extraction des règles expertes

Chaque chemin menant de la racine de l'arbre de décision vers une feuille peut être interprété comme une conjonction de valeurs d'attributs et peut être traduit en règle sous forme : *Si conditions Alors Décision*. Les branches menant vers des feuilles dont la classe est similaire sont interprétées comme une disjonction.

D'après la figure 3.4, qui correspond au cas1 de détection des défauts de roulements, on constate qu'il est facile d'extraire les règles de décision suivantes.

Règle 1 : **Si** $kurtosis \leq 3.266$

Alors Roulement sans défaut,

Règle 2 : **Si** $kurtosis > 3.266$ et sévérité = normale

Alors Roulement avec un défaut sur la bague interne.

De la même manière, l'ensemble des chemins peuvent être traduits sous forme de règles de décision. Les règles obtenues peuvent être aussi simplifiées par élimination de certaines de ces conditions.

D'après la figure 3.8, qui correspond au processus d'identification des défauts de roulements, on extrait les règles de décision suivantes :

Règle 1 : **Si** A_{Fbi} et A_{2Fbi} existent **et** $A_{Fbi} > A_{2Fbi}$ **et** $RMS \leq 0.02$ g

Alors Roulement avec un défaut sur la bague interne et état de sévérité normale.

Règle 2 : **Si** A_{Fbi} et A_{2Fbi} existent **et** $A_{Fbi} > A_{2Fbi}$ **et** $0.02 < RMS \leq 0.148$ g

Alors Roulement avec un défaut sur la bague interne et état de sévérité alerte.

Par comparaison, on constate que les expressions des règles obtenues semblent plus proches que celles présentées par la référence [17].

Les résultats de la présente étude [80] ont abouti à la construction des arbres de décision pour la détection et l'identification des défauts de roulements à partir des signaux bruts et des signaux dé-bruités par les ondelettes Daubechies. L'imprécision dans l'estimation de l'inégalité entre l'amplitude du pic de la première fréquence et celle du pic de la deuxième fréquence caractéristique du défaut, a imposé d'introduire dans les règles obtenues deux facteurs de certitude. L'un tient compte l'imprécision des

amplitudes et l'autre tient compte l'imprécision des fréquences (mesurées et théoriques) [81].

L'application de l'approche arbre de décision sur les signaux vibratoires a permis de constater d'une part les avantages offerts par cette approche : L'algorithme C4.5 d'induction des arbres de décisions est simple et nécessite peu de calcul, indication explicite des attributs qui sont les plus pertinentes pour la classification, capacité de manipuler des variables numériques et/ou nominales et production de règles claires et facilement compréhensibles et d'autre part, cette approche est liée à quelques désavantages: des performances sont moins bonnes pour les prédictions portant sur des valeurs numériques. L'approche perd aussi en performance dans le cas où le nombre de classes est trop élevé. Dans ce cas, les arbres obtenus sont très complexes et ne sont pas nécessairement optimaux.

3.5. Conclusion

Ce chapitre présente l'approche d'apprentissage par arbre de décision en vue de simplifier la prise de décision dans le processus de détection et d'identification des défauts de roulements. Cette approche a permis d'extraire des connaissances sous forme d'un arbre à partir de données vibratoires relevés sur le banc d'essai de détection des défauts de roulement. L'algorithme C4.5 a permis l'induction des arbres de décision simple et compréhensible. Les valeurs des paramètres de performances comme le taux de classification (93% à 97%) et le kappa statistique (0.90 à 0.96) indiquent que les arbres obtenus donnent des informations pertinentes quant à l'état d'un roulement. Les arbres de décision obtenus offrent une aide dans l'extraction des règles de décision. Cette approche a un avantage certain sur les systèmes experts. Pour que les arbres et les règles soient significatifs, il faut utiliser un ensemble d'objets plus important en introduisant d'autres types de défauts de roulement tels que les défauts de cage ou de billes. Il faut également porter une correction sur l'imprécision des seuils limites en terme d'amplitude et sur l'imprécision sur les fréquences (mesurées et théoriques) en intégrant les facteurs de certitude dans les règles expertes.

Chapitre 4

Développement du système expert

Ce chapitre a pour objectif de présenter les notions de l'approche système expert. On expose une méthodologie pour la conception du premier système expert opérationnel. On présente aussi les interfaces graphiques développées au cours de cette étude.

4.1.Introduction

Les systèmes experts font partie de ce que l'on appelle l'intelligence artificielle. Un système expert est défini comme étant un programme informatique destiné à résoudre un problème précis, pour lequel on ne dispose pas de solutions algorithmiques, à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un (ou plusieurs) spécialistes de ce problème. Un système expert est construit à partir de l'analyse d'un savoir. Il va donc,

- Contenir des connaissances sur un domaine donné,
- Percevoir une réalité à mettre en regard de ces connaissances,
- Mettre en œuvre un raisonnement, utilisant ces connaissances, destiné à conduire à la solution du problème posé.

Plusieurs méthodologies de conception des systèmes experts ont fait l'objet de nombreuses publications synthétisées dans l'article [82]. On cite à cet effet, les systèmes à base de règles, les systèmes à base de connaissances, les réseaux de neurones, le système expert flou, la méthodologie d'orienté-objet, le raisonnement à base de cas, l'architecture système, le système d'agents intelligents, la méthodologie de base de données, la modélisation et l'ontologie.

Dans la suite de cette étude, nous focalisons sur le système à base de règles pour le suivi de l'état d'une machine tournante. Ce système comporte des connaissances issues de différentes sources : L'expert humain, la documentation, et l'expérimentation. Ces connaissances sont représentées sous forme de règles :

Si Conditions Alors Conclusion.

Selon plusieurs études les principaux domaines d'application des systèmes experts sont: le diagnostic, la planification, la conception, le contrôle de processus, la formation, la gestion de configuration et plus généralement, diverses formes d'aide à la décision. Parmi ces domaines, les applications de diagnostic se taillent la part du lion puisqu'elles représentent environ 50% des développements de systèmes experts [19].

4.2.Objectifs d'un système expert

La réalisation d'un système expert peut être envisagée avec des objectifs très différents:

Diffusion d'un savoir

C'est le plus souvent l'idée qui préside à l'écriture d'un système expert : rendre la connaissance, l'expertise sur un domaine accessible sur le terrain de façon à limiter le recours à l'expert.

Assistance d'un expert

Le système, même il reste moins puissant que l'expert, s'il n'a pas ses qualités d'intuition, d'imagination, peut lui fournir une aide appréciable en étant beaucoup plus systématique, en n'oubliant pas certaines hypothèses même peu probables, en se chargeant de l'aspect fastidieux de certaines études afin que l'expert puisse consacrer son talent aux aspects plus délicats pour lesquels il est indisponible.

Formation, enseignement

La disponibilité des systèmes experts peut aussi en faire des outils de formation. D'une part, en soumettant des cas, des variantes, au système et en comparant leurs réponses aux siennes, les étudiants ont à leur disposition un professeur au savoir étendu. De plus, sous certaines réserves (importantes), un système expert peut « expliquer » ce qu'il fait et comment il atteint ses buts. Cependant, il faut bien remarquer que la connaissance nécessaire à un bon enseignant n'est pas identique à celle nécessaire pour produire une bonne expertise. Il sera donc indispensable de traiter et d'analyser les connaissances adaptées à l'objectif visé.

Recueil, sauvegarde de connaissances

Un système expert est un recueil de connaissances. Il peut donc être utilisé pour archiver celles-ci puis les consulter selon les besoins, même en dehors d'une utilisation opérationnelle du système expert.

4.3. Architecture d'un système expert

Le développement d'un système expert fait appel à différentes catégories de compétences. On distingue :

L'expert : celui qui dispose des connaissances (le savoir et le savoir-faire), qui sait résoudre le problème pour lequel on envisage un système expert.

Le cognitif : celui qui va, à partir des connaissances de l'expert, concevoir une mise en forme du problème,

L'informaticien : celui qui écrit le système (au sens informatique),

L'utilisateur : celui qui utilise le système expert dans des conditions réelles. Notons que, l'utilisateur étant rarement un expert, la prise en compte de ses besoins, de son attente et de ces compétences spécifiques est élément essentiel d'un développement de système expert.

Le système expert est constitué principalement de trois éléments (figure 4.1):

- Des connaissances rassemblées dans une base de connaissances sous un certain formalisme.
- Un mécanisme de raisonnement appelé moteur d'inférences.
- D'une base de faits.

Autour de ce système, s'ajoutent des éléments qui servent au fonctionnement journalier du système. Nous trouvons :

L'interface utilisateur, elle est le lien entre l'utilisateur final et le système expert.

L'interface avec d'autres systèmes informatiques, elle fait le lien avec le reste de l'informatique. Le système expert doit pouvoir utiliser des informations issues d'une base de données, faire effectuer des calculs ou exécuter une procédure par un calculateur extérieure, communiquer des résultats à d'autres programmes.

Les outils de développement et de maintenance du système, ils servent à :

- La saisie et la modification de la connaissance (éditeur),
- La visualisation des connaissances,
- Eventuellement, l'acquisition automatique des connaissances,

- L'aide à la mise à jour (recherche d'information, vérification de cohérence).

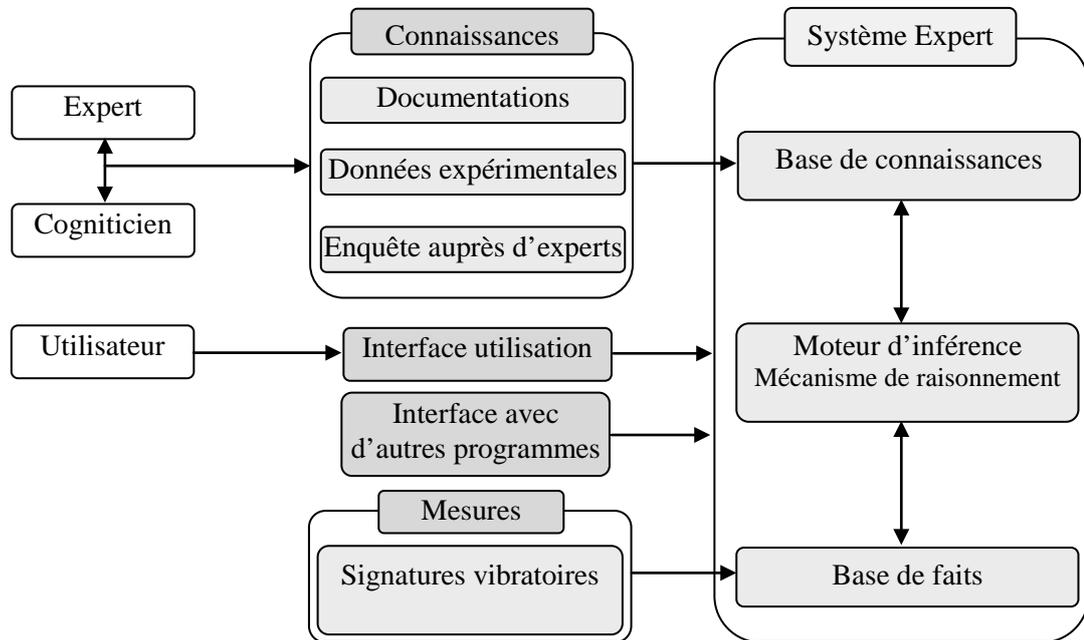


Figure 4.1- Architecture d'un système expert

4.4. Développement du système expert

Le développement consiste, à partir d'un objectif à satisfaire pour lequel on envisage le développement d'un système expert, à réaliser un produit logiciel qui résout de façon optimale le problème posé. Le produit obtenu doit être validé, entretenu et perfectionné en vue de simplifier son utilisation et répondre à des extra-exigences.

La vie d'un système expert peut passer par plusieurs phases [83] :

Phase initiale

C'est le développement d'un petit système opérationnel qui est en quelque sorte un extrait, un morceau choisi du futur système expert. C'est autour de ce petit système opérationnel que l'on construira le système expert opérationnel. Cette phase peut se décomposer en :

- Analyse préalable,
- Conception,
- Développement.

A l'issue de cette phase, nous construisons un petit système opérationnel.

Phase d'extension

À partir du petit système opérationnel original, on ajoute des connaissances et des fonctionnalités pour avoir un système expert de plus en plus puissant.

Phase de restructuration

Dans la plupart des cas le système expert, à cause de l'évolution technologique ou de limitations du système expert trop contraignantes, va devoir évoluer au cours du temps. Il peut être nécessaire d'apporter certaines corrections et adaptations. C'est un peu la mort du système expert, mais suivi d'une réincarnation.

Chaque phase demande des compétences pointues dans le domaine des systèmes experts.

4.4.1. Analyse préalable

L'analyse préalable a pour but de fixer le domaine d'application, le cadre de l'étude et les objectifs que devra atteindre ce système.

Dans cette thèse, on s'intéresse au développement d'un système expert pour le suivi de l'état de santé des machines tournantes en fonctionnement. Le choix est porté sur la maintenance conditionnelle de ces machines par analyse vibratoire en vue de la détection, du diagnostic et du pronostic des défauts des composants mécaniques dans les machines tournantes. Ce choix permet par la suite de généraliser le système aux autres types d'investigations comme l'analyse d'huile, l'analyse des particules, et bien d'autres aspects.

Dans l'analyse des vibrations, les processus de détection, de diagnostic et de pronostic dépendent du matériel d'acquisition, des indicateurs spécifiques à chaque tâche, du choix des indicateurs suivant la nature des défauts, du paramétrage de ces indicateurs (choix de la fréquence de mesure, résolution, etc.), du choix des seuils d'intervention (seuil d'alerte, seuil de danger) et du choix de l'endroit de fixation des accéléromètres pour la prise des mesures. Tous ces paramètres doivent être pris en considération durant le développement du système expert. La fiabilité de ce système dépend principalement de la qualité des connaissances extraites de ces paramètres.

Le système expert va aider à prendre une décision de détection, de diagnostic et de pronostic selon l'état de dégradation des éléments mécaniques et de déterminer si la machine est encore capable de remplir sa fonction.

Le système expert a pour objectifs :

- D'acquérir une technologie système expert,
- Accélérer la séquence d'analyse des vibrations,
- Elargir la compétence d'un utilisateur non spécialiste et l'aider à résoudre un problème auquel il est rarement confronté.
- Rendre plus disponibles les ingénieurs de maintenance, pour qu'ils puissent consacrer plus de temps aux cas réellement épineux.

4.4.2. Conception du système expert

Par le terme conception, on entend deux choses :

1. Conception d'un système expert vis à vis d'un domaine d'application. C'est la phase de modélisation du système.
2. Conception d'un système destiné à être implanté dans une organisation pour y effectuer une tâche précise. C'est la phase d'analyse fonctionnelle.

Cette dualité implique la réalisation simultanée de deux études de conception.

4.4.2.1. Modélisation du système

Il s'agit de comprendre les problèmes du domaine d'application choisi, de modéliser le domaine et les méthodes de résolution du problème en s'inspirant du travail de l'expert humain. Cette étape se décompose en deux parties: l'acquisition et l'analyse des connaissances.

Acquisition des connaissances

C'est le passage de la connaissance de l'expert au cognicien. La connaissance peut être extraite de plusieurs sources.

- Enquête auprès d'experts,
- Documents spécialisés des solutions.
- Connaissances extraites à partir des mesures par l'utilisation des approches de datamining.
- Historiques de la machine (les pannes, les interventions)

Il existe actuellement des documents, comme par exemple [84], qui fournissent une liste appréciable de solutions. Dans ce document, on trouve la figure 4.2 qui correspond à un défaut de balourd ou un déséquilibre. Cette figure montre le spectre

du signal vibratoire ainsi le positionnement des accéléromètres pour ce type de défaut. Sachant qu'un déséquilibre induit une vibration dont la fréquence principale est celle de la vitesse de rotation du rotor. Le spectre du signal vibratoire va avoir une composante prépondérante à la fréquence de rotation du rotor.

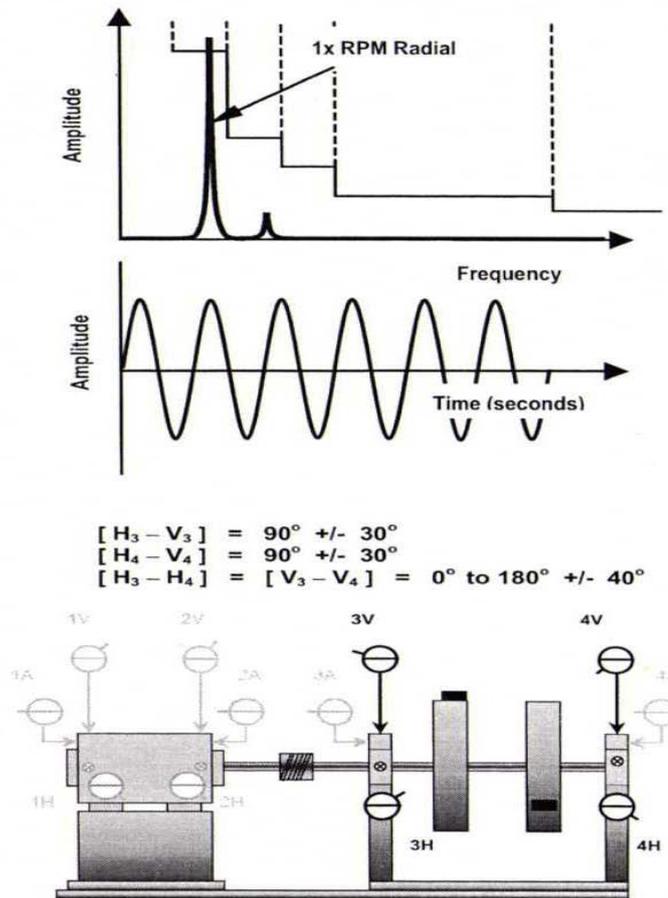


Figure 4.2 - Cas de déséquilibre dynamique [84].

Les informations disponibles dans ces documents permettent d'appréhender la plus part des situations concrètes, moyennant certaines hypothèses simplificatrices et quelques corrections tenant compte des écarts entre les situations réelles et celles pour lesquelles les solutions sont disponibles.

La référence [61] fournis des règles pour la sélection des indicateurs adéquats pour l'analyse des vibrations d'un roulement qui pourra être réalisée de la façon suivante :

Tableau 4.1 - Sélection d'indicateurs pour la surveillance d'un roulement [61].

Indicateurs de détection	Accélération efficace [1-10kHz]
	Kurtosis [1-10kHz]
	Facteur crête [1-10kHz]
	Facteur défaut de roulement
	PBC [2-20kHz] si comparaison possible avec une mesure de référence
Indicateurs de diagnostic	Spectre [0-20kHz] pour sélection des zones de résonance
	Spectre d'enveloppe
	Cepstre

La documentation ne contient pas toute la connaissance. Cependant les experts seuls savent l'utiliser de façon optimale. Ce savoir faire est partie intégrante du système. C'est pourquoi il est nécessaire d'organiser des entretiens avec des experts dans le domaine de l'analyse vibratoire des machines tournantes.

Dans le chapitre 3, on a proposé une méthodologie [85] en vue d'extraction des connaissances à partir des données de mesures par l'utilisation de l'approche d'apprentissage par arbre de décision. Cette méthodologie a permis de modéliser le processus de détection et d'identification des défauts de roulements sous forme d'arbre de décision. A partir des arbres obtenus, on a traduit chaque chemin de l'arbre, partant du nœud racine, par une règle de décision appelée règle de production.

A partir de cette méthodologie, Les règles extraites peuvent être utilisées de deux façons différentes. Dans la première, on applique l'ensemble des règles extraites sur le dispositif étudié seulement. Dans ce cas, toutes les règles issues de l'arbre de décision sont intégrées dans la base de connaissances du système expert. Quant à la deuxième façon, on n'utilise que les règles qui peuvent être généralisées sur les différents types de machines tournantes.

Analyse de la connaissance

Après l'acquisition des connaissances (Experts, Documentation, Mesures,), il y a lieu d'instaurer un formalisme aisément compréhensible par les experts, pour les valider. Le formalisme qui paraît plus simple à comprendre est celui des arbres de décision. Il s'agit d'une arborescence classique, où chaque nœud représente une question, chaque branche représente une réponse possible à une question, et chaque feuille représente une conclusion finale d'un raisonnement.

La validation des connaissances doit inclure, outre la validation ordinaire du logiciel qu'est le système expert, toutes les actions nécessaires pour s'assurer de la qualité de la base de connaissances constituée.

Cette validation a pour but de répondre à des questions telles que :

- Les connaissances figurant dans le système expert correspondent-elles bien à celles qu'a voulu fournir l'expert ?
- Les connaissances figurant dans le système expert permettent-elles bien de réaliser ce qu'on attend du système expert ?

Règles de production

Dans l'approche système expert, plusieurs formalismes de représentation des connaissances sont disponibles. Le formalisme à base de règles de production est le mode le plus utilisé actuellement.

Un système à base de règle est un ensemble de règles qui sont activés par un mécanisme de raisonnement appelé aussi moteur d'inférences.

Une règle est composée de deux parties. La condition ou prémisse, et l'action ou conclusion. Son expression est comme suit :

SI Conditions **ALORS** Conclusion.

L'ensemble des règles est rassemblé dans une base de connaissances. Les règles sont actionnées par le moteur d'inférences qui travaille sur des faits. Les faits représentent les données sur lesquelles travaillent les règles.

Le moteur d'inférences est le mécanisme de raisonnement à ce titre, il porte l'aspect dynamique au système. Dans une première approche nous dirons que les règles décrivent le domaine d'expertise et que le moteur d'inférences simule le raisonnement de l'expert humain.

Le moteur d'inférences autorise en général les stratégies de raisonnement suivantes:

- Le chaînage avant (Causale: des causes vers les symptômes) permet de produire un diagnostic possible à partir de symptômes, à l'aide de règles de type "si X alors Y".
- Le chaînage arrière (Diagnostic: des symptômes vers les causes) permet de valider un diagnostic en remontant à ses symptômes possibles : " pour que Y il faut X". (voir figure 4.3).
- Inter causale: entre les causes et un symptôme connu.
- Le chaînage mixte: combine un ou plusieurs des types précédents.

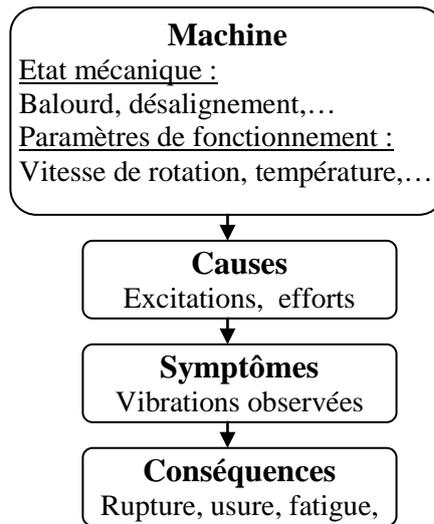
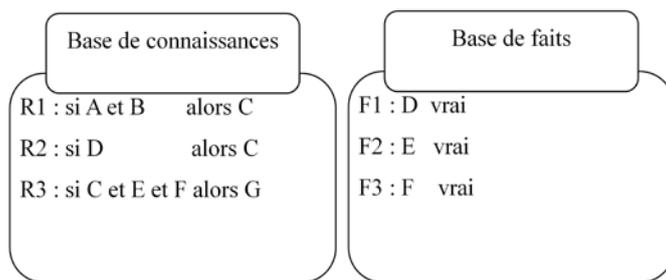


Figure 4.3- Causes- Symptômes

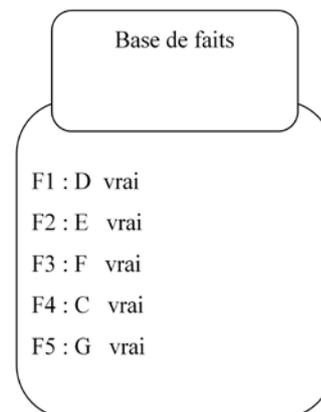
On parle de chaînage avant lorsqu'à chaque cycle, le système considère les règles dont les conditions sont remplies, ajoute les conclusions de ces règles (lesquelles sont alors démontrées) aux faits connus. La combinaison de ces nouveaux faits avec ceux qui existent déjà permet de poursuivre le raisonnement. Le processus se répète jusqu'à épuisement des règles et on examine alors la base de faits finale pour savoir ce que le système expert a permis de conclure, soit l'on arrive à un fait considéré comme une conclusion suffisante du système.

Exemple

Chaînage avant:



Nouvelle base de faits



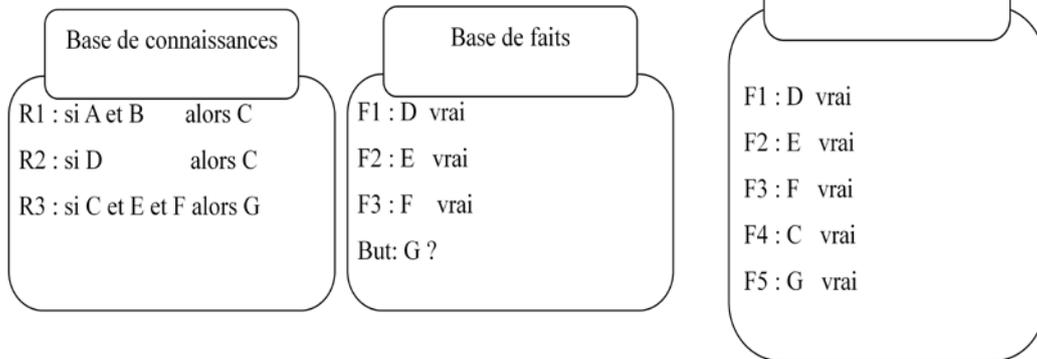
On parle de chaînage arrière lorsqu'on considère qu'à un moment donné, on cherche à établir la véracité d'un fait. Pour ce faire, à moins que la conclusion attendue fasse déjà partie de la base de faits, auquel cas la démonstration est terminée, on considère les règles permettant de conclure sur ce fait. Il suffit alors que les conditions

d'une au moins de ces règles vérifiées pour entraîner la véracité de la conclusion. Ces conditions deviennent de nouveaux faits à établir, ce qui permet d'itérer le processus, soit jusqu'à ce qu'on ne puisse plus faire évoluer la situation (ce qui est un cas d'échec), soit jusqu'à ce qu'ayant reconnu suffisamment de faits avérés on puisse considérer le but comme démontré.

Exemple

Chaînage arrière:

On fixe un but: G



Assez schématiquement, car dans les systèmes experts réels on s'efforce de programmer des garde-fous, on peut indiquer que le risque principale du chaînage avant est la production de faits inutiles ou sans intérêt. Le risque du chaînage arrière est plutôt de perdre du temps à chercher à démontrer des buts par des voies qui n'aboutissent pas.

Certains systèmes permettent de passer, lors de différentes étapes de raisonnement du chaînage avant au chaînage arrière. Ces modes de fonctionnement sont désignés sous le vocable de chaînages mixtes.

4.4.2.2. Analyse fonctionnelle

En même temps qu'on acquiert la connaissance du problème, on doit réfléchir sur l'aspect d'application de notre système expert. Chaque réflexion de ce type doit aboutir à des spécifications fonctionnelles. Elles synthétisent tous les besoins et les contraintes que devra intégrer le système. Il faut reproduire au mieux le dialogue entre un utilisateur et un expert.

Le système expert envisagé a pour objectif la prise de décision de détection, d'identification et de prédiction de l'évolution des défauts dans une machine tournantes. Le système exige des informations sur les fréquences caractéristiques des défauts, le positionnement des capteurs, les seuils d'interventions, des indicateurs de suivi, etc. c'est pourquoi, il est nécessaire de développer deux interfaces graphiques.

La première interface, développée sous Matlab, permet d'analyser les signaux de vibrations (figure 4.4). Elle comporte des outils d'analyse statistique des signaux, des outils de l'analyse du contenu fréquentiel et des outils pour le calcul des fréquences caractéristiques des défauts (par exemple : les fréquences caractéristiques des défauts de roulements). Il s'agit d'une interface de calcul et de visualisation des graphes des signaux temporels et des spectres (FFT, spectre d'enveloppe, cepstre).

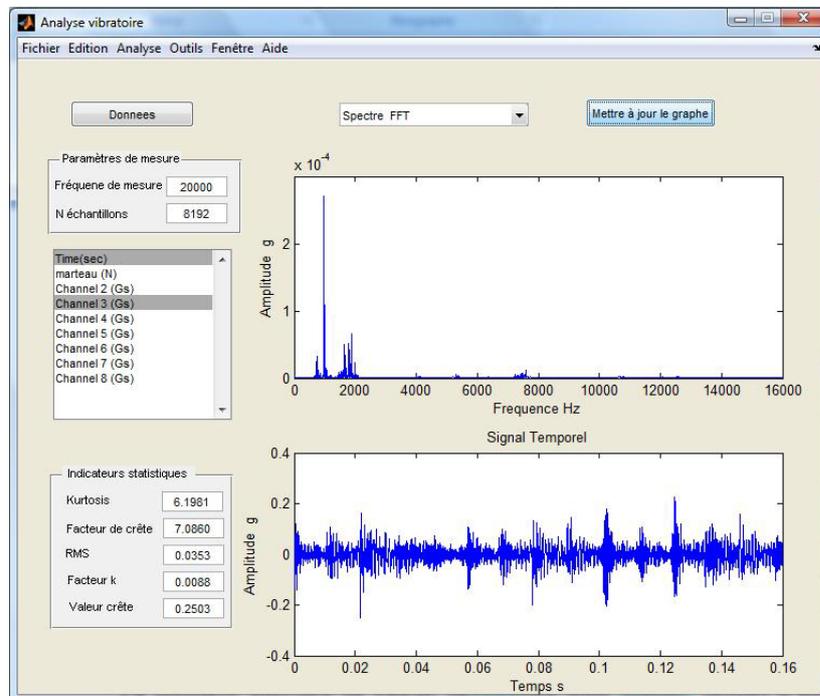


Figure 4.4- Environnement de l'analyse vibratoire

La deuxième interface représente le système expert, développée sous Visual C++ à partir d'un générateur des systèmes experts appelé CLIPS (C Language Integrated Production System) (figure 4.5).

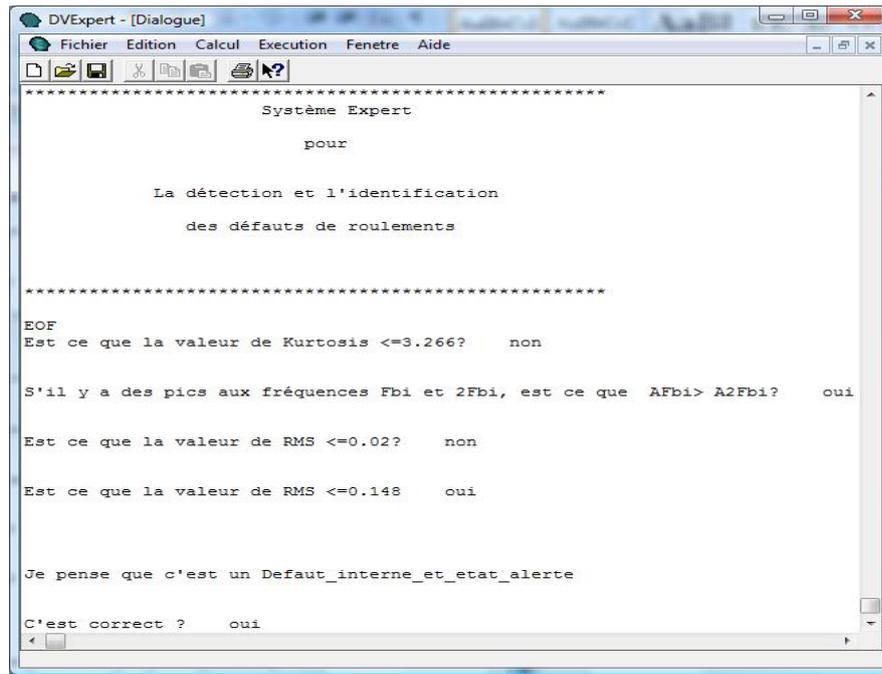


Figure 4.5- Environnement du système expert

4.4.3. Développement du système expert

Il s'agit dans cette phase de passer de la représentation conceptuelle précédente à un code compréhensible par la machine. Cette phase va être liée aux caractéristiques de l'outil de développement. Il faut choisir cet outil, le maîtriser et représenter le modèle dans le formalisme de l'outil. Notre choix s'est porté sur l'outil CLIPS, Il s'agit d'un outil de génération de systèmes experts à base de règles et d'objets. Ses caractéristiques notables sont:

- La gestion de trois paradigmes à la fois: programmation procédurale, programmation à objets, et programmation par règles,
- Une grande flexibilité dans la représentation des connaissances, grâce à ces trois paradigmes,
- Portabilité et rapidité: il est écrit en C,
- Intégration: CLIPS peut être embarqué dans des logiciels écrits dans d'autres langages.

Chaque fois qu'un élément du problème, qui a été isolé et défini dans la phase précédente, peut être implanté sur la machine, il doit être sans attendre les autres sous-problèmes. Si, dans la phase de conception, on a réussi à isoler un certain nombre de

sous-problèmes et à les développer séparément, alors la phase d'intégration sera importante mais facile. Si, au contraire, le problème ne peut se décomposer facilement alors la phase d'implantation aura phagocyté la phase d'intégration et la mise au point risque d'être difficile. A chaque étape de l'intégration s'effectuent des validations partielles des modules. On construit un système complexe avec des éléments de complexité moindre et validés préalablement.

Codage de la base de connaissances

La traduction des arbres de décision en règles de production se fait très facilement. Dans notre cas, il suffit de répertorier les critères de sélection la partie prémisses (ou conditions), et déplacer la solution correspondante dans la partie conclusion.

Par exemple : l'arbre de décision de la figure 3.8 se code en :

Règle 1 : **Si** il existe des pics aux fréquences caractéristiques du défaut de roulement

($A_{F_{bi}}$ et $A_{2F_{bi}}$ existent)

ET $A_{F_{bi}} > A_{2F_{bi}}$

ET la valeur efficace de l'accélération $RMS \leq 0.02$ g

Alors Le roulement a un défaut sur la bague interne avec état de sévérité normale.

Règle 2 : **Si** il existe des pics aux fréquences caractéristiques du défaut de roulement

($A_{F_{bi}}$ et $A_{2F_{bi}}$ existent)

ET $A_{F_{bi}} > A_{2F_{bi}}$

ET la valeur efficace de l'accélération $0.02 < RMS \leq 0.148$ g

Alors Le roulement a un défaut sur la bague interne avec état de sévérité alerte.

Les règles peuvent être traduites en un code interne de type CLIPS sous la forme :

Règle 1 :

(defrule défaut_roulement_interne_normale

($A_{F_{bi}}$ et $A_{2F_{bi}}$ existent = oui)

$(A_{Fbi} > A_{2Fbi} = \text{oui})$

$(RMS \leq 0.02 \text{ g} = \text{oui})$

=>

(printout t "Le roulement a un défaut sur la bague interne avec état de sévérité normale." crlf))

Règle 2 :

(defrule défaut_roulement_interne_normale

$(A_{Fbi} \text{ et } A_{2Fbi} \text{ existent} = \text{oui})$

$(A_{Fbi} > A_{2Fbi} = \text{oui})$

$(0.02 < RMS \leq 0.148 \text{ g} = \text{oui})$

=>

(printout t "Le roulement a un défaut sur la bague interne avec état de sévérité alerte." crlf))

Après le codage de l'ensemble des solutions présentées dans la figure 3.8. La base de connaissances se présente comme suit :

Règle 1 :

Règle 2 :

....

Règle n :

La base de connaissances comporte des règles avec plusieurs rôles différents. On cite :

- Les règles de détermination permettant de proposer une décision de détection ou d'identification.
- Les règles de contrôle permettant de démarrer une session ou de la terminer, de lancer des procédures de calcul (par exemple : calcul des fréquences caractéristiques des défauts).

4.4.4. Déroulement du raisonnement

L'utilisation des règles de production se fait du point de vue de l'auteur du système expert par la mise en œuvre de ce qu'on appelle un mécanisme de chaînage. Ce

mécanisme a pour rôle d'activer à leur tour les règles utiles pour faire avancer le raisonnement vers sa conclusion.

Par l'utilisation du système expert développé, on a constaté qu'il y a une interaction entre le système et son utilisateur puisque ce dernier doit répondre à des questions. Donc il faut que l'interface soit conviviale pour pouvoir se servir efficacement de ce système.

Pour cela, il peut assigner à chaque fait le libellé de question que le système affichera lorsqu'il aura besoin de renseignements.

Par exemple :

Question (pics) = « Y a-t-il des pics aux fréquences caractéristiques du défaut de roulement sur le spectre FFT et le spectre d'enveloppe ? ».

De plus, on a indiqué dans le système les valeurs autorisées pour le paramètre Pic (Oui ou Non). Cela permet à l'utilisateur d'éviter de répondre une valeur qui ne sera pas comprise par le système.

4.4.5. Extension possibles du système

Après le premier codage de la base de connaissances, on pense déjà aux extensions qu'on pourra ajouter. Par exemple, on pense à ajouter des règles correspondantes à un défaut de cage d'un roulement. Avant de coder et d'intégrer cette nouvelle règle à la base de connaissance, on devra faire attention aux caractéristiques du nouveau défaut.

Si le défaut est complètement original c'est à dire s'il n'y a qu'une seule solution admissible pour un ensemble de critères donnés, alors on pourra coder et ajouter directement la règle.

Si, au contraire pour un ensemble de critères donnés, il existe plusieurs solutions possibles, on devra dire au moteur de rechercher toutes les solutions possibles et non pas de s'arrêter dès qu'une solution convient. Sinon la solution située à la fin de la base de règles ne sera jamais obtenue.

4.4.6. Application

L'objectif de cette application est la prédiction de la classe d'un défaut artificiel à partir d'un signal prélevé sur le banc d'essais de détection des défauts de roulement et

de l'arbre de décision (figure 3.8). Les conditions de l'expérimentation sont les suivants : Défaut artificiel, d'une taille de 20 mm², sur la bague interne d'un roulement à bille de type SKF6206, une charge de 700 daN et une vitesse de rotation de 1000 tr/min.

Les résultats de l'analyse temporelle et fréquentielle du signal prélevé du banc d'essai sont récapitulés dans le tableau 4.2. Les figures 4.6 à 4.8 représentent respectivement le signal temporel, le spectre fréquentiel du signal et le spectre d'enveloppe du signal.

Tableau 4.2- Prédiction de la classe d'un défaut

Signal	kurtosis	FC	RMS	$A_{Fbe} > A_{2Fbe}$	$A_{Fbi} > A_{2Fbi}$	Classe
1	6.1981	7.086	0.0353	pas	oui	Défaut?

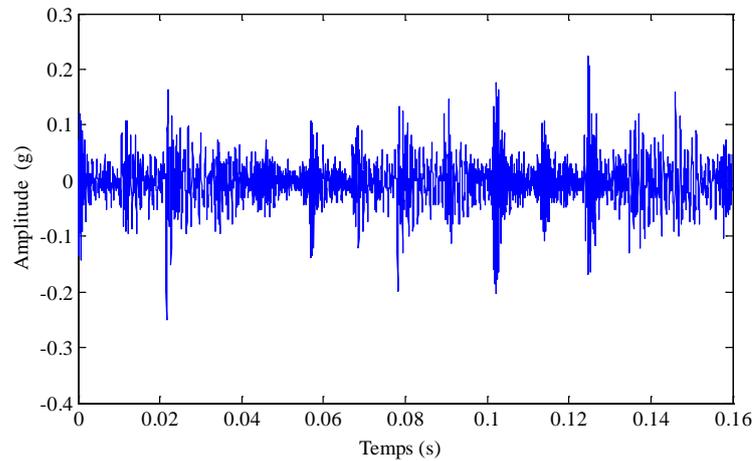


Figure 4.6- Signal temporel

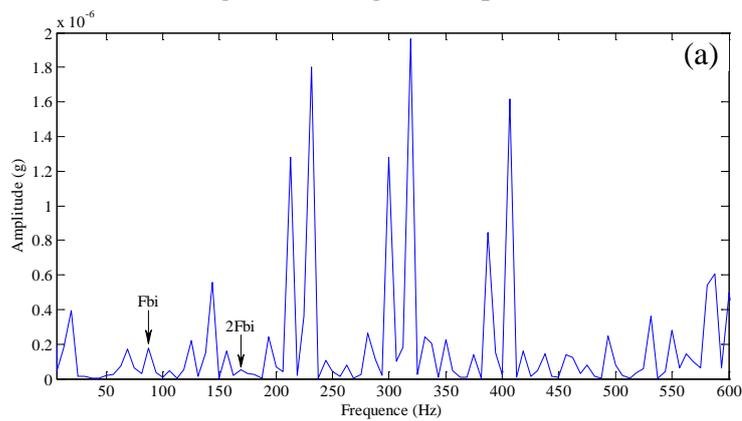


Figure 4.7- Spectre fréquentiel

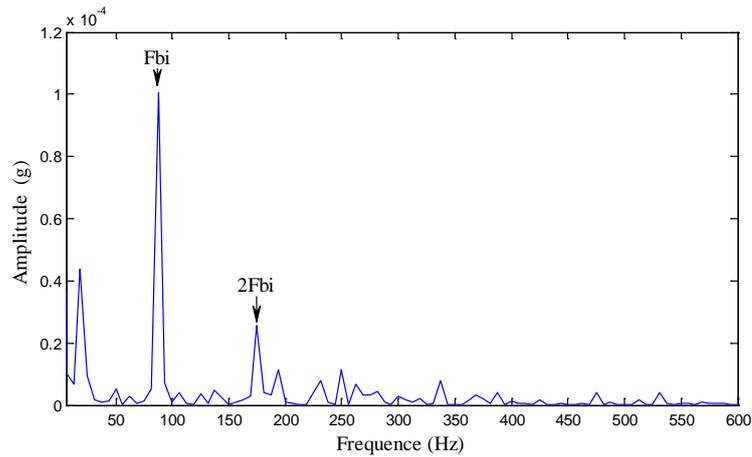


Figure 4.8- Spectre d'enveloppe

A partir des résultats présentés précédemment, on veut prédire la classe du défaut par l'utilisation du système expert développé. La session d'application de ce système se déroule comme suit:

>Initialiser ; la base des faits

>Exécuter ; le programme

>*****

Système expert

Pour

Le diagnostic des machines tournantes

> Est-ce que la valeur de Kurtosis ≤ 3.266 (oui/non) ?

non

>Y a-t-il des pics aux fréquences caractéristiques Fbi et 2Fbi(oui/non) ? **oui**

>Est ce que les amplitudes $A_{Fbi} > A_{2Fbi}$ (oui/non) ?

oui

> Est-ce que la valeur de RMS ≤ 0.02 (oui/non) ?

non

> Est-ce que la valeur de RMS ≤ 0.148 (oui/non) ?

oui

>**Décision** : Je pense que c'est un défaut de roulement sur la bague interne

et le niveau de sévérité des vibrations est à l'état d'alerte.

>C'est correct (oui/non) ?

; Le système demande de vérifier la décision proposée avant de répondre sur la question.

oui

>Essaie encore (oui/non) ?

non

>Fin de consultation

A travers la conversation entre le système expert développé et l'utilisateur, Ce système a permis de diriger le raisonnement vers une décision de détection et d'identification des défauts de roulement. Il a permis de détecter la présence d'un défaut et d'identifier sa classe à partir des valeurs des indicateurs de détection (Kurtosis et RMS) et de l'interprétation du spectre fréquentiel et du spectre d'enveloppe.

4.5. Conclusion

Ce chapitre présente l'approche du système expert en vue d'aide à la décision dans le processus de détection, d'identification des défauts de roulements. Après l'extraction des connaissances, à partir des données vibratoires relevées sur le banc d'essai de détection des défauts de roulement, sous forme des règles de production, cette approche a permis d'intégrer toutes les règles de décision obtenues dans une base de connaissances et de concevoir le premier système expert. Ce dernier est développé, à partir du programme CLIPS (C Language Integrated Production System), sous l'environnement Visual C++. Le présent système expert ne présente actuellement qu'un intérêt extrêmement limité, même dans le cas d'installations à chaîne cinématique simple. Leur performance est liée à la qualité des connaissances intégrées. Ces connaissances sont particulièrement liées à celles des experts du domaine des machines tournantes, aux systèmes d'acquisition des signaux et aux outils de l'analyse vibratoire. Dans la session d'utilisation du système expert, ce dernier demande des informations issues de l'analyse vibratoire. C'est pourquoi une interface graphique a été développée en vue de simplifier et d'accélérer l'analyse des signaux vibratoires.

Chapitre 5

Estimation de la durée de vie résiduelle

L'estimation de la durée de vie résiduelle d'un élément mécanique est fortement appréciée par les industriels utilisateurs des machines tournantes, objet du présent chapitre. En particulier, le suivi de l'évolution de la dégradation d'une butée à billes et l'estimation de sa durée de vie résiduelle par un modèle fiabiliste est traité. L'étude expérimentale est réalisée sur un banc d'essai de fatigue. Après l'analyse des signatures vibratoires, on présente le développement du modèle à hasard proportionnel.

5.1.Introduction

L'analyse de la tendance évolutive du dysfonctionnement d'un élément mécanique ou d'un équipement et l'estimation du temps pendant lequel il est possible de continuer à l'utiliser avant la panne permet l'organisation la plus rationnelle des activités de maintenance. Cette stratégie définit le cadre du processus de pronostic. Le pronostic ajoute au résultat du diagnostic une estimation de la durée de vie résiduelle d'un équipement et prédit l'évolution ultérieure d'un état de dégradation [86].

Les principales questions de recherche dans le domaine du pronostic porte sur l'estimation de l'évolution du dommage physique:

- En absence d'une mesure directe du dommage physique, comment peut-on inférer son évolution en fonction du temps? Est-il possible d'estimer le dommage à partir des quantités mesurables telles que les vibrations, la température, etc.?
- Quelles méthodes faut-il pour exploiter les mesures disponibles aux capteurs et générer dans un sens probabiliste l'évolution du système jusqu'à la défaillance?
- Comment fixer les limites de confiance ou d'incertitude associées à la prédiction ?

Comme pour le diagnostic, on peut distinguer différentes approches de pronostics : statistiques, fiabilistes, intelligence artificielle et approches à base de modèles. Nous nous intéressons ici aux modèles fiabilistes. Ces modèles sont établis à partir de données issues de bancs de test. On propose dans ce chapitre le pronostic des défauts d'une butée à billes par l'utilisation du modèle à hasard proportionnel développé par Cox [87]. A partir de ce modèle, on propose d'établir une relation entre la fiabilité et les indicateurs de vibration.

5.2. Dispositif expérimental

Des essais de fatigue pour le suivi des défauts d'une butée sur la plate-forme d'essai "SURVIB" sont entrepris. La figure 5.1 représente le banc d'essai de fatigue. Le dispositif expérimental sur lequel a porté cette étude, est composé de deux plaques épaisses, de quatre montants en acier et une presse. Cette dernière glisse sur les montants à l'aide d'un vérin hydraulique. Le banc d'essai fixé sur un bâti. Ce dernier peut supporter les charges axiales appliquées par le vérin. L'élément mécanique "butée à tester de type SKF51207" composé de deux bagues sur lequel des essais sont effectués est monté entre la presse et un arbre accouplé à un moteur à vitesse variable pouvant atteindre 3000 tr/min. La première bague est montée sur la presse et la deuxième sur le côté opposé. Une charge axiale est appliquée à l'aide d'un vérin hydraulique. Deux ensembles d'essais sont effectués. Dans le premier ensemble où la butée présente un défaut, ce dernier est réalisé par électroérosion (figure 5.3). Les données expérimentales sont récapitulées dans le tableau 5.2. Il est à noter que pour chaque taille du défaut six expériences sont effectuées. Dans le deuxième ensemble, des essais de fatigue sont réalisés pour une charge axiale de 3000daN et une vitesse de rotation de 1800 tr/min. Pour chaque butée neuve, le système est mis en rotation jusqu'à la dégradation de la butée.

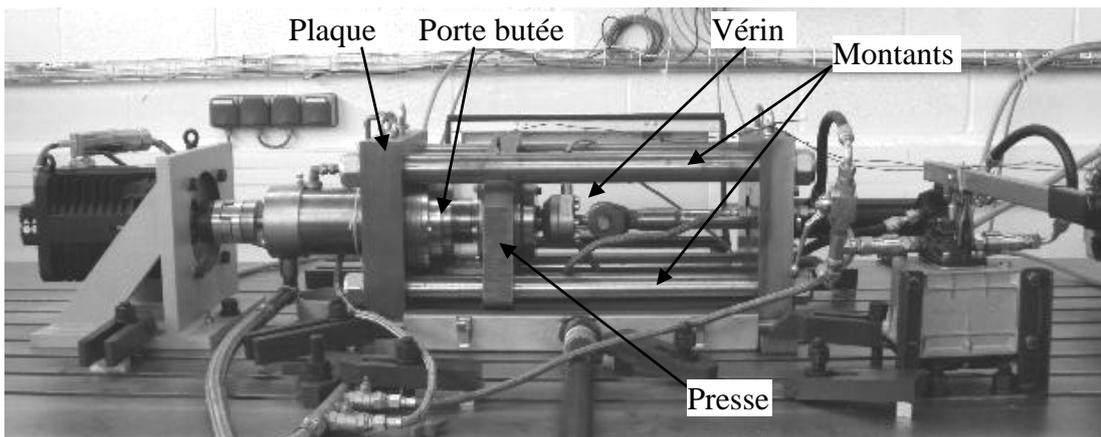


Figure 5.1- Le banc d'essai

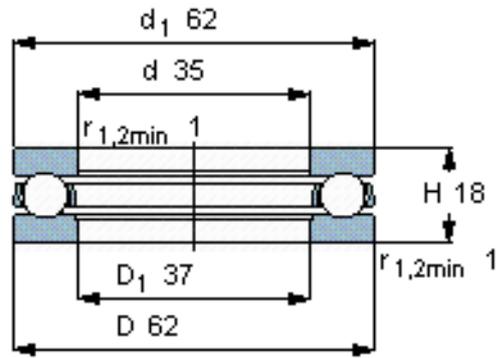


Figure 5.2- Butée SKF51207.

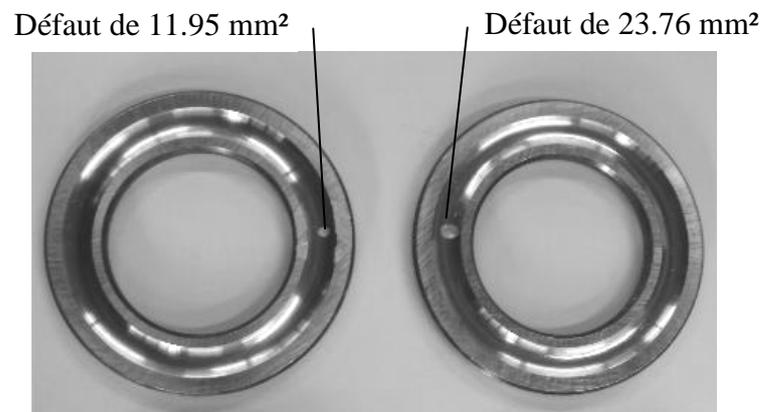


Figure 5.3- Défauts artificiels sur la bague d'une butée SKF51207.

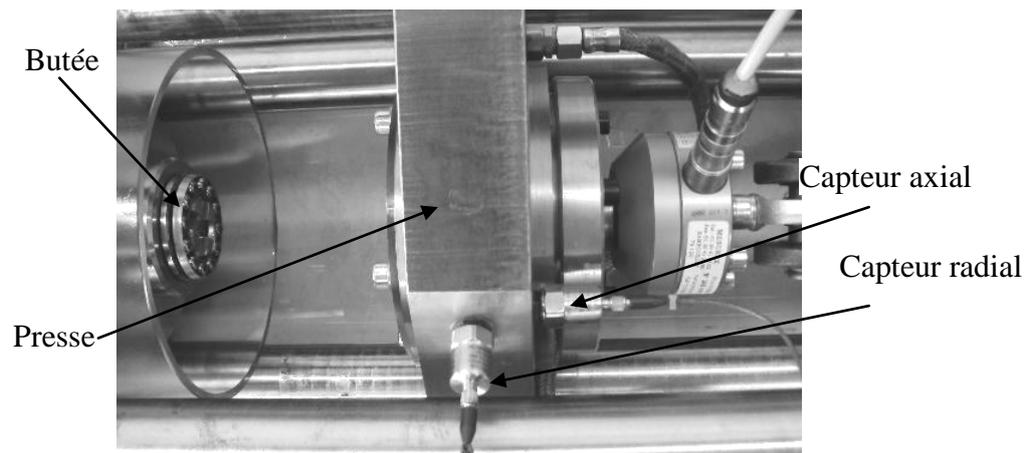


Figure 5.4- Position des capteurs

Le comportement du dispositif est analysé pour des vitesses de rotations différentes obtenues à l'aide d'un variateur de vitesse contrôlant le moteur. Les vitesses de rotation retenues sont : 600 tr/min, 1200 tr/min et 1800 tr/min. L'acquisition des

signaux vibratoires a été effectuée à 51.2 kHz d'échantillonnage et durant une seconde à l'aide d'un système d'acquisition multicanaux OROS et par l'utilisation de deux accéléromètres piézoélectriques (un capteur en position axiale et un autre capteur en position radiale) fixés sur la presse (tableau 5.1 et figure 5.4). Le nombre d'échantillons prélevés dans les signaux est limité à 51200.

5.3. Procédures des essais

Les essais présentés dans ce chapitre sont répartis en deux ensembles. Le premier ensemble concerne l'étude de l'évolution des indicateurs temporels et fréquentiels avec les conditions de fonctionnement et la taille des défauts. Quant au deuxième, il concerne l'estimation de la durée de vie résiduelle de la butée. Pour le premier ensemble, l'essai est effectué comme suit : on met le système en rotation et on enregistre les signaux temporels. Pour le deuxième ensemble, pour chaque butée neuve, on met le système en rotation jusqu'à la dégradation de la butée. On enregistre les signaux temporels périodiquement.

Tableau 5.1- Accéléromètres piézoélectriques.

Accéléromètre	Sensibilité en tension [mV/g]	Direction
SN7166	102	Axial
SN7168	99	Radial

Tableau 5.2- Détails des tests.

Type de butée	Taille du défaut	Vitesse de rotation	Charge axiale
Type SKF 51207	0.00 mm ²	600 tr/min	2000 daN
Nombre de billes 12	6.61 mm ²	1200 tr/min	3000 daN
	11.95 mm ²	1800 tr/min	
	23.76 mm ²		
	32.17 mm ²		

L'équation qui nous donne les fréquences caractéristiques pour un défaut sur la bague d'un roulement est définie comme suit :

$$Fb = Fr \cdot \frac{N}{2} \left(1 \pm \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (5.1)$$

Dans le cas d'une butée $\alpha = 90^\circ$ (effort axial). L'équation 5.1 devient :

$$Fb = Fr \cdot \frac{N}{2} \quad (5.2)$$

où N et Fr sont le nombre d'éléments roulants ou billes et la fréquence de rotation, respectivement.

Les fréquences caractéristiques de la présence d'un défaut sur une bague de la butée sous test pour les différentes vitesses de rotation sont récapitulées dans le tableau 5.3.

Tableau 5.3- Fréquences caractéristiques en Hz du roulement SKF51207

Vitesse [tr/min]	600	1200	1800
Fréquence de rotation Fr [Hz]	10	20	30
Fb [Hz]	60	120	180

5.4. Analyse vibratoire de la butée

5.4.1. Détection des défauts

La fiabilité de l'analyse vibratoire dépend principalement de la chaîne de mesures et particulièrement des capteurs utilisés. Les capteurs doivent être sélectionnés et placés sur des points choisis judicieusement, c'est à dire le plus proche possible des sources de vibrations si celles-ci sont connues et si la structure le permet. La figure 5.5 représente quelques résultats de l'analyse des signaux relevés des deux accéléromètres. On constate que lorsque l'intensité du chargement augmente, la valeur efficace de l'accélération croît également. Aussi, il est possible de constater que pour une charge identique et pour une même mesure, la valeur efficace de l'accélération relevée de l'accéléromètre en position axiale est plus élevée que celle relevée de l'accéléromètre en position radiale. Donc l'accéléromètre en position axiale semble plus prépondérant pour le suivi du défaut. Dans ce qui suit, l'étude est basée sur les signaux prélevés de l'accéléromètre en position axiale.

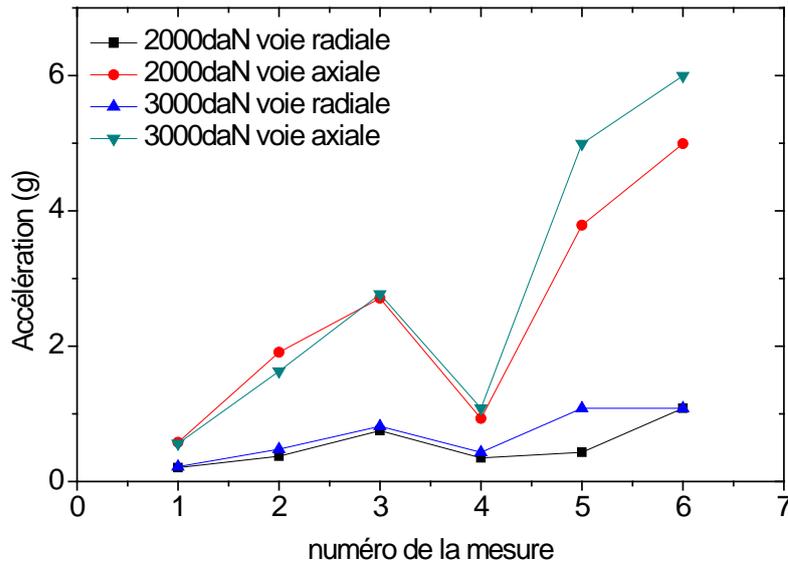


Figure 5.5- Effet de la position du capteur

La figure 5.6, présente la courbe de la valeur efficace de l'accélération (RMS) en fonction de la taille du défaut (D) pour une charge axiale de 3000 daN et une vitesse de rotation de 1800 tr/min. D'après cette figure, on observe une quasi-linéarité de la courbe. Par régression linéaire de cette dernière, on a obtenu la relation suivante :

$$\text{RMS} = 3.49.D + 0.46 \quad (5.3)$$

avec un coefficient de corrélation $R^2 = 0.96$.

L'équation 5.3 permet de prédire l'évolution de la taille du défaut en fonction de la valeur de l'indicateur RMS.

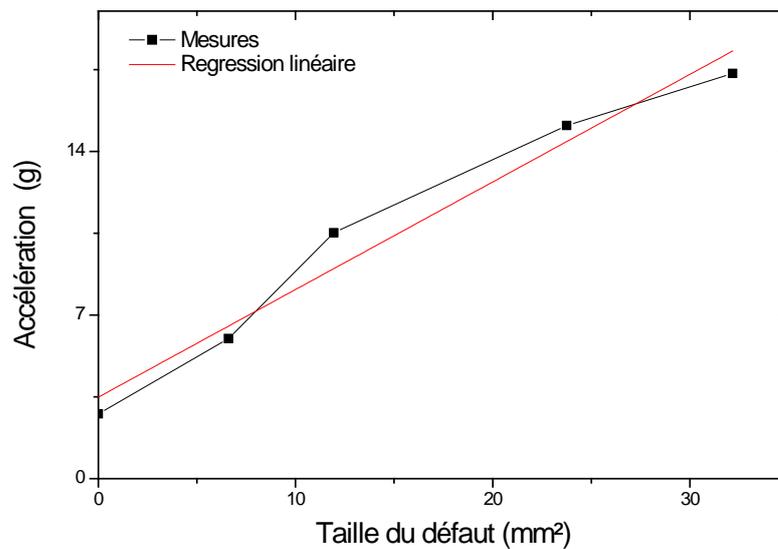


Figure 5.6- Relation entre RMS et la taille du défaut

5.4.2. Identification des défauts

Les figures 5.7 à 5.10 représentent les signaux temporels et les spectres fréquentiels correspondants pour les conditions de fonctionnement suivantes : une vitesse de rotation de 1800 tr/min et une charge axiale de 3000 daN. D'après ces figures, on constate l'apparition des pics de F_b et de ces harmoniques sur le spectre fréquentiel.

Tableau 5.4- Fréquences caractéristiques de la butée pour 1800 tr/min

Harmoniques	1x	2x	3x
Fréquence de rotation, Fr	30	60	90
Fréquence défaut sur bague, Fb	180	360	540

D'après le tableau 5.4, on observe que : $Fb=6xFr$ et $2xFb=12xFr$. C'est pourquoi il faut faire attention à l'effet de masque entre les pics des harmoniques de Fr et les pics de Fb et de ces harmoniques. D'une manière générale, on constate que les spectres fréquentiels sont suffisants pour localiser et identifier l'état de dégradation de la butée.

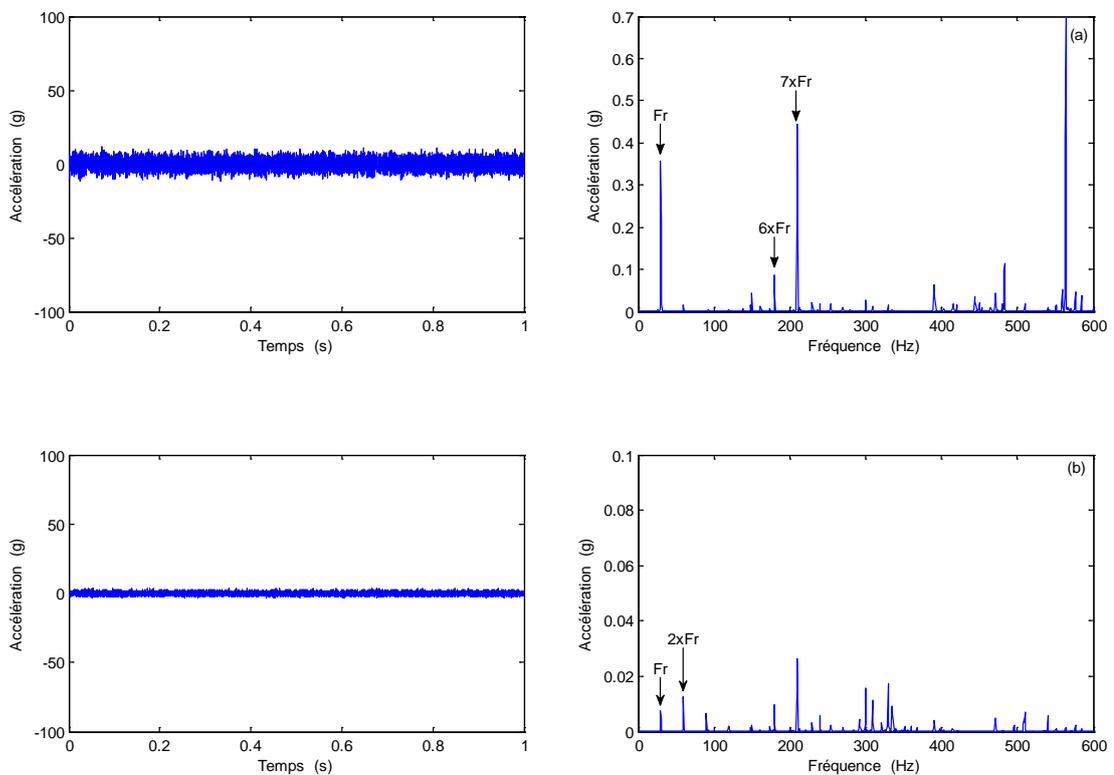


Figure 5.7-Spectre de la butée sans défauts, direction: a) axiale, b) radiale.

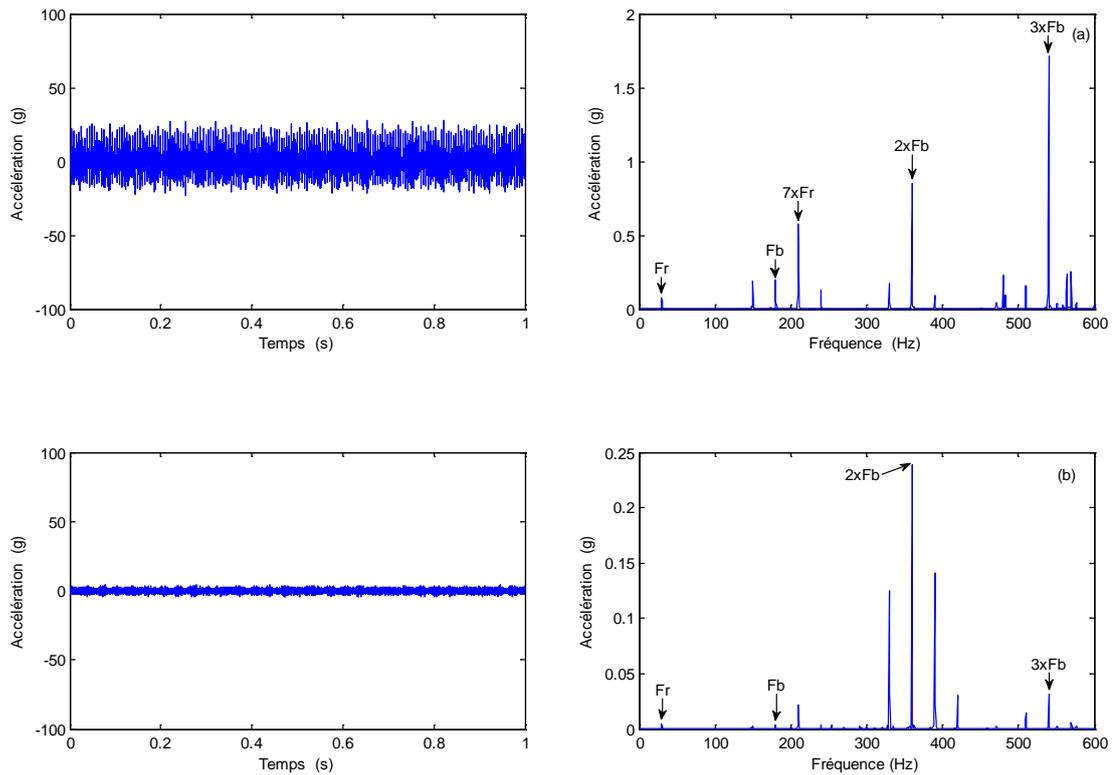


Figure 5.8-Spectre de la butée avec défaut de 2.9mm, direction: a) axiale, b) radiale.

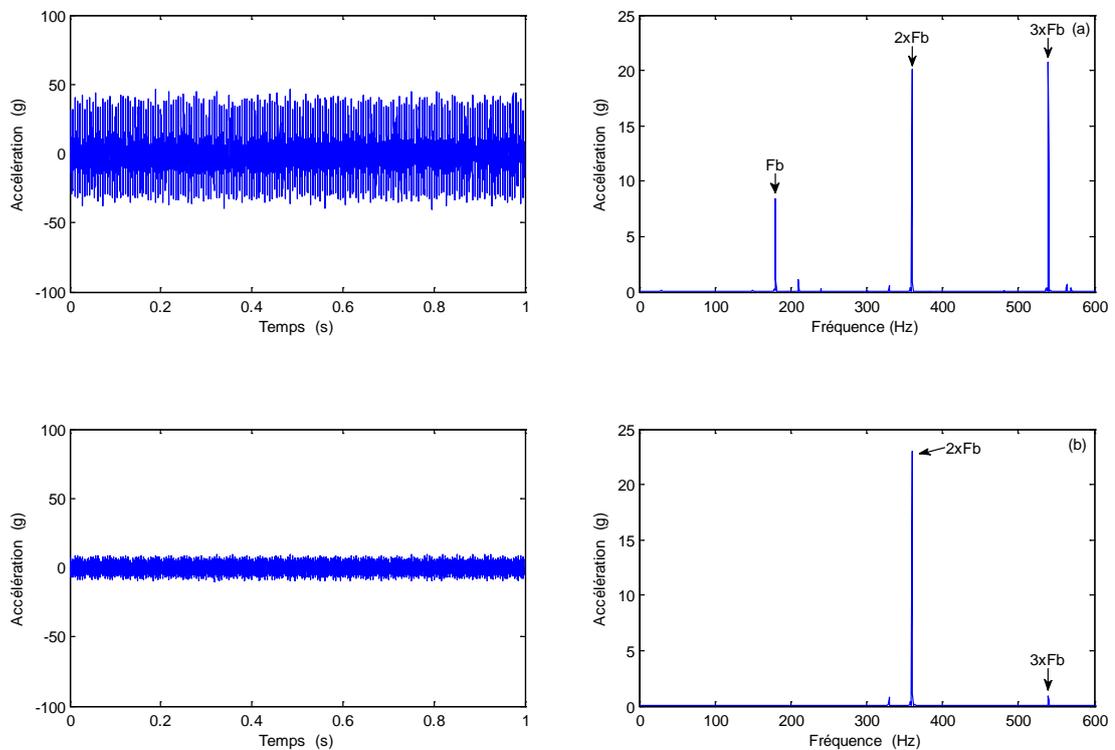


Figure 5.9-Spectre de la butée avec défaut de 3.9mm, direction: a) axiale, b) radiale.

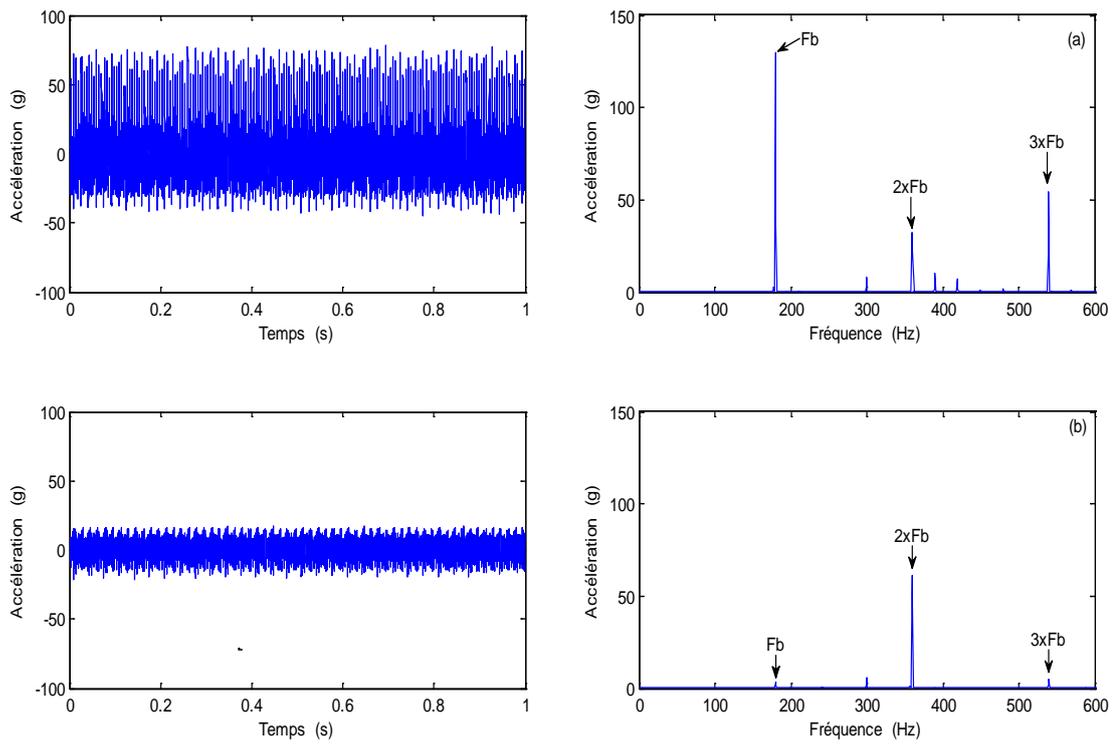


Figure 5.10-Spectre de la butée avec défaut de 5.5mm, direction: a) axiale, b) radiale.

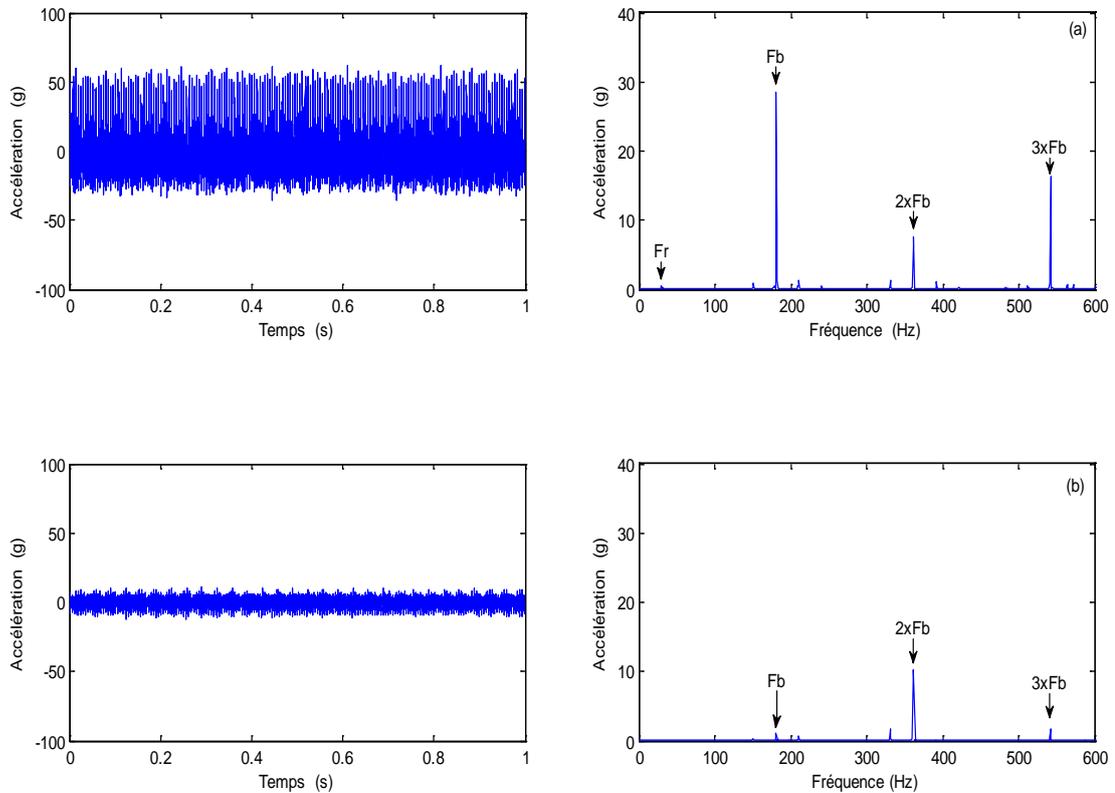


Figure 5.11-Spectre de la butée avec défaut de 6.4mm, direction: a) axiale, b) radiale.

5.5. Pronostic des défauts

Nous proposons dans la section suivante un modèle fiabiliste à hasard proportionnel en vue d'exprimer la fiabilité en fonction du temps et des indicateurs de suivi (RMS, Kurtosis et FC) et ensuite d'estimer la durée de vie résiduelle de la butée.

5.5.1. Modèles fiabilistes traditionnels

La variable aléatoire utilisée pour quantifier la fiabilité d'un système est le temps à la défaillance dénoté par T . la fonction de fiabilité $R(t)$ d'un système est définie par l'équation 5.4:

$$R(t) = Pr(T > t) \quad (5.4)$$

Plusieurs modèles paramétriques de défaillance ont été proposés pour décrire le comportement de dégradation d'un composant ou d'une machine : loi de Poisson, loi exponentielle, loi de Weibull, loi loge-normale, etc. Le modèle de Weibull est le plus adapté au composant mécanique [88]. Le modèle de Weibull à deux paramètres est défini par :

$$R(t) = Pr(T > t, \eta, \beta) = \exp \left[- \left(\frac{t}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (5.5)$$

où T , β et η sont le temps à la défaillance, le paramètre de forme et le paramètre d'échelle, respectivement.

Les paramètres de la loi de fiabilité de Weibull (équation 5.5) sont estimés par la régression ou le maximum de vraisemblance (voir Annexe). La méthode de régression consiste à linéariser le modèle de fiabilité (équation 5.6) et à calculer ces paramètres à partir de la droite de régression qui s'ajuste au mieux aux points estimés.

$$\ln \left(\ln \left(\frac{1}{R(t)} \right) \right) = \beta \ln(t) - \beta \ln(\eta) \quad (5.6)$$

Une fois défini le modèle fondamental d'un système, on établit les autres fonctions de fiabilité : loi de défaillance, la densité de probabilité, le taux de défaillance, la durée de vie résiduelle [89]. Ces fonctions sont définies par les relations ci-dessous :

La loi (ou probabilité) de défaillance :
$$F(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (5.7)$$

La densité de probabilité

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (5.8)$$

Le taux de défaillance

$$h(t) = \frac{f(t)}{1-F(t)} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \quad (5.9)$$

La moyenne des temps entre deux défaillances (MTBF Mean time between failure)

$$MTBF = \int_0^{\infty} R(t) dt = \eta \cdot \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (5.10)$$

où Γ est la fonction gamma définie comme suit :

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt, \quad x > 1 \quad (5.11)$$

La durée de vie résiduelle moyenne (MRL the Mean Residual Life) :

Considérons un composant avec un temps de défaillance T mis en service à $t=0$ et fonctionnant toujours au temps t . la probabilité que le composant d'âge t survit à un intervalle temporel additionnel x est :

$$R(x|t) = \Pr(T > x+t | T > t) = \frac{\Pr(T > x+t)}{\Pr(T > t)} = \frac{R(x+t)}{R(t)} \quad (5.12)$$

$R(x|t)$ la fonction de survie conditionnelle du composant à l'âge t . Le MRL, du composant à l'âge t est :

$$MRL(t) = \mu(t) = \int_0^{\infty} R(x|t) dx = \frac{1}{R(t)} \int_t^{\infty} R(x) dx \quad (5.13)$$

5.5.2. Modèles à hasard proportionnel

Le modèle à hasard proportionnel, développé par Cox, est le prolongement du modèle de fiabilité traditionnel. Généralement, ce modèle a été employé dans les diagnostics médicaux. Il a été appliqué la première fois aux problèmes de fiabilité dans la maintenance par Jardine et Anderson [90]. Dans cette approche, la loi de fiabilité dépend du temps et des covariables ou des facteurs qui influencent sur le

fonctionnement d'un composant ou d'une machine. Les vibrations sont parmi les facteurs d'influence. Dans ce cas, les covariables représentent les indicateurs globaux de vibration qui permettent de suivre l'état de santé d'une machine tournante.

Le nouveau taux de défaillance $h(t)$ est exprimé comme le produit d'un taux de référence de base $h_0(t) = h(t, Z_0)$ qui ne dépend pas des covariables et d'une fonction de risque $\Psi(Z)$ qui ne dépend que des covariables. Nous obtenons :

$$h(t, Z(t)) = h_0(t) \cdot \Psi(Z(t)) \quad (5.14)$$

Sous cette hypothèse, la loi de fiabilité est donnée par l'expression suivante:

$$R(t) = R_0(t)^{\Psi(Z(t))} \quad (5.15)$$

$R_0(t)$ la fiabilité de base,

Dans son modèle, Cox considère que la fonction de risque suit une loi exponentielle :

$$\Psi(Z) = \exp(\gamma \cdot Z) \quad (5.16)$$

Z et γ sont le vecteur des covariables (z_1, z_2, \dots, z_k) et le vecteur de poids ($\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_k$) associés à chacune des covariables.

Le modèle PHM de Cox correspondant à la fiabilité de base de Weibull est défini par l'équation 5.18.

$$R(t, Z(t)) = R_0(t)^{\exp(\sum \gamma_i Z_i(t))} = \left(\exp \left(-\frac{t}{\eta} \right)^\beta \right)^{\exp(\sum \gamma_i Z_i(t))} \quad (5.17)$$

$R_0(t)$ la fiabilité de base qui prend la forme de la loi de Weibull .

Z_i les covariables (Les indicateurs d'état de dégradation).

η, β, γ_i Constants à estimer par la méthode de maximum de vraisemblance.

Les paramètres γ_i sont estimés par la méthode de vraisemblance partielle. Dans le cas d'une fiabilité de Weibull [91], la fonction de vraisemblance est définie par l'équation 5.17.

$$L(\beta, \eta, \gamma) = \left[\prod_i \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t_i}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\gamma \cdot z_i) \right] \cdot \left[\prod_i \exp \left(-\left(\frac{t_j}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\gamma \cdot z_i) \right) \right] \quad (5.18)$$

Les paramètres γ_i recherchés sont ceux qui maximisent la fonction de vraisemblance.

5.5.1. Estimation de la durée de vie résiduelle de la butée testée

Les figures 5.12 représentent l'évolution des indicateurs : RMS, Kurtosis, valeur crête (VC), et facteur de crête (FC) en fonction du temps issus d'un capteur axial. D'après ces figures, on constate que les courbes du RMS et du VC sont plus représentatives de l'évolution du niveau vibratoire. D'autre part, les courbes de Kurtosis et de FC sont moins représentatives de l'évolution du niveau vibratoire, car ces indicateurs sont très sensibles aux chocs et à la taille des défauts. Ce résultat fort important permet le choix des indicateurs RMS et VC comme covariables dans le modèle à hasard proportionnel de Cox.

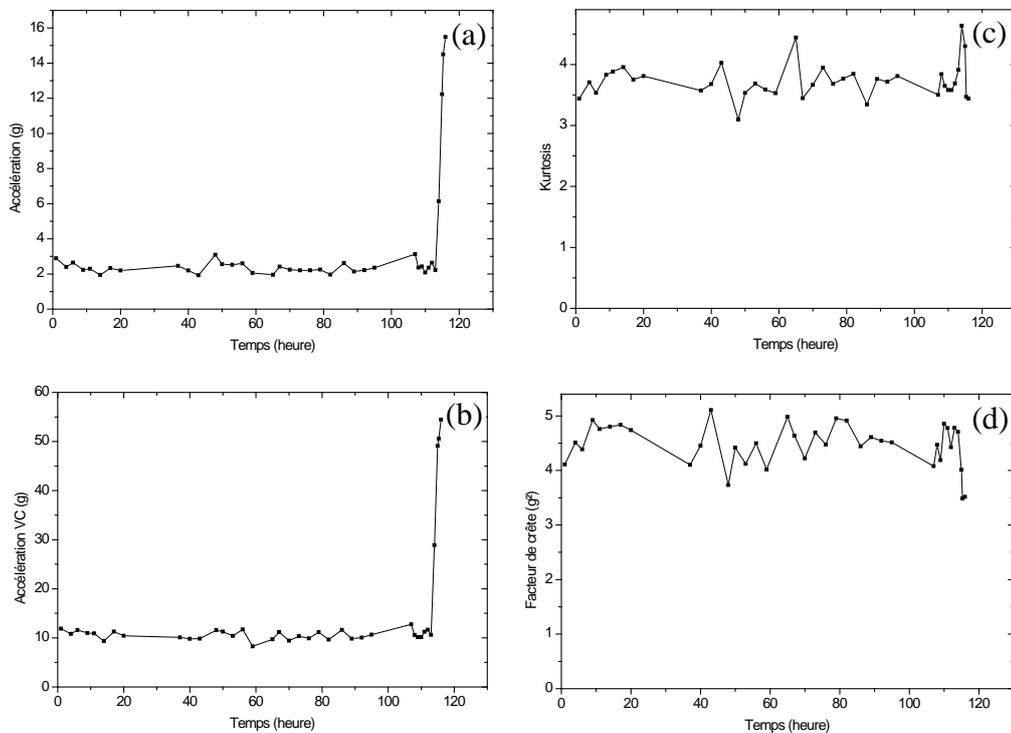


Figure 5.12- Indicateurs de vibration.

Modèle à hasard proportionnel de Cox

L'application du modèle à hasard proportionnel sur l'ensemble des données recueillis (les temps à la défaillance et les valeurs des indicateurs de vibration), permet d'exprimer une loi de fiabilité en fonction du temps et des indicateurs de vibrations. L'indicateur *RMS*, illustré dans la figure 5.12, est choisi comme covariable.

Le modèle PHM de Cox, obtenu à partir de l'ensemble de données issu de la butée N°1 où sa défaillance est détectée après 53 heures de service (voir figure 5.13a) et à partir de l'estimation des paramètres de l'équation 5.17 par la méthode du maximum de vraisemblance, est donné par l'équation 5.19 :

$$R(t) = \exp \left[- \left(\frac{t}{56.32} \right)^{34.1} \right]^{\exp(0.367.RMS)} \quad (5.19)$$

Par régression, la valeur efficace de l'accélération, pour la butée N°1 (figure 5.13a), est exprimée en fonction du temps comme suit :

$$RMS(t) = 1.5 + 1.2e - 20.t^{12.1} \quad (5.20)$$

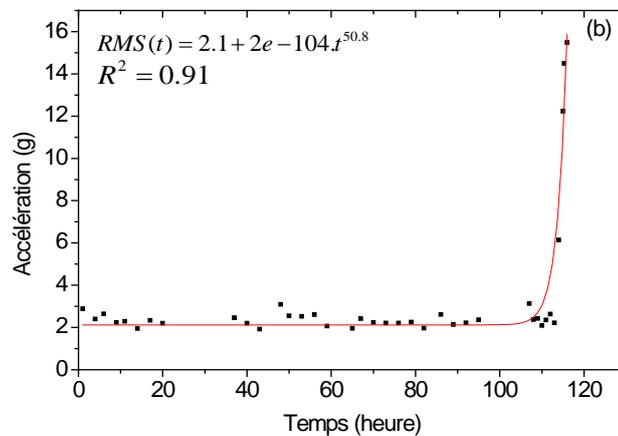
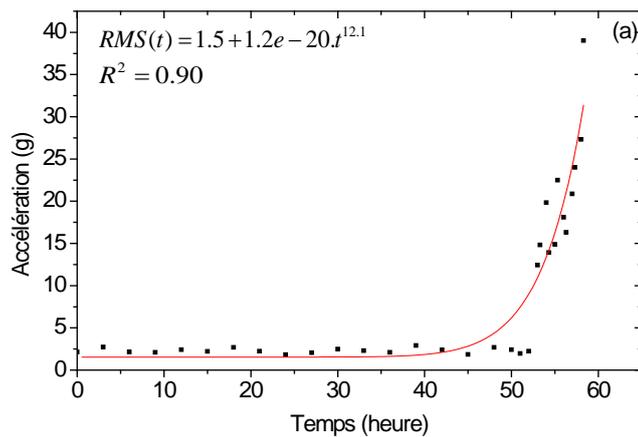


Figure 5.13 - RMS en fonction de temps, a) butée N°1, b) butée N°2.

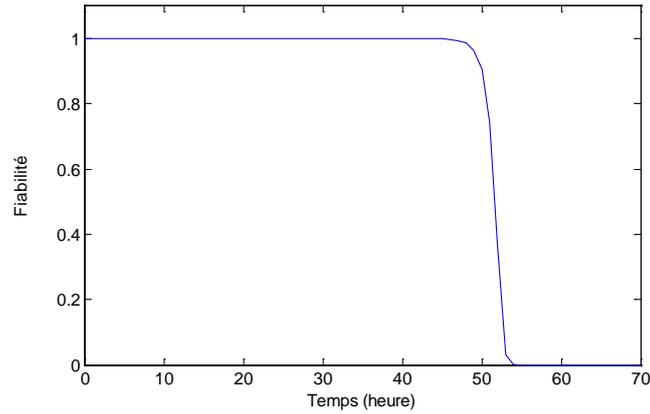


Figure 5.14- La courbe du modèle PHM de Cox

La figure 5.14 représente la fiabilité du modèle à hasard proportionnel hybride de cox-weibull. On remplace l'expression 5.20 dans l'équation 5.19, on obtient l'expression de la fiabilité en fonction du temps seulement. Cette expression permet de calculer le MRL définie par l'équation 5.13. Le tableau 5.5 montre que le modèle à hasard proportionnel a permis une bonne estimation de la durée de vie résiduelle de la butée.

Tableau 5.5- Moyenne de durée résiduelle selon le modèle PHM de Cox.

Temps de service (heures)	1	20	30	40	50	52	53	54
Temps restant MRL (heures)	50.15	31.15	21.15	11.15	1.4	0.21	0.02	0
Erreur = 53- MRL	1.85	1.85	1.85	1.85	1.6	0.79	0	0

Le modèle PHM de Cox correspondant à l'ensemble de données issus de la butée N°1 et de la buté N°2 en même temps est défini par l'équation suivante :

$$R(t) = \exp \left[- \left(\frac{t}{78.12} \right)^{2.86} \right]^{\exp(0.0067.RMS)} \quad (5.21)$$

La figure 5.15 représente l'évolution de la fiabilité en fonction du temps et de l'indicateur *RMS*. On constate que lorsque la valeur de l'indicateur *RMS* augmente, la fiabilité de la butée diminue.

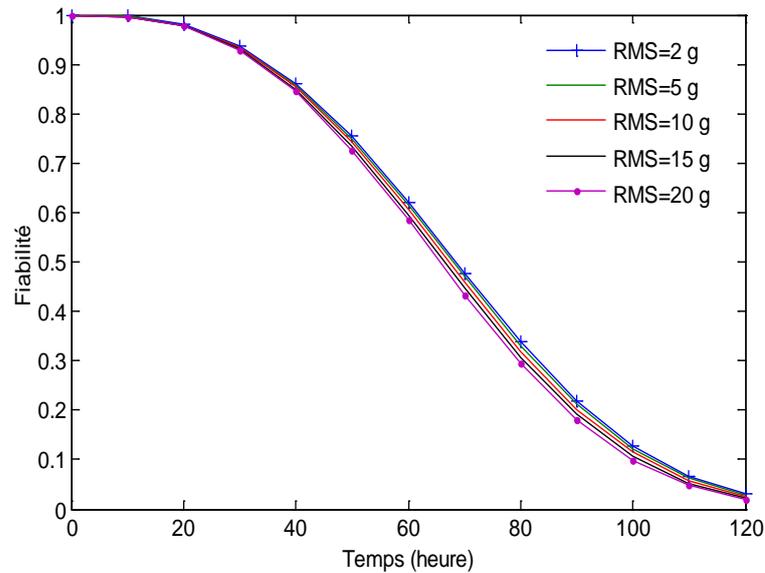


Figure 5.15- La courbe du modèle PHM de Cox pour les butées (N1, N2)

5.6. Conclusion

Le pronostic ou la prédiction de l'évolution des défauts est devenu une préoccupation majeure pour les industriels. Ce processus vise à estimer la durée de vie résiduelle des éléments mécaniques et donc de mieux analyser le suivi de l'état de ces éléments ou des machines tournantes en fonctionnement. Le modèle à hasard proportionnel a permis d'exprimer la fiabilité en fonction du temps de service et des indicateurs de vibrations et d'estimer efficacement la durée de vie résiduelle de la butée. Les résultats obtenus ont montré d'une part, la quasi-linéarité de la courbe de RMS et la taille du défaut. Cette propriété peut être utilisée pour prédire la taille du défaut connaissant la valeur de RMS. D'autre part, les résultats ont mis en évidence la dépendance de l'indicateur RMS à la fiabilité. Il est montré à travers les résultats que la fiabilité diminue avec l'augmentation de l'indicateurs RMS. Le modèle de Cox a quant à lui des avantages pratiques certains. Parmi ceux-ci on note que le modèle est purement statistique et qu'aucune connaissance sur les phénomènes physiques n'est nécessaire.

Conclusions et perspectives

Dans le cadre de cette thèse, une méthodologie pour la détection, le diagnostic et le pronostic des défauts de roulement est proposée. Elle fait appel à des approches différentes : le traitement des signaux vibratoires, l'apprentissage par arbre de décision pour l'extraction des connaissances, le système expert et l'approche fiabiliste pour l'estimation de la durée de vie résiduelle du roulement.

Dans le processus de détection et de diagnostic des défauts de roulement, une application expérimentale sur un banc d'essai destiné à la détection et au diagnostic des défauts de roulement à billes est réalisée en tenant compte l'effet de la vitesse de rotation, la charge appliquée, la taille du défaut. Des roulements à billes sans et avec défauts, sur la bague intérieure, sur la bague extérieure et sur les deux bagues simultanément, sont testés. Après l'acquisition des signaux vibratoires, des traitements de signaux spécifiques aux défauts de roulements sont effectués. L'analyse statistique des signaux vibratoires a montré d'une part la capacité des indicateurs globaux (RMS, valeur crête, facteur de crête et Kurtosis) à détecter précocement les défauts, et d'autre part, l'effet des conditions de fonctionnement (vitesse de rotation et chargement) et de l'écaillage sur la sévérité des vibrations. Le facteur de crête et le Kurtosis sont des bons indicateurs pour la détection des défauts de roulement mais ils sont très sensibles aux chocs périodiques. L'analyse du contenu fréquentiel (spectre fréquentiel, spectre d'enveloppe, Cepstre) a permis de conclure à l'efficacité du spectre d'enveloppe dans l'identification des défauts de roulements par rapport aux autres outils à savoir le spectre fréquentiel et le Cepstre. Pour simplifier et accélérer l'analyse des signaux vibratoires un programme Matlab est développé.

Dans cette étude, la méthodologie proposée ambitionne l'intégration de l'ensemble de données recueillis, de traitement des signaux vibratoires, dans une base de données ensuite l'application de l'approche d'apprentissage par arbre de décision sur les données stockées en vue d'extraire des connaissances utiles dans la prise de décision de maintenance. Cette approche a permis de modéliser l'ensemble des données recueillies sous forme d'un arbre par l'utilisation de l'algorithme de classification C4.5. Cet approche nous a permis d'une part de définir des seuils d'intervention pour les indicateurs de détection (RMS, Facteur de crête, Kurtosis) et d'autre part d'associer les

indicateurs de détection et les indicateurs d'identification dans un seul arbre. Les critères de performances comme le taux de classification (93% à 97%) et le kappa statistique (0.90 à 0.96) indiquent que les arbres obtenus donnent des informations pertinentes quant à l'état d'un roulement. Pour que les arbres de décision et les règles soient significatifs, il faut utiliser un ensemble d'objets plus important en introduisant d'autres types de défauts de roulement tels que les défauts de cage ou de billes. L'approche arbres de décision a aidé à l'extraction des règles de décision. Cette approche a un avantage certain sur les systèmes experts.

Un système expert est développé à partir du programme CLIPS. Ce dernier offre tous les outils utiles pour concevoir un système expert. Les règles de décision, obtenues de différentes sources (Experts, documentations, mesures, arbres de décision) sont intégrées dans une base de connaissances. Le système développé a permis de simuler le raisonnement d'un expert en vue de prendre une décision de maintenance. Il a permis de diriger le raisonnement vers une décision de détection et d'identification des défauts. Il a permis aussi d'interpréter les spectres d'un signal. Le présent système expert ne présente actuellement qu'un intérêt extrêmement limité, même dans le cas d'installations à chaîne cinématique simple. La puissance de ce système dépend principalement des connaissances intégrées dans la base de connaissances. Les connaissances sont principalement liées aux experts du domaine des machines tournantes, aux systèmes d'acquisition des signaux et aux outils de l'analyse vibratoire.

Dans le cadre de la prédiction de l'évolution des défauts, une application expérimentale sur un banc d'essai destiné à la fatigue d'une butée à billes est réalisée en tenant compte de l'effet de la vitesse de rotation, la charge appliquée et la taille du défaut. Des butées à billes sans et avec défauts, sur l'une des bagues de la butée, sont testés. Un modèle fiabiliste à hasard proportionnel de Cox est utilisé. Ce modèle a permis d'une part d'exprimer la fiabilité en fonction du temps et de l'indicateur de vibration *RMS*, et d'autre part, d'estimer efficacement la durée de vie résiduelle de la butée et donc de mieux analyser le suivi de l'état de la machine. Les résultats ont mis en évidence la dépendance de l'indicateur *RMS* à la fiabilité. Il est montré à travers les résultats que la fiabilité diminue avec l'augmentation de l'indicateurs *RMS*. Le modèle de Cox a quant à lui des avantages pratiques certains. Parmi ceux-ci on note que le modèle est purement statistique et qu'aucune connaissance sur les phénomènes physiques n'est nécessaire. Les résultats obtenus sont appréciables aux utilisateurs

industriels pour une bonne prise de décision quant au changement plus indiqué de l'élément mécanique.

Ce qui précède, a démontré l'applicabilité de l'approche arbre de décision, l'approche système expert et l'approche fiabiliste et leur complémentarité à l'analyse vibratoire dans le suivi des défauts de roulements. La méthodologie proposée peut être généralisée sur une machine tournante. Cependant, elle est liée à quelques désavantages : elle exige des moyens matériels importants et la disponibilité d'un expert de maintenance pour valider les règles extraites.

Annexe : Méthode du maximum de vraisemblance

La variable aléatoire x suit la loi de Weibull; la densité de cette loi dépend de deux paramètres η et β .

$$\text{- La densité : } f(x) = \frac{dF(x)}{dx} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{x}{\eta}\right)^{\beta-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (\text{A1})$$

- La fonction de vraisemblance d'un échantillon de taille n :

$$L(x_1, \dots, x_n; \beta; \eta) = \prod_i f(x_i; \beta; \eta) = \frac{\beta^n}{\eta^{n\beta}} \left(\prod_i x_i^{\beta-1}\right) \cdot \exp\left(-\sum_i \left(\frac{x_i}{\eta}\right)^\beta\right) \quad (\text{A2})$$

En passant l'expression A2 sous sa forme logarithmique, on cherchera les paramètres qui maximise $\text{Ln}L$ tel que :

$$\text{Ln}L(x_1, \dots, x_n; \beta; \eta) = n\text{Ln}\beta - n\beta\text{Ln}\eta + (\beta - \eta) \sum_i \text{Ln}x_i - \sum_i \left(\frac{x_i}{\eta}\right)^\beta \quad (\text{A3})$$

Les deux paramètres à estimer sont solution du système suivant :

$$\frac{d}{d\beta} \text{Ln}L(x_1, \dots, x_n; \beta; \eta) = \frac{\beta}{n} - n\text{Ln}\eta + \sum_i \text{Ln}x_i - \sum_i \left(\frac{x_i}{\eta}\right)^\beta \text{Ln} \frac{x_i}{\eta}$$

(A4)

$$\frac{d}{d\eta} \text{Ln}L(x_1, \dots, x_n; \beta; \eta) = -\frac{n\beta}{\eta} + \frac{\beta}{\eta^{\beta+1}} \sum_i x_i^\beta \quad (\text{A5})$$

La deuxième équation donne :

$$\hat{\eta} = \left(\frac{1}{n} \sum_i x_i^\beta\right)^{1/\beta}$$

(A6)

En substituant cette valeur dans la première équation, on obtient :

$$\hat{\beta} = \left(\frac{1}{\sum_i x_i^\beta} \sum_i x_i^\beta \text{Ln}x_i - \frac{1}{n} \text{Ln}x_i\right)^{-1} \quad (\text{A7})$$

Pour trouver la solution de cette équation, on peut utiliser des méthodes numérique.

Références bibliographiques

- [1]. Boulenger A, Aide mémoire maintenance conditionnelle. Dunod, 2008.
- [2]. Boulenger A, Pachaud C. Diagnostic vibratoire en maintenance préventive. Dunod, 1998.
- [3]. Chiementin X, Bolaers F, Cousinard O, Rasolofondraibe L. Early detection of rolling bearing defect by demodulation of vibration signal using adapted wavelet. *Journal of vibration and control*. 2008, 14. 11, 1675-1690.
- [4]. Jardine A.K.S, Lin D, Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2006, 20, 1483-1510.
- [5]. Kirianaki N.V, Yurish S.Y, Shpak N.O, Deynega V.P. Data acquisition and signal processing for smart sensors. Chichester, West sussex, England : Willey, 2002.
- [6]. Tandon N, Choudury A. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology International*. 1999, 32. 205, 469-480.
- [7]. Dron J.P. Elaboration et adaptation d'outils pour l'étude et le suivi de l'endommagement. Thèse de doctorat de l'Université de Reims, 1995..
- [8]. McFadden P.D, Smith J.D. Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique. *Tribol International*. 1984, 17. 1, 3- 10.
- [9]. Qu L, Meng Q,. Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 1991, 5, 155-166.
- [10]. Baydar N, Ball A. A comparative study of acoustic and vibration signals in detection of gear failures using Wigner-Ville distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, 15. 6, 1091-1107.
- [11]. Wang W.J, McFadden P.D. Early detection of gear failure by vibration analysis I. Calculation of the time-frequency distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 1993, 7, 193-203.
- [12]. Rubini R, Meneghetti U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, 15, 2, 287-302.

- [13]. Mori K, Kasashima N, Yoshioka T, Ueno Y. Prediction of spalling on a ball bearing by applying the discrete wavelet transform to vibration signals. *Wear*. 1996, 195, 162-168.
- [14]. Sun Q, Tank Y. Singularity analysis using continuous wavelet transform for bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2002, 16, 6, 1025-1041.
- [15]. Meneghetti U, Rubini R,. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, 15, 2, 287-302.
- [16]. Palde V, Bocaniala C.D, Jain L. *Computation intelligence in fault diagnosis*. London : Springer-Verlag, 2006.
- [17]. Fugate M.L, Sohn H, Farrar C.R. Vibration-based damage detection using statistical process control. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, 15, 707–721.
- [18]. Ebersbach S, Zhongxiao P,. Expert system development for vibration analysis in machine condition monitoring. *Expert Systems With Applications*. 2008, 34, 291–299.
- [19]. Siddique A, Yadava G.S, Singh B. Applications of artificial intelligence techniques for induction machine stator fault diagnostics: Review. in: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*. 2003, 29–34.
- [20]. Zwingelstein G. *Diagnostic des défaillances: Théorie et pratique pour les systèmes industriels*. Traités des Nouvelles Technologie, série Diagnostic et Maintenance. Paris : Hermès, 1995.
- [21]. Howard I, Jia S, Wang J. The dynamic modelling of a spur gear in mesh including friction and a crack. *Mechanical systems and signal processing*. 2001, 15, 831–838.
- [22]. Baillie D.C, Mathew J. Nonlinear model-based fault diagnosis of bearings. in: *Proceedings of an International Conference on Condition Monitoring*. 1994, 241–252.
- [23]. Loparo K.A, Adams M.L, Lin W, Abdel-Magied M.F, Afshari M.F. Fault detection and diagnosis of rotating machinery. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2000, 47, 1005–1014.

- [24]. Sekhar A.S. Model-based identification of two cracks in a rotor system. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, 18, 977–983.
- [25]. Choi G.H, Choi G.S. Application of minimum cross entropy to model-based monitoring in diamond turning. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 1996, 10, 615–631.
- [26]. Bartelmus W. Mathematical modelling and computer simulations as an aid to gearbox diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, 15, 855–871.
- [27]. Bartelmus W. Diagnostic information on gearbox condition for mechatronic systems. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*. 2003, 451–465, 451–465.
- [28]. Vania A, Pennachi P. Experimental and theoretical application of fault identification measures of accuracy in rotating machine diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, 18, 329–352.
- [29]. Vachtsevanos G, Lewis F.L, Roemer M, Hess A, Wu B. *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*. John Wiley & Sons, 2006.
- [30]. Yan J, Koc M, Lee J. A prognostic algorithm for machine performance assessment and its application. *Production Planning and Control*. 2004, 15, 796–801.
- [31]. Jardine A.K.S, Anderson P.M, Mann D.S. Application of the Weibull proportional hazard model to aircraft and marine engine failure data. *Quality and Reliability Engineering International*. 1987, 3, 77–82.
- [32]. Vlok P.J, Wnek M, Zygmunt M. Utilising statistical residual life estimates of bearings to quantify the influence of preventive maintenance actions. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, 18, 833–847.
- [33]. Chinnam R.B, Baruah P. Autonomous diagnostics and prognostics through competitive learning driven HMM-based clustering. in: *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. 2003, 1-4, 2466–2471.
- [34]. Wang W, Scarf P.A, Smith M.A.J. On the application of a model of condition-based maintenance. *Journal of the Operational Research Society*. 2000, 51, 1218–1227.
- [35]. Wang W. A model to predict the residual life of rolling element bearings given monitored condition information to date. *IMA Journal of Management Mathematics*. 2002, 13, 3–16.

- [36]. Zhang S, Ganesan R. Multivariable trend analysis using neural networks for intelligent diagnostics of rotating machinery. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*. Transactions of the ASME, 1997, 119, 378–384.
- [37]. Wang P, Vachtsevanos Wang G. Fault prognostics using dynamic wavelet neural networks. *AI EDAM-Artificial Intelligence for engineering Design Analysis and Manufacturing*. 2001, 15, 349–365.
- [38]. Yam R.C.M, Tse P.W, Li L, Tu P. Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2001, 17, 383–391.
- [39]. Wang W.Q, Golnaraghi M.F, Ismail F. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, 18, 813–831.
- [40]. Ray A, Tangirala S,. Stochastic modeling of fatigue crack dynamics for on-line failure prognostics. *IEEE Transactions on Control*. 1996, 4, 443–451.
- [41]. Li Y, Billington S, Zhang C, Kurfess T, Danyluk S, Liang S. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 1999, 13, 103–113.
- [42]. Li Y, Kurfess T.R, Liang S.Y. Stochastic prognostics for rolling element bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2000, 14, 747–762.
- [43]. Zhang C, Liang S, Qiu J. Bearing failure prognostic model based on damage mechanics. *Tribology Transactions*. 2001, 44, 4, 603-608.
- [44]. Oppenheimer C.H, Loparo K.A. Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts. in: *Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management II*. 2002, 4733, 122–132.
- [45]. Luo j, Bixby A, Pattipati K, Qiao L, Kawamoto M, Chigusa S. An interacting multiple model approach to model-based prognostics. in: *System Security and Assurance*. 2003, 1, 189–194.
- [46]. Dron J.P, Bolaers F, Rasolofondraibe L. Optimisation de la détection de défauts de roulements par débruitage des signaux par soustraction spectrale. *Mécanique et industries*. 2003, 4, 3, 213-219.
- [47]. Dron J.P, Bolaers F, Rasolofondraibe L. Improvement of the sensitivity of the scalar indicators (crest factor, kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction: application to the detection of defects in ball bearings. *Journal of sound and vibration*. 2004, 270, 1-2, 61-73.

- [48]. Dron J.P, Chiementin X, Bolaers F, Rasolofondraibe L. Localization and quantification sources: Application to the predictive maintenance of rolling bearings. *Journal of sound vibration*. 2008, 316, 1-5, 331-347.
- [49]. Harris C.M, Piersol A.G. *Shock and vibration handbook*. McGraw-Hill, 2002.
- [50]. Industry, SNR. *Le Diagnostic Expert SNR : Analyses et préconisations pour optimiser la vie des roulements*. France : Dossier technique SNR.
- [51]. Ericsson E, Grip N, Johansson E, Persson L.E, Sjoberg R, Stronberg J.O. Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines. *Mechanical systems and signal processing*. 2005, 19, 509-535.
- [52]. Jardine, D.Lin,D.Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing*. 2006, 20, 1483–1510.
- [53]. Boumahdi M, Rechak S. Surveillance et diagnostic des défauts de roulement par analyse vibratoire. JM'EMP6, 6ème Journées de mécanique. 15-16 Avril 2008, Bordj El Bahri, Alger.
- [54]. Augeix D. Analyse vibratoire des machines tournantes. *Techniques de l'ingénieur*, 2002, bm5145.
- [55]. Pachaud C. Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 1997, 11, 6, 903-916.
- [56].Tandon, N. A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings. *Measurement*. 1994, 12, 285-289.
- [57]. Martin H.R., Honarvar F. Application of Statistical Moments to Searing Failure Detection. *Applied Acoustics*. 1995, 44, 67-77.
- [58]. Thomas M, Archambault R et Archambault J. L'index Julien modifié comme détecteur de chocs: application à la détection de défauts de roulements. 21^{ème} séminaire en vibration de machines. CMVA, Halifax (N.S). 21.1-21.12.
- [59]. Dron J.P, Rasolofondraibe L, Bolaers F, Pavan A,. High-resolution methods in vibratory analysis: application to ball bearing monitoring and production machine. *IJSS*. 2001, 38, 4293-4313.
- [60]. Boumahdi M, Rechak S. Surveillance et diagnostic des défauts de roulement par analyse vibratoire. CNM2, 2ème Congrès national de mécanique. 08-09 Avril 2008 Constantine 2008.

- [61]. Cousinard, O. Contribution à l'étude et au développement d'un système intégré de suivi de l'endommagement des composants mécaniques sur machines tournantes: Application au développement et au choix des outils d'analyse et de mesure vibratoire. Thèse de doctorat de l'Université de Reims. 2002.
- [62]. Yang B.S, Park C.H, Kim H.J. An efficient method of vibration diagnosis for rotating machinery using a decision tree. *International journal of rotating machinery*. 2000, 6, 1, 19-27.
- [63]. Sugumaran V, Ramachandran K.I. Automatic rule learning using decision tree for fuzzy classifier in fault diagnosis of roller bearing. *Mechanical systems and signal processing*. 2007, 21, 2237-2247.
- [64]. Sugumaran V, Muralidharan V, Ramachandran K.I. Feature selection using decision tree and classification through proximal support vector machine for fault diagnostics of rolling bearing. *Mechanical systems and signal processing*. 2007, 21, 930-942.
- [65]. Samanta, B., Al-Balushi, K.R. Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2003, 17, 317-328.
- [66]. Lin C.C, Tseng H.Y. A neural network application for reliability modelling and condition-based. *Int J Adv Manuf Technol*. 2005, 25, 174-179.
- [67]. Huang R, Xia L, Lib X, Liuc C.R, Qiud H, Leed J. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2007, 21, 193-207.
- [68]. Gebrael N, Lawley M, Liu R, Parmeshwaran V. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: A Neural Network Approach. *IEEE Transactions on industrial electronics*. 2004, 51, 3, 694-700.
- [69]. Hand D, Manilla H, Smyth P. *Principales of data mining*. MIT Press, 2001.
- [70]. Chen, Zhengxin. *Computational intelligence for decision support*. New York : CRC Press LLC, 2000.
- [71]. Witten I.H, Frank E. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufmann, 2005.
- [72]. Quinlan J.R. Unknown attribute values in induction. *Proceedings of the 6th International Workshop on Machine Learning*. New York , 1989, 164-168.
- [73]. Breiman L, Friedman J. H, Olshen R. A, Stone C. J. *Classification and regression trees*. Belmont, CA:Wadsworth International Group : Technical Report, 1984.

- [74]. Quinlan J.R. Induction of decision trees. *Machine Learning*. 1986, 1, 81-106.
- [75]. Quinlan J.R. *C4.5 Programs for machine learning*. Morgan Kaufmann Publisher. Canada, 1993.
- [76]. Lavoie B. Arbres de décision: Synthèse de lectures, Séminaire sur l'apprentissage automatique. 2006.
- [77]. Boumahdi M, Dron J.P, Rechak S, Cousinard O. Utilisation de l'arbre de décision pour la détection des défauts de roulements. *CIRI2009*. Reims, France, 13-15 Mai 2009.
- [78]. Boumahdi M, Dron J.P, Rechak S, Cousinard O. Utilisation de l'arbre de décision pour la détection des défauts de roulements. *Revue internationale sur l'ingénierie des Risques Industriels (JI-IRI)*. 2009, 2, 1.
- [79]. Djbal A, Ouelaa N, Hamzaoui N,. Optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de choc. Application aux signaux engendrés par des roulements defectueux. *Mecanique et industries*. 2007, 8, 379-389.
- [80]. Boumahdi M, Dron J.P, Rechak S, Cousinard O. Détection et classification des défauts de roulements en utilisant l'analyse vibratoire et l'arbre de décision. *CFM2009*. Marseille, France, 24-28 août 2009.
- [81]. Boumahdi M, Dron J.P, Rechak S, Cousinard O. Application des arbres de décision au diagnostic des roulements. *CAM2009*. Biskra, Novembre 23-26 2009.
- [82]. Liao S.H. Expert system methodologies and applications a decade review from 1995 to 2004. 2005, 28, 93-103.
- [83]. Briand R. *Methode de développement de systèmes experts*. Eyrolles, 1988.
- [84]. *Vibration fault guide. Full spectrum diagnostics, PLLC*, 2005.
- [85]. Boumahdi M, Dron J.P, Rechak S, Cousinard O. On the extraction of rules in the identification of bearing defects in rotating machinery using decision tree. *Expert systems with applications*. 2010, 37, 8, 5887-5894.
- [86]. Huang R, Xi L, Li X, Liu C. R, Qui H, Lee J. Residual life predictions for ball bearing bascd on self-organizing map and back propagation neural network melhods. *Mechanical Systems and signal Processing*. 2007, 21, 193-207.
- [87]. Cox D.R. Regression models and life tables. *J R Stat Soc B*. 1972, 26, 187-220.
- [88]. Lanternier B, Lyonnet P et Toscano R. (2008). Modèle à hasard proportionnel pour la fiabilité des composants mécaniques. *Mécanique et industries*. 9, 397-405.
- [89]. Rausand M, Hoyland A, *System Reliability Theory, Models, Statistical Methods, and applications*, Second Edition, New Jersey, Editions Wiley, 2004

- [90]. Jardine A.K.S, Anderson P.M. Use of concomitant variables for reliability estimation. *Maintenance Manage Int.* 1985, 5, 135-140.
- [91]. Lin C.C, Tseng H.Y. Aneural network application for reliability modelling and condition-based predictive maintenance. *Int J Adv Manuf Technol.* 2005, 25, 174-179.