



HAL
open science

Diagnostic vibratoire autonome des roulements

Souhayb Kass

► **To cite this version:**

Souhayb Kass. Diagnostic vibratoire autonome des roulements. Vibrations [physics.class-ph]. Université de Lyon; Université Libanaise, 2019. Français. NNT : 2019LYSEI103 . tel-02902122

HAL Id: tel-02902122

<https://theses.hal.science/tel-02902122>

Submitted on 17 Jul 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



INSA



Université Libanaise

École Doctorale
Sciences et Technologies

Doyen

N° d'ordre NNT : 2019LYSEI103

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON

Opérée au sein de

L'INSA de Lyon

En cotutelle internationale avec

L'université Libanaise

Ecole Doctorale N° 162

Mécanique - Energétique - Génie civil – Acoustique

Spécialité de doctorat : Acoustique – Informatique industrielle

Soutenue publiquement le 29/11/2019, par :

Souhayb KASS

Diagnostic Vibratoire Autonome des Roulements

Devant le jury composé de :

M. Mohamad KHALIL, Professeur, Directeur de L'EDST (UL)
M. Xavier Chimentin, Maître de conférence, Université de Reims Champagne-Ardenne
M. Chaouki DIAB, Professeur, Université de Cnam-Liban
M. Mohamad DIAB, Professeur, Université de Rafic Hariri
Mme. Sandy RIHANA, Professeur, Université Saint-Esprit de Kaslik
M. Jérôme ANTONI, Professeur, Université INSA de Lyon
M. Khaled KHALIL, Professeur, Université Libanaise
Mme. Amani RAAD, Maître de conférences, Université Libanaise

Examineur
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examinatrice
Directeur français
Directeur libanais
Encadrante libanaise

Département FEDORA – INSA Lyon - Ecoles Doctorales – Quinquennal 2016-2020

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
CHIMIE	CHIMIE DE LYON http://www.edchimie-lyon.fr Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage secretariat@edchimie-lyon.fr INSA : R. GOURDON	M. Stéphane DANIELE Institut de recherches sur la catalyse et l'environnement de Lyon IRCELYON-UMR 5256 Équipe CDFA 2 Avenue Albert EINSTEIN 69 626 Villeurbanne CEDEX directeur@edchimie-lyon.fr
E.E.A.	ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE http://edeea.ec-lyon.fr Sec. : M.C. HAVGOUDOUKIAN ecole-doctorale.eea@ec-lyon.fr	M. Gérard SCORLETTI École Centrale de Lyon 36 Avenue Guy DE COLLONGUE 69 134 Écully Tél : 04.72.18.60.97 Fax 04.78.43.37.17 gerard.scorletti@ec-lyon.fr
E2M2	ÉVOLUTION, ÉCOSYSTÈME, MICROBIOLOGIE, MODÉLISATION http://e2m2.universite-lyon.fr Sec. : Sylvie ROBERJOT Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 INSA : H. CHARLES secretariat.e2m2@univ-lyon1.fr	M. Philippe NORMAND UMR 5557 Lab. d'Ecologie Microbienne Université Claude Bernard Lyon 1 Bâtiment Mendel 43, boulevard du 11 Novembre 1918 69 622 Villeurbanne CEDEX philippe.normand@univ-lyon1.fr
EDISS	INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES-SANTÉ http://www.ediss-lyon.fr Sec. : Sylvie ROBERJOT Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 INSA : M. LAGARDE secretariat.ediss@univ-lyon1.fr	Mme Emmanuelle CANET-SOULAS INSERM U1060, CarMeN lab, Univ. Lyon 1 Bâtiment IMBL 11 Avenue Jean CAPELLE INSA de Lyon 69 621 Villeurbanne Tél : 04.72.68.49.09 Fax : 04.72.68.49.16 emmanuelle.canet@univ-lyon1.fr
INFOMATHS	INFORMATIQUE ET MATHÉMATIQUES http://edinfomaths.universite-lyon.fr Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage Tél : 04.72.43.80.46 infomaths@univ-lyon1.fr	M. Luca ZAMBONI Bât. Braconnier 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69 622 Villeurbanne CEDEX Tél : 04.26.23.45.52 zamboni@maths.univ-lyon1.fr
Matériaux	MATÉRIAUX DE LYON http://ed34.universite-lyon.fr Sec. : Stéphanie CAUVIN Tél : 04.72.43.71.70 Bât. Direction ed.materiaux@insa-lyon.fr	M. Jean-Yves BUFFIÈRE INSA de Lyon MATEIS - Bât. Saint-Exupéry 7 Avenue Jean CAPELLE 69 621 Villeurbanne CEDEX Tél : 04.72.43.71.70 Fax : 04.72.43.85.28 jean-yves.buffiere@insa-lyon.fr
MEGA	MÉCANIQUE, ÉNERGÉTIQUE, GÉNIE CIVIL, ACOUSTIQUE http://edmega.universite-lyon.fr Sec. : Stéphanie CAUVIN Tél : 04.72.43.71.70 Bât. Direction mega@insa-lyon.fr	M. Jocelyn BONJOUR INSA de Lyon Laboratoire CETHIL Bâtiment Sadi-Carnot 9, rue de la Physique 69 621 Villeurbanne CEDEX jocelyn.bonjour@insa-lyon.fr
ScSo	ScSo* http://ed483.univ-lyon2.fr Sec. : Véronique GUICHARD INSA : J.Y. TOUSSAINT Tél : 04.78.69.72.76 veronique.cervantes@univ-lyon2.fr	M. Christian MONTES Université Lyon 2 86 Rue Pasteur 69 365 Lyon CEDEX 07 christian.montes@univ-lyon2.fr



Université Libanaise

École Doctorale
Sciences et Technologies

Doyen



THESE de doctorat en Cotutelle
Pour obtenir le grade de Docteur délivré par
L'Ecole Doctorale des Sciences et Technologie
(Université Libanaise)
et
L'Ecole Doctorale MEGA
(Université de Lyon – INSA Lyon)

Spécialité :
Informatique industrielle et Acoustique

Présentée et soutenue publiquement par

KASS Souhayb

Le 29 11 2019

Diagnostic Vibratoire Autonome des Roulements

Directeur libanais de thèse : **KHALIL Khaled**
Directeur français de thèse : **ANTONI Jérôme**
Encadrante libanaise de la thèse : **RAAD Amani**

Membre du Jury

M. Mohamad KHALIL, Professeur, Directeur de L'EDST (UL)
M. Xavier Chiementin, Maître de conférence, Université de Reims Champagne-Ardenne
M. Chaouki DIAB, Professeur, Université de Cnam-Liban
M. Mohamad DIAB, Professeur, Université de Rafic Hariri
Mme. Sandy RIHANA, Professeur, Université Saint-Esprit de Kaslik
M. Jérôme ANTONI, Professeur, Université INSA de Lyon
M. Khaled KHALIL, Professeur, Université Libanaise
Mme. Amani RAAD, Maître de conférences, Université Libanaise

Examineur
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examinatrice
Directeur français
Directeur libanais
Encadrante libanaise

Résumé

Le monde de l'industrie et des transports dispose de machines et d'installations de plus en plus performantes et complexes. Ils ne peuvent être exempts de perturbations et de défaillances, influant sur la qualité du produit, pouvant provoquer l'arrêt immédiat d'une machine et porter atteinte au bon fonctionnement d'un système de production entier. Le diagnostic de ces machines, s'appuie essentiellement sur la surveillance de symptômes liés à différentes conditions de dégradation. Ces symptômes peuvent être tirés de diverses sources d'information, parmi lesquelles l'analyse vibratoire et acoustique occupe une place prépondérante. Aujourd'hui, de nombreuses techniques efficaces sont bien établies, ancrées sur des outils puissants offerts notamment par la théorie des processus cyclostationnaires.

La complexité de ces outils exige un expert pour les utiliser et les interpréter. La présence continue d'un expert est difficilement réalisable et couteuse. Des indicateurs d'état de machines tournantes existent dans la littérature mais ils sont conçus sous l'hypothèse de conditions de fonctionnement parfaites. Ces travaux restent limités, dispersés et généralement non soutenus par des cadres théoriques. Le principal objectif de cette thèse est de réduire le recours à l'intervention humaine en proposant des stratégies pour concevoir deux indicateurs optimaux qui résument l'information de diagnostic en une valeur scalaire. Ces stratégies sont élaborées en distinguant deux familles dans le diagnostic : le cas où les informations sur les défauts sont connues et celle où elles sont inconnues. Ces indicateurs sont destinés à être utilisés dans le cadre d'un processus de diagnostic autonome, sans nécessiter d'intervention humaine, à l'aide des tests d'hypothèses statistiques. La capacité de ces indicateurs est validée sur des données réelles et comparée avec d'autres indicateurs de la littérature en termes de performance de détection.

Mots-clés : processus cyclostationnaires, machines tournantes, roulements, indicateur, détection et identification de défauts.

Abstract

The industrial and transportation sectors require more and more efficient and complex machines and installations increasing the risk of failure and disruption. This can lead to the immediate shutdown of a machine and disrupts the proper functioning of the entire production system. The diagnosis of industrial machines is essentially based on the monitoring of symptoms related to different degradation conditions. These symptoms can be derived from various sources of information, including vibration and acoustic signals.

Nowadays, many effective techniques are well established, based on powerful tools offered by the theory of cyclostationary processes. The complexity of these tools requires an expert to use them and to interpret the results based on his/her experience. The continuous presence of the expert is expensive and difficult to achieve in practice. Condition indicators for rotating machines exist in the literature but they are conceived under the assumption of perfect operating conditions .

They are limited, dispersed and generally not supported by theoretical frameworks. The main objective of this thesis is to reduce the use of human intervention by proposing strategies to design two optimal indicators that summarize diagnostic information into a scalar value. A distinction is made between two families in diagnosis: the case where prior information on the faults is known and the case where it is unknown. These indicators are designed to be used in an autonomous process without requiring human intervention, using statistical hypothesis tests. The capacity of these indicators is validated on real data and compared with other indicators from the literature in terms of detection performance.

Keywords: Cyclostationarity, rotating machines, rolling element bearings, indicators, fault detection and identification.

Remerciements

Tout d'abord, je voudrais remercier l'association *AZM & SAADE* de m'avoir accordé une bourse de mobilité d'études de trois ans au *Liban* et en *France*, qui m'a permis de réaliser la présente thèse en cotutelle entre l'Ecole Doctorale Libanaise des Sciences et de Technologies (*EDST-UL*) et l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (*INSA-Lyon*).

Je veux exprimer, ici, ma respectueuse gratitude à Monsieur *Chaouki DIAB* (Université de Cnam - Liban) ainsi qu'à Monsieur *Xavier Chimentin* (Université de Reims Champagne-Ardenne) qui ont accepté de juger mes travaux en qualité de rapporteurs.

Ensuite, je suis sensible à l'honneur que me font Monsieur *Mohamad DIAB* (Université de Rafic Hariri) et Madame *Sandy RIHANA* (Université Saint-Esprit de Kaslik) en acceptant d'être examinateurs de ce travail.

Je tiens à remercier le Professeur *Etienne PARIZET*, Directeur du Laboratoire Vibrations Acoustiques (*LVA*) de m'avoir accueilli dans son laboratoire et pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser cette thèse en France.

Je remercie également le Professeur *Mohamad KHALIL*, directeur du Centre *AZM* pour la Recherche en Biotechnologie et ses Applications de l'Ecole Doctorale Libanaise des Sciences et de Technologies, pour sa disponibilité, son soutien et ses conseils stimulants que j'ai eu l'honneur de recevoir de sa part.

J'adresse mes sincères remerciements à mes encadrants de ce travail doctoral pour la confiance qu'ils m'ont accordée en acceptant d'encadrer ce travail de thèse et pour m'avoir accompagné tout au long de ces trois années. Je souhaite tout particulièrement remercier ma co-encadrante de thèse au *Liban*, Docteur *Amani RAAD*, pour l'aide compétente qu'elle m'a apportée, sa disponibilité, ses multiples conseils et pour toutes les heures qu'elle a consacrées à diriger cette recherche. Ce travail ne serait pas aussi abouti sans ses conseils et sa compréhension. Merci chère Docteur pour ton apport inestimable.

Mes vifs remerciements vont également à mon directeur de thèse en *France*, Professeur *Jérôme ANTONI*, de m'avoir soutenu et encadré tout au long de cette thèse, dans les bons moments, comme dans les périodes de découragement. J'ai été extrêmement touché par ses qualités humaines de compréhension tout au long de ce travail doctoral.

J'exprime aussi ma gratitude pour mon directeur de thèse au Liban, le professeur *Khaled Khalil* pour sa responsabilité, son soutien et ses précieux conseils.

La réalisation de ce travail s'appuie sur un environnement qui est essentiel. A ce titre, je voudrais remercier les membres de *LVA* pour leur gentillesse et leur amitié.

Mes sincères remerciements s'adressent également à l'ensemble des doctorants et stagiaires que j'ai rencontrés au sein de l'*EDST* et spécialement *Josiane ALHAGE, KATIA, SARA et SAMER*.

Je tiens à remercier tous mes amis pour leur encouragement, leur soutien et leur sympathie pendant ces années et spécialement *Mohamad EL HAJJ, Mahmoud KADDOUR, Firas ZAKARIA, Khoder MAKKAWI, Zakaria CHMEIT, Abdel Salam et Rami KHODER*.

Je tiens à remercier sincèrement la juge *Najat ABOU CHAKRA* et *Dr. Samer HAJJ* pour leur support au cours de ces dernières années.

Mes derniers remerciements s'adressent à ma famille, ma mère (*Amina Dib*) et mon père (*Ghassan Kass*) que j'admire, pour leur soutien et leur confiance, sans lesquels je n'aurais pu accomplir tout ce travail. Je vous remercie du fond de mon cœur d'avoir toujours été là pour m'aider. Merci à mes frères *Anas, Bilal* et ma sœur *Rim*. Merci également à *Sara EL MOSTAFA*, nouveau membre de notre famille.

Enfin, j'adresse mes sincères gratitudee à tous ceux qui ont, de près ou de loin, de façon directe ou indirecte, participé à l'élaboration de ce travail et qui m'ont accompagné dans cette démarche, pour un bout de chemin ou pour la totalité du parcours.

Merci à tous...

Tables des Matières

Tables des Matières	1
Liste des figures	3
Liste des tables	5
Notation.....	7
Introduction générale.....	8
Chapitre 1 : Les roulements, défaillances et méthodes de surveillance	1 ... 13
1.1 Généralité sur les roulements	13
1.1.1 Géométrie de roulement	13
1.1.2 Types majeurs de roulements et leurs utilisations.....	14
1.1.3 Les défauts de roulements	14
1.2 Fréquences de défauts associés aux roulements	17
1.3 Modèle vibratoire du défaut de roulement	19
1.4 Méthodes de surveillance	20
1.4.1 Sources d'information	20
1.4.2 Principales Méthodes de diagnostic	21
1.5 Cyclostationnarité, éléments de base.....	23
1.5.1 Les méthodes cyclostationnaires	23
1.5.2 Introduction à la cyclostationnarité	23
1.5.3 Processus cyclostationnaire.....	23
1.5.4 Outils du second ordre.....	26
1.6 Approche angulaire.....	27
1.7 Conclusion	28
Chapitre 2 : Méthodologie Générale	230
2.1 Introduction	30
2.2 La représentation fréquentielle optimale.	30
2.3 Etapes de prétraitement classique.....	33
2.3.1 Rééchantillonnage angulaire	33
2.3.2 Extraction de la moyenne synchrone	34
2.3.3 Égalisation de la représentation spectrale par rapport au bruit de fond.	34
2.4 Proposition d'indicateurs	35
2.4.1 Quelques travaux antérieurs et leurs limitations	35
2.4.2 Solution proposée	36
2.4.3 Cas où les fréquences caractéristiques de défaut sont connues.....	37
2.4.4 Cas où les fréquences de défauts sont inconnues.....	41
2.4.5 Principe du test d'hypothèse	43

2.5	Conclusion	44
Chapitre 3 : Proposition d'indicateurs de probabilité de présence de défauts		3..... 46
3.1	Introduction	46
3.2	Problématique.....	47
3.3	Indicateur de CS	48
3.3.1	Etapas préliminaires	48
3.3.2	Proposition	49
3.4	Proposition du test de détection de défaut	51
3.5	Validations expérimentales.....	53
3.5.1	Cas de vitesse constante	53
3.5.2	Cas de vitesse variable	62
3.6	Conclusion	69
Chapitre 4 : Proposition d'un indicateur de rugosité		4 71
4.1	Introduction	71
4.2	Indicateur de rugosité	73
4.2.1	Etape préliminaire	73
4.2.2	Proposition de l'indicateur	74
4.2.3	Test de détection.....	75
4.3	Validation expérimentale.....	76
4.3.1	Illustration de l'algorithme	76
4.3.2	Évaluation de la performance sur les signaux de l'industriel partenaire.....	79
4.3.3	Évaluation de la performance sur les signaux de CWRU	80
4.4	Conclusion	82
Conclusion générale et perspective		84
Annexe		88
<i>Tables de résultats de chapitre 3- section 3.5.1.3</i>		88
Bibliographie.....		91

Liste des figures

Figure 1. Architecture d'un roulement à bille.....	14
Figure 2. Différents types de roulements.	14
Figure 3. Défaut de roulement – usure.....	15
Figure 4. Défaut de roulement – dentelure.....	15
Figure 5. Défaut de roulement – bavure.....	16
Figure 6. Défaut de roulement – écaillage.	16
Figure 7. Défaut de roulement – corrosion	17
Figure 8. Défaut de roulement – cassure.....	17
Figure 9. Défaut de roulement – choc électrique	17
Figure 10. Signaux typiques et signaux d'enveloppe provenant de défauts locaux de roulement [30].	19
Figure 11. Illustration de l'approche fondée sur la CohS.	33
Figure 12 Organigramme de l'approche fondée sur la CohS	37
Figure 13. Un exemple de pic échantillonné où le maximum situe exactement entre deux échantillons fréquentiels-.	39
Figure 14. Un exemple de pic échantillonné avec l'utilisation d'une fenêtre de Hanning-.....	40
Figure 15. Un exemple de pic échantillonné avec zero-padding.	40
Figure 16. Organigramme illustrant le principe de l'indicateur dans le cas où les fréquences caractéristiques de défauts sont connues.	41
Figure 17. Organigramme illustrant le principe de l'indicateur CS -cas où les fréquences caractéristiques de défaut sont inconnues.	43
Figure 18. a) $IX(\alpha k)$ du signal de vibration simulé et sa médiane glissante $\mu MED\alpha k$ en ligne rouge pointillée b) $IX(\alpha k)$ centré après soustraction de $\mu MED\alpha k$ avec la médiane glissante de l'écart absolu $\sigma MAD\alpha k$ affichée en ligne pointillée en rouge , c) $IXs\alpha k$ après la division de $IX(\alpha k)$ par $\sigma MAD(\alpha k)$ d) l'histogramme de $IXs(\alpha k)$, e) le seuil $\lambda_{0,9}$ (ligne rouge).	49
Figure 19. Organigramme complet de l'algorithme.	53
Figure 20. Signal temporel de l'enregistrement 105DE et sa portion agrandie.	54
Figure 21.(a) CohS-OF et (b) $IXS(\alpha k)$ du signal 105DE, avec le seuil $\lambda_{0,99}$ (ligne rouge pointillé). Les bandes (en ligne verticale rouge) et les bandes latérales (en ligne verticale rouge pointillée) sont utilisées pour le calcul des indicateurs.	55
Figure 22. Montage du banc d'essai des roulements et placement des capteurs [103].	56
Figure 23. a) Évolution de $IXS(\alpha)$ dans le temps et b) évolution de $PPD(Obe,)$, $PPD(Obi)$, $PPD(Ob)$ et de $PPD(OC)$ pendant le test. Aussi indiqué en (b) le seuil de détection T	58
Figure 24. Evolution de $PPD(Obe,)$ après seuillage des valeurs inférieures au seuil T calculé pour l'accéléromètre #1(a) #2 (b) #3 (c) et #4 (d) comme indiqué sur la Figure 23.	58
Figure 25 Banc d'essai de roulements.	59

Figure 26. Expérience 1 : a) profil de vitesse, b) signal d'accélération. Expérience 3 : (c) profil de vitesse, (d) signal d'accélération. Expérience 2 : e) profil de vitesse, f) signal d'accélération.	64
Figure 27. IXS_{ak} du signal temporel avec le seuil $\lambda_{0.99}$ (en ligne horizontale rouge). Bandes (en ligne verticale rouge) utilisées pour le calcul des différents PPD pour a) l'expérience 1 b) l'expérience 2 c) l'expérience 3.	64
Figure 28. La version agrandie de la Figure 27.....	65
Figure 29. Banc d'essai situé au LVA.	65
Figure 30. (a) Profil de vitesse d'accélération et (b) son signal temporel correspondant. c) Profil de vitesse aléatoire et d) signal temporel correspondant. e) Profil de vitesse à la décélération et f) signal temporel correspondant.	67
Figure 31 IXS_{ak} des signaux temporels avec le seuil $\lambda_{0.999}$ (en ligne horizontale pointillée rouge). Les bandes (en ligne verticale rouge) utilisées pour le calcul du $PPD(Obe)$ pour les signaux à a) 800 tr/min b) 1500 tr/min c) 3500 tr/min.	68
Figure 32. $IXs(\alpha k)$ normalisé des signaux bruts de la Figure 30 avec le seuil $\lambda_{0.999}$ (en ligne horizontale rouge). Les bandes (en ligne verticale rouge) utilisées pour le calcul du $PPD(Obe)$ pour a) le profil de vitesse d'accélération b) le profil de vitesse aléatoire et c) le profil de vitesse en décélération.....	68
Figure 33. Le SE des signaux de la Figure 30 pour a) le profil de vitesse d'accélération b) le profil de vitesse aléatoire et c) le profil de vitesse en décélération.	69
Figure 34. Organigramme complet de l'algorithme du calcul de l'indicateur.....	76
Figure 35. a) $\gamma X_{1\alpha l}, fk$, et b) $\gamma X_{2\alpha l}, fk$ du signal industriel.	77
Figure 36 (a) Le poids $\omega k, p$ utilisé pour sélectionner la plage audible de fréquences et de modulations, (b) $\gamma X(3)\alpha l, fk$	77
Figure 37. (a) L'intégration de $\gamma X(3)\alpha l, fk$ par rapport à αl et (b) la fonction de pondération $g(fk)$	78
Figure 38 (a) Le signal brut et (b) sa version randomisée.....	78

Liste des tables

Table 1. Les fréquences caractéristiques des défauts, où fr =vitesse de rotation de l'arbre, Dp = le diamètre primitif, Db diamètre de la bille, N =nombre d'éléments roulants, θ =angle de contact.	18
Table 2. Ordres caractéristiques de défauts de roulement.....	55
Table 3. Description de l'ensemble des données	55
Table 4. Dates de la première détection du défaut de la bague extérieure pour les accéléromètres #1, #2, #3 et #4.....	58
Table 5. Ordres caractéristiques de défauts des roulements.....	59
Table 6. Le taux de détection en pourcents de la méthode concurrente appliqué aux signaux de Table 18.....	60
Table 7. Taux de détection en pourcents de la méthode dans la référence [92] appliqué aux ensembles de données de la table 13, après des modifications mineures de la méthode.	61
Table 8 Taux de détection en pourcents de notre algorithme dans la base de données du CWRU.	61
Table 9 Ordres caractéristiques des défauts des roulements.	63
Table 10. Probabilités de détection des défauts calculées pour chaque type de défaut pour les expériences 1, 2 et 3.	63
Table 11. Ordres caractéristiques de défauts des roulements.....	66
Table 12. Résultats de l'analyse de défaut de bague extérieur de roulement avec la méthode concurrente et la méthode proposée pour une vitesse constante.....	67
Table 13. Résultats de l'analyse des défauts de la bague extérieure à vitesse variable à l'aide de la méthode proposée.....	67
Table 14. Signaux analysées	80
Table 15. Les signaux analysés.	80
Table 16. Résultats de l'analyse du roulement sain par (1) le kurtosis et (2) l'indicateur proposé	81
Table 17. Résultats de l'analyse du roulement défectueux en utilisant (1) le kurtosis et (2) l'indicateur proposé.....	81
Table 18. Les ensembles de données sur les défauts des roulements du variateur à 12 kHz utilisés ainsi que les données sains (48 kHz).	88
Table 19. Résultats de l'analyse des signaux normale (48kHz)	88
Table 20. Résultats de l'analyse de défauts des roulements à 12 kHz en utilisant notre méthode proposée	88
Table 21. Résultats de l'analyse de défauts des roulements à 12 kHz en utilisant la méthode de [92]	89

Notation

Dans cette section sont présentés toutes les abréviations, variables, fonctions et opérateurs mathématiques utilisés dans la présente thèse.

Variables et Fonctions

i, j, k, l, m, n	Indices
t	Variable de temps
τ	Décalage dans le temps
A_i	Incertitude sur l'amplitude du choc i
τ_i	Incertitude sur le temps d'arrivée des chocs
α_k	Axe des fréquences cycliques discrétisé
f_l	Axe des fréquences spectrales discrétisé
f_r	Fréquence de rotation
f_e	Fréquence d'échantillonnage
μ_{MED}	Médiane glissante
$p_X(\dots)$	Densité de probabilité conjointe
$R(\theta, \tau)$	Fonction d'autocorrélation angle-temps
$S_X^{AF}(\theta, f)$	Représentation angle-fréquence
$S_X^{OF}(\alpha, f)$	Corrélation spectrale Ordre-Fréquence.
$S_X^{SEA}(\alpha)$	Spectre d'enveloppe amélioré.
$\gamma_X^{(1)}(\alpha, f)$	Estimateur rapide de la cohérence spectrale Ordre-Fréquence.
$x(t)$	Signal de vibration

Opérateurs mathématiques

$\mathbb{E}\{\cdot\}$	Moyenne d'ensemble
$\mathbb{E}\{\dots H_0\}$	Moyenne d'ensemble sous l'hypothèse H_0
$\mathcal{F}_{\tau \rightarrow f}$	Transformation de Fourier
$\mathcal{F}_{\tau \rightarrow f}^{-1}$	Transformation de Fourier Inverse

Abréviations

$CohS$	Cohérence spectrale
$CorS$	Corrélation Spectrale
$CorS - OF$	Corrélation Spectrale Ordre Fréquence
SE	Spectre d'enveloppe
SEA	Spectre d'enveloppe amélioré
SE	Spectre d'enveloppe classique
CS	Cyclostationnarité
$CS1$	Composantes cyclostationnaires de premier ordre
$CS2$	Composantes cyclostationnaires de second ordre
CSn	Composantes cyclostationnaires du nième ordre
SNR	Rapport signal sur bruit
$TFCT$	Transformée de Fourier à court terme
F_{bi} / O_{bi}	Fréquence/ordre de défaut de bague intérieure
F_{be} / O_{be}	Fréquence/ordre de défaut de bague extérieure
F_b / O_b	Fréquence/ordre de défaut de bille

Introduction générale

Le monde de l'industrie et des transports dispose de machines et d'installations de plus en plus performantes et complexes. La machine tournante est l'élément majeur d'un environnement industriel dont le roulement est un élément clé. Des pompes aux compresseurs, ventilateurs, turbines, moteurs, et mélangeurs, toutes sont des machines tournantes travaillant sous différents principes de fonctionnement pour assurer la continuité de la chaîne de production. En effet, un défaut de roulement, de fixation ou d'alignement peut compromettre la production et conduire à la baisse technicoéconomique de l'entreprise. Les exigences de haute sécurité, la réduction des coûts d'exploitation et la maîtrise de la disponibilité des équipements donnent à la maintenance des systèmes un rôle prépondérant. Elle doit permettre de n'intervenir qu'en présence d'éléments défectueux, de minimiser le temps de réparation, réduire les pertes en matières premières et de fournir un diagnostic fiable et facilement interprétable malgré la complexité des équipements.

La surveillance de ces machines, s'appuie essentiellement sur l'extraction d'informations qui représentent leurs modes de fonctionnement. Dans ce contexte, plusieurs sources d'information ont été explorées et expérimentées dans le passé, avec plus ou moins d'efficacité. La sélection d'une bonne source d'information et d'une technique d'exploitation appropriée est un facteur clé dans la mise en place d'un système de surveillance et de diagnostic efficace. Ce choix se fait en fonction de plusieurs paramètres tels que : les coûts d'installation, les paramètres liés à la dynamique et à la cinématique de la machine, les exigences environnementales et spatiales, le niveau de criticité de l'application. Parmi ses sources nous pouvons citer l'analyse d'huile, l'analyse de température, l'émission acoustique et l'analyse vibratoire avec une plus grande intensité. Le choix se fait en fonction de plusieurs paramètres tels que : les coûts d'installation, les paramètres liés à la dynamique et à la cinématique de la machine, les exigences environnementales et spatiales, le niveau de criticité de l'application.

L'analyse vibratoire et l'analyse acoustique sont les techniques les plus couramment utilisées pour collecter les données nécessaires à la détection des défauts de roulement et pour faire une estimation sur la durée résiduelle des machines rotatives. Elles connaissent aujourd'hui un des développements les plus importants en raison des performances toujours plus accrues en matière de traitement du signal. Ces techniques génèrent souvent des signaux relativement complexes qui varient en fonction de plusieurs facteurs : la charge, la présence de défauts et la géométrie des composantes.

Dans la littérature, une grande variété d'outils de traitement du signal utilisés pour le diagnostic des signaux vibratoires et acoustiques existent. Ces méthodes peuvent être classées en trois catégories sur la base d'indicateurs à une, deux et trois dimensions, respectivement. Parallèlement à de nombreuses approches qui ignorent le fait que la plupart des processus vibratoires générés par les machines tournantes présentent des propriétés statistiques périodiques, le diagnostic des roulements a été considérablement amélioré durant les dernières décennies grâce à la théorie des processus cyclostationnaires. Cela revient au fait que les vibrations des roulements sont assez précisément modélisées comme signaux CS. Il a été démontré que le composant vibratoire généré par un roulement défectueux est de nature aléatoire et possède des propriétés symptomatiques qui peuvent être explorées au moyen de méthodes cyclostationnaires de second ordre tels que la corrélation spectrale, la cohérence

spectrale. Ces techniques ont prouvé leur efficacité et sont souvent suffisantes pour détecter complètement les défauts de roulements.

La complexité des outils avancés de traitement du signal – les outils *CS*- exige les compétences d'un expert pour les utiliser et interpréter leurs résultats. La présence continue d'un expert est en pratique difficilement réalisable et coûteuse, d'où l'idée de cette thèse de réduire le recours à l'intervention humaine en proposant des stratégies pour concevoir des indicateurs optimaux qui résument l'information du diagnostic en une valeur scalaire. D'autres indicateurs d'état de machines tournantes sont présentés dans la littérature, mais ils sont conçus sous l'hypothèse de conditions de fonctionnement parfaitement stables. Cette hypothèse n'est pas réaliste lorsqu'il s'agit de signaux de machines tournantes, car il est probable que leurs statistiques varient en raison de certains facteurs comme par exemple la fluctuation de vitesse, les perturbations transitoires dans le signal, la présence de non-stationnarités inexplicées, etc. En effet, ces travaux restent limités, dispersés et généralement non soutenus par des cadres théoriques. L'objet principal de cette thèse est de combler en partie cette lacune sur la base d'une formalisation théorique du sujet et un développement systématique de nouveaux indicateurs dédiés à l'autodiagnostic.

Afin d'atteindre notre objectif, le traitement de la problématique de la thèse est divisé en deux parties. La première imite le diagnostic visuel d'un expert en inspectant un indicateur de diagnostic dans lequel le défaut se manifeste clairement en tenant compte de l'existence de cas extrêmes. L'existence de fluctuations de vitesse, de phénomènes de glissement, la présence d'un biais possible de bruit de fond, la présence de non-stationnarités inexplicées, la résolution fréquentielle, la présence de bruit masquant et des composantes *CSI* sont des exemples de cas extrêmes. L'effet de chacun d'eux sur les fréquences de défaut est étudié afin de définir la méthodologie suivie par le diagnosticien pour attribuer les fréquences présentées dans la cohérence spectrale à son défaut correspondant. La deuxième partie vise à automatiser la méthodologie visuelle décrite dans la première partie. Deux indicateurs sont alors développés pour répondre au cas où les fréquences théoriques de défauts sont d'abord connues, puis inconnues.

Les travaux menés dans cette thèse ont été scindés en quatre chapitres :

Le premier chapitre se présente comme une entrée en matière dans le domaine des machines tournantes, où après la mise en évidence de la criticité de leurs applications, les différentes défaillances pouvant altérer leur fonctionnement ainsi que les techniques et moyens actuels mis en place pour leur surveillance seront décrits. Un état de l'art sur leur modèle de vibration ainsi que sur leur surveillance est par la suite dressé, orientant les directions de recherche de ces travaux de thèse.

Le deuxième chapitre est consacré à la démarche de d'autodiagnostic, présentant les approches existantes pour son établissement, ses limitations ainsi que la stratégie générale adoptée, basée sur les méthodes cyclostationnaires et tenant compte des différents facteurs altérants. Dans le cadre de cette approche, le processus d'autodiagnostic a été abordé. Il commence par la sélection de la représentation optimale où le défaut se manifeste clairement ; ensuite les facteurs affectant cette représentation sont précisés afin de proposer une solution pour chacun d'eux. La discussion de la méthodologie suivie par le diagnosticien pour identifier l'existence de défaut est ensuite discutée. Ces préparatifs aboutissent à la proposition de deux stratégies conduisant à l'automatisation de l'inspection visuelle humaine. La première est utilisée dans le cas où les

fréquences théoriques de défauts sont connues, la seconde dans le cas où celles-ci ne sont pas connues. Pour ce faire, plusieurs étapes sont nécessaires. Ces différentes étapes sont décrites et largement discutées dans les chapitres 3 et 4.

Dans le troisième chapitre, l'indicateur cyclostationnaire capable de détecter, d'identifier et de classer les défauts typiques de roulement est illustré. Il est basé sur la méthode récente de calcul rapide de cohérence spectrale ordre-fréquence, qui est un outil essentiel de la théorie des processus cyclostationnaires de second ordre. En outre, cet indicateur est en mesure de fournir des informations pour différents niveaux de défaut dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires. Il prend en compte le phénomène de glissement et offre une nouvelle étape de prétraitement qui assure des statistiques pivotales. L'indicateur proposé est destiné à être utilisé dans le cadre d'un processus autonome, sans nécessité d'analyse visuelle et d'interprétation humaine, à l'aide d'un test d'hypothèse statistique. L'indicateur proposé est comparé à un indicateur récent en termes de classification et de performance de détection.

La deuxième stratégie dédiée au cas où les fréquences théoriques de défauts ne sont pas connues est abordé dans le dernier chapitre. Un indicateur basé sur les différentes stratégies de diagnostic autonomes existantes et tenant compte des différentes distorsions du signal est proposé. Il est sensible à la fois à la non-stationnarité, la non-Gaussianité et à la modification de signature acoustique du signal vibratoire. Il condense l'ensemble des informations initialement affichées dans la cohérence spectrale en un scalaire après une pondération appropriée effectuée de manière à sélectionner la plage de fréquence et de modulation audible afin de modéliser la caractéristique passe-bande de la rugosité sur la fréquence de modulation.

Les deux indicateurs proposés sont destinés à être utilisés dans le cadre d'un processus de diagnostic autonome, sans nécessiter ni d'analyse visuelle ni d'interprétation humaine, à l'aide des tests d'hypothèse statistiques. La capacité de ces indicateurs est validée sur des données réelles et comparée avec d'autres solutions de la littérature en matière de performance de détection.

La thèse s'achève par une conclusion générale présentant une synthèse des contributions apportées ainsi que les pistes définissant des perspectives possibles pour de futurs travaux, une annexe et les références bibliographiques.

Cette thèse a fait l'objet de divers travaux écrits :

Articles de revue accepté

S. Kass, A. Raad, and J. Antoni, "Self-running bearing diagnosis based on scalar indicator using fast order frequency spectral coherence," *Measurement*, vol. 138, pp. 467–484, 2019.

Link: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224119301642>

Articles de revue soumis

S. Kass, A. Raad, and J. Antoni, "A new roughness indicator designed from the spectral coherence, proposition and application to bearing diagnosis" *Measurement*.

Articles de conférences

Kass, S., Raad, A., & Antoni, J. (2019). Self-running Fault Diagnosis Method for Rolling Element Bearing. In *Mechanisms and Machine Science* (Vol. 58).

Link <https://www.springerprofessional.de/en/self-running-fault-diagnosis-method-for-rolling-element-bearing/15790912>

J. Antoni, P. Borghesani, S. Kass, A. Raad, and K. Gryllias, "Methodologies for designing new condition indicators," in *Proceedings of ISMA 2018-International Conference on Noise and Vibration Engineering and USD 2018-International Conference on Uncertainty in Structural Dynamics*, 2013, pp. 883–890.

Link: <https://lirias.kuleuven.be/2355346?limo=0>

S. Kass, A. Raad, and J. Antoni, "Roughness indicator devised from the spectral coherence" *Measurement. in Proceedings of SURVISHNO 2019-International Conference on vibrations, structural dynamics, and health monitoring*, 2019, pp. 477-487.

Link: https://survishno.sciencesconf.org/data/pages/Monday_Proceedings_Survishno2019.pdf

Rita SLEIMAN, Amani RAAD, Souhayb KASS, Jerome ANTONI, "Neuroevolution for Bearing Diagnosis". in *Proceedings of SURVISHNO 2019-International Conference on vibrations, structural dynamics, and health monitoring*, 2019, pp.222-235

Link: https://survishno.sciencesconf.org/data/pages/Monday_Proceedings_Survishno2019.pdf

Raad, A., S. Kass, and J. Antoni. "Etude de la décomposition en mode empirique combinée dans le cas des signaux de vibrations de roulements et d'engrenages dans diverses conditions." in *Proceedings of the 13th French Acoustics Congress and the 20th Vibrations, SHocks and NOise symposium*.

Link: <http://www.conforg.fr/cfa2016/cdrom/data/articles/000547.pdf>

Chapitre 1 : Les roulements, défaillances et méthodes de surveillance

Le présent chapitre est une introduction au domaine de diagnostic de roulement. Après avoir souligné leur criticité, les différentes défaillances qui pourraient affecter leur fonctionnement ainsi que les techniques et les moyens actuellement mis en place pour leur surveillance seront décrits. Finalement, un état de l'art de la surveillance des machines tournantes sera établi et les conclusions guidant les orientations de recherche de ces travaux de thèse extraits seront tirées.

1.1 Généralité sur les roulements

Le roulement est l'un des éléments essentiels dans presque toute machine tournante [1]–[3]. Son intérêt réside dans le fait que cet élément est conçu pour réduire le frottement de rotation de l'arbre, pour transférer des charges sur des paliers fixes et pour supporter des charges radiales et axiales. Il peut être aussi utilisé pour assurer un positionnement précis de l'arbre, et corriger des défauts d'alignement. Pour cette raison, la plupart des machines tournantes sont équipées de roulements pour supporter la charge et maintenir les jeux entre les éléments fixes et rotatifs des machines [4]. Les roulements, dont on ne peut jamais négliger l'importance, sont d'après l'institut des ingénieurs électriciens et électroniciens (IEEE) les éléments les plus susceptibles de tomber en panne dans une machine électrique [5], [6]. Leur défaillance est l'un des problèmes les plus courants qui se produisent avec une probabilité élevée [7], jusqu'à 90 % dans les petites machines [8].

1.1.1 Géométrie de roulement

Un roulement est un corps formé par deux bagues concentriques appelées bagues intérieure et extérieure comportant des chemins de roulement entre lesquelles existent des corps roulants uniformément espacés par une cage. Cette cage est placée entre les bagues et a pour rôle de réduire les frottements en empêchant les éléments de se frotter les uns contre les autres (voir Figure 1). En fonction de l'application envisagée, les organes de roulement peuvent être des billes, des rouleaux ou des aiguilles. Chaque type de roulement possède des caractéristiques spécifiques en termes de charges radiales et axiales supportées, de vitesse limite ou encore de défaut d'alignement admissible. Certains roulements possèdent de plus une flasque qui est une couverture latérale, couvrant l'espace entre les deux bagues extérieure et intérieure.

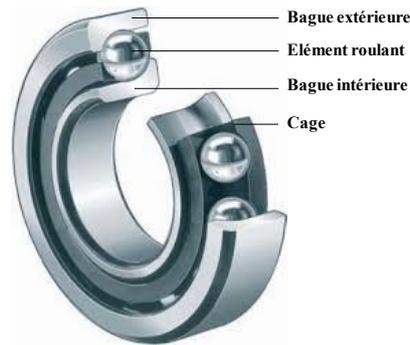


Figure 1. Architecture d'un roulement à bille

1.1.2 Types majeurs de roulements et leurs utilisations

La grande variété des applications où les roulements sont utilisés a imposé la conception de plusieurs architectures de roulements selon l'application visée.

Les roulements rigides à billes (à rouleaux cylindriques) sont les roulements les plus répandus. Ils sont conçus pour des charges radiales, mais peuvent supporter une petite charge axiale. Les roulements à rouleaux peuvent supporter des charges plus élevées. Ces derniers offrent une plus grande capacité de charge grâce au contact linéaire provoquant ainsi une charge plus importante. Les rouleaux peuvent prendre différentes formes sphériques, cylindriques ou coniques. Les roulements à aiguilles possèdent une forme cylindrique et sont suffisamment fins pour résoudre le problème où l'espace radial est fin. Ils sont quant à eux utilisés lorsqu'un rapport charge/encombrement important est requis.

D'autres types de roulements existent encore tels que les roulements d'orientation, les roulements écoénergétiques, les butées. Il existe même des roulements spéciaux qui sont conçus pour des applications spécifiques tels que les roulements en poly-acétal dont les billes sont en verre pour résister à la corrosion [9]. La Figure 2 illustre les principaux types de roulements.

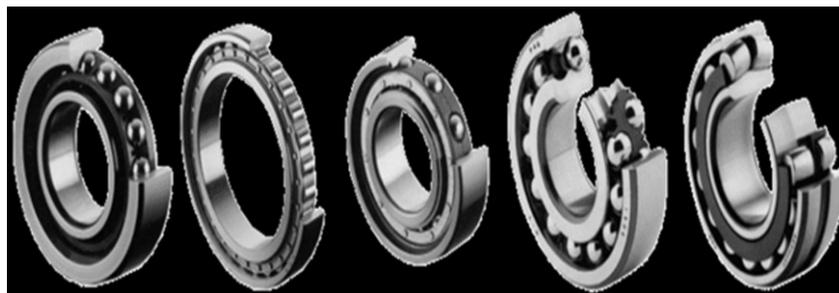


Figure 2. Différents types de roulements.

1.1.3 Les défauts de roulements

Un modèle théorique pour le calcul de la durée de vie des roulements est souvent fourni par les constructeurs. Cependant, la contribution de nombreux facteurs, dévie les conditions normales de fonctionnement en provoquant des détériorations prématurées, et modifie la durée de fonctionnement prédite. Divers techniques de surveillance de l'état de machine sont basés sur l'acoustique [10]–[13], les ultrasons [14],[15], la température, le courant [16]–[18], l'électrostatique [19]–[21], les forces et les vibrations [22]–[25], qui peuvent estimer l'état de la machine. Cependant, le suivi des niveaux de vibration et d'émission acoustique est le plus

utilisé pour détecter des défauts de roulement et pour faire une estimation sur la durée résiduelle des machines rotatives [26].

Dans la plupart des cas, les défauts des roulements commencent par une perte locale de matériau sur une surface mate (bague intérieure et extérieure, éléments roulants)[27].

a) *Usure*

L'usure provient généralement de trois causes principales. L'usure peut provenir de particules qui pénètrent entre le corps roulant et les bagues intérieure et extérieure. Cela se manifeste généralement lorsqu'il y a un manque de propreté lors de l'assemblage du roulement ou si le lubrifiant est contaminé par des particules. Une légère dentelure apparaît alors sur les bagues extérieure et intérieure et sur le corps roulant (voir la Figure 3, deuxième image). L'usure peut encore se manifester à cause d'une lubrification légère ou manquante. Dans une telle situation, le lubrifiant n'est pas capable d'atteindre l'intérieur du roulement et on a besoin d'une ré-lubrification fréquente. Les parties usées du roulement sont réfléchissantes comme un miroir (voir la Figure 3, troisième image).

La dernière cause qui est responsable d'une telle usure provient d'une vibration excessive qui atteint le roulement sans que celui-ci ne tourne. Généralement, ce type de défaut apparaît lors du transport des machines, sous forme de creux rectangulaires sur le chemin de la bague intérieure et circulaires sur le chemin de la bague extérieure. Plusieurs mesures peuvent être prises pour éviter ce type de défaut. Un pré-chargement radial des roulements durant le transport peut résoudre ce problème. Un support amortisseur de vibration peut encore réduire les détériorations (voir la Figure 3, quatrième image).

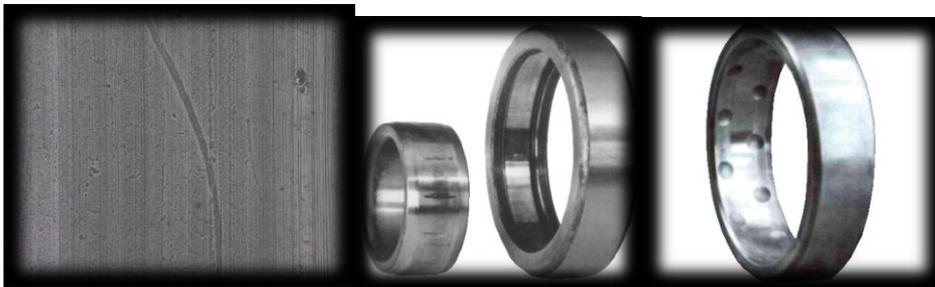


Figure 3. Défaut de roulement – usure

b) *Dentelure*

Le défaut apparaît généralement lorsque le roulement n'est pas correctement monté ou lorsque le roulement est soumis à une grande charge lorsqu'il est immobile. Une dentelure apparaît, dont la distance entre les fissures est égale à la distance entre les corps roulants (voir la Figure 4).

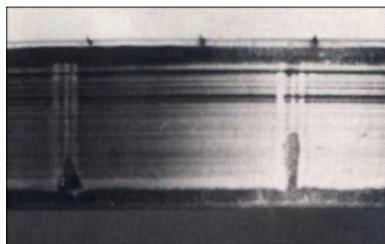


Figure 4. Défaut de roulement – dentelure.

c) *Bavure*

Ce phénomène apparaît sous forme d'un transfert de matière d'une surface à une autre. Cela peut être causé par plusieurs facteurs : un manque de lubrification, la pénétration du corps roulant dans la zone chargée, une charge légère par rapport à la vitesse de rotation et d'autres. Chaque cas doit être traité de façon à éliminer la cause. Le développement de la bavure conduit à une cassure totale de la bague ou du corps roulant (voir la Figure 5).



Figure 5. Défaut de roulement – bavure.

d) *Ecaillage*

Il se caractérise par des traces de fissuration et d'arrachement de fragments de matière. Il apparaît normalement à cause du vieillissement du roulement. Mais l'écaillage arrive aussi à cause d'une grande différence de température entre la bague intérieure et extérieure et, de même, si le boîtier qui porte le roulement possède la forme ovale, on obtient le même résultat ; il faut alors changer le boîtier immédiatement. D'autres causes peuvent être un montage incorrect du roulement ou une liberté axiale légère qui n'est pas suffisante pour le mouvement de la dilatation (voir la Figure 6).



Figure 6. Défaut de roulement – écaillage.

e) *Corrosion*

Elle se manifeste par des taches d'oxydation sur l'alésage, le diamètre extérieur et les faces d'appui du roulement. Elle apparaît après la présence d'eau ou d'humidité pour une longue période dans le roulement. La corrosion peut entraîner la cassure d'une bague ou du corps roulant. Pour la corriger, il faut utiliser un meilleur lubrifiant antirouille (voir la Figure 7).

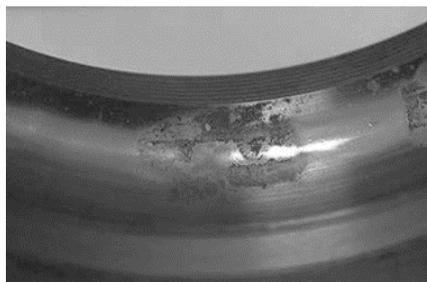


Figure 7. Défaut de roulement – corrosion

f) Coup, fissures, Cassures

Ils se manifestent avec des ruptures des bagues et des traces visibles d'outils ; ils proviennent dans la plupart des cas d'une mauvaise manipulation du roulement, par exemple un coup de marteau au moment du montage. La cassure peut encore provenir d'une corrosion ou d'une bavure (voir la Figure 8).

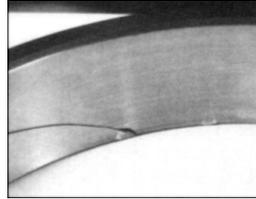


Figure 8. Défaut de roulement – cassure.

g) Choc électrique

Le passage d'un courant électrique dans un roulement en rotation ou non peut endommager ses différentes parties (voir la Figure 9).

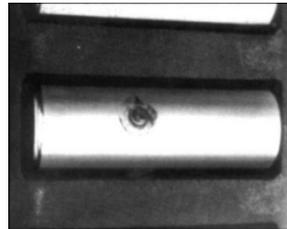


Figure 9. Défaut de roulement – choc électrique

1.2 Fréquences de défauts associés aux roulements

Dans la plupart des cas, les défauts des roulements se manifestent par un arrachement de matière plus ou moins important sur une surface mate (bague intérieure et extérieure, éléments roulants) [27]. Lorsqu'un défaut sur une surface d'un roulement frappe une autre surface, un changement brusque de la tension de contact se produit à l'interface (aussi appelé choc), produisant une impulsion forte qui peut exciter une résonance structurelle liée soit à la structure du roulement, soit au capteur de vibration lui-même. En raison du mouvement de rotation du roulement, ces impulsions sont régulièrement répétées et donnent lieu à une série de réponses impulsionnelles. L'espacement temporel de ces impulsions dépend du fait que le défaut se situe sur un élément roulant, la cage, la bague intérieure ou la bague extérieure. Cela permet à l'expert d'identifier facilement un dommage et sa localisation dans les composants du roulement en recherchant des modèles particuliers de pics [28],[29]. Les fréquences de défaut théoriques sont calculées en fonction de la vitesse de rotation et de la géométrie du roulement avec des formules bien connues [22],[30],[31]. La table 1 présente les principales défaillances affectant les machines tournantes et leurs fréquences caractéristiques y compris les défauts de roulements. Les défauts de bague extérieure sont les défauts qu'on trouve le plus, spécialement dans la zone où la charge est concentrée. Le deuxième défaut parmi les plus courants est le défaut de la bague intérieure. Il est moins répandu de trouver un défaut de bille (corps roulant). Ces relations sont établies en considérant que la bague extérieure est stationnaire et que la bague intérieure tourne à la vitesse de l'arbre. Les fréquences théoriques des défauts sont calculées en supposant un roulage parfait

des éléments, alors que ces derniers peuvent en fait glisser, ce qui produit un écart aléatoire des fréquences théoriques[5],[30],[32]. En détail, l'angle de contact varie avec la position de chaque élément roulant, du fait que le rapport de la charge radiale à l'évolution de la charge axiale change. Ainsi, chaque élément roulant sera situé à une distance différente du centre du roulement et tentera de rouler à une vitesse différente, alors que la cage limite l'écart des éléments roulants par rapport à leur position moyenne, donc ils sont obligés de glisser [30],[33],[34].

Table 1. Les fréquences caractéristiques des défauts, où f_r = vitesse de rotation de l'arbre, D_p = le diamètre primitif, D_b diamètre de la bille, N = nombre d'éléments roulants, θ = angle de contact.

Défaut	Fréquences caractéristiques
Balourd	Fréquence de rotation (f_r)
Désalignement	$f_r, 2f_r$
Défaut de fixation	$0.5 f_r, f_r$ et plusieurs de leurs harmoniques
Tourbillons d'huile	De $0.4f_r$ à $0.5 f_r$
Roulements	Fréquences correspondantes aux passages des éléments roulants données par les équations suivantes : Bague extérieure (F_{be}) : $\frac{N}{2} f_r [1 + (\frac{D_b}{D_p} \cos \theta)]$ Bague intérieure (F_{bi}) : $\frac{N}{2} f_r (1 - \frac{D_b}{D_p} \cos \theta)$ Bille (F_b) : $\frac{D_p}{2D_b} f_r [1 - (\frac{D_b}{D_p} \cos \theta)^2]$ où D_b est le diamètre d'éléments roulants, D_p est le diamètre moyen de roulement, θ l'angle de contact et N le nombre d'éléments roulants.

En général, un défaut de la bague intérieure (respectivement défaut de la bague extérieure et défaut de l'élément roulant) implique une modulation périodique d'amplitude caractérisée par des harmoniques du *FPBI* (respectivement *FPBE* et *FPB*). Contrairement au défaut de bague extérieure qui subit une modulation constante, un défaut de bague intérieure comporte une variation périodique du trajet de transmission entre le défaut et l'emplacement du capteur, ce qui produit une modulation d'amplitude à la fréquence de la bague intérieure, soit des bandes latérales à f_r . Un défaut d'élément roulant implique une modulation d'amplitude périodique à la fréquence de la rotation de la cage. La présence d'une charge radiale a un effet similaire. La Figure 10 illustre les signaux de vibration et les enveloppes correspondantes de ces défauts. Évidemment, les modulations d'amplitude présentées dans l'enveloppe donnent des signatures mécaniques spécifiques dans le spectre correspondant à chaque type de défaut. Ces signatures mécaniques sont des informations de diagnostic précieuses qui aident non seulement à détecter le défaut, mais aussi à en identifier la nature.

Après ce qui précède, les sections suivantes présentent une évaluation approfondie de la nature des vibrations émises par un défaut local d'un roulement.

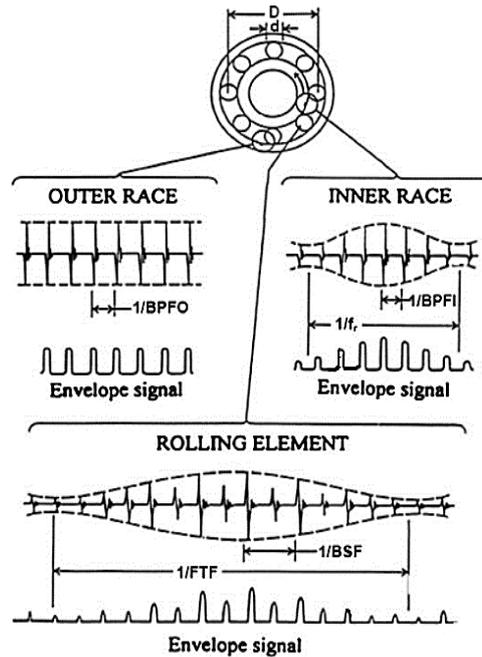


Figure 10. Signaux typiques et signaux d'enveloppe provenant de défauts locaux de roulement [30].

1.3 Modèle vibratoire du défaut de roulement

Le but de cette section est d'examiner et d'étudier la nature des vibrations émises par un défaut de roulement afin d'identifier la méthode la plus appropriée pour leur surveillance.

Jusqu'à présent, de nombreuses études ont porté sur des modèles mathématiques pour simuler un signal de roulement. Un des premiers modèles de signal de vibration produit par un défaut localisé du roulement a été mis en place par *McFadden* et *Smith* [28],[35]. Ce modèle décrit la vibration produite par un défaut ponctuel sur la bague intérieure d'un roulement sous une charge radiale constante. Il incorpore les effets de la géométrie des roulements, de la vitesse de rotation de l'arbre, de la répartition de la charge sur le roulement, de la fonction de transfert et de la décroissance exponentielle de la vibration. Dans les références [28],[35], l'excitation est modélisée par un peigne de Diracs exprimant les impacts répétitifs générés par le défaut. De plus, cette modélisation inclut des modulations d'amplitude possibles telles que celles générées par la répartition radiale des charges et le déplacement des forces engendrées par les impacts, permettant ainsi une compréhension directe de la signature des défauts dans le spectre de l'enveloppe. Plus tard, le modèle de *McFadden* a été ajusté par *Ho et al.* [34] en ajoutant de légères fluctuations aléatoires aux temps d'arrivée de l'impact afin que le peigne de Diracs devienne aléatoire au lieu d'être périodique. Ces fluctuations peuvent être justifiées par la présence de phénomène de glissements aléatoires (comme indiqué au paragraphe 1.2). Ce modèle a ultérieurement été modifié dans les références [34],[36]–[40] afin de répondre au phénomène de glissements aléatoires, aux fluctuations possibles de la vitesse, aux variations du rapport de charge axiale à la charge radiale et aux conditions microscopiques qui ne sont pas exactement reproductibles lorsque le défaut frappe une surface de roulement. Ce dernier induit des fluctuations aléatoires de l'amplitude des impulsions, alors que les premiers induisent une légère variation aléatoire des temps d'arrivée des chocs qui rend le peigne de Diracs aléatoire et non périodique. En se basant sur ce qui précède, les signaux de vibration peuvent être exprimés comme suit,

Le signal de vibration $x(t)$ modélisé par *McFadden et al.* [28], prend la forme suivante :

$$x(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(t - iT)q(iT) + n(t) \quad 1$$

où $h(t)$ est la réponse impulsionnelle au capteur, $q(t + P)$ la modulation périodique de période P liée à la répartition de la charge, T le temps d'arrivée entre deux chocs consécutifs et $n(t)$ représente le bruit de fond additif incluant toutes les autres sources de vibrations.

Le modèle modifié de signal de vibration $x(t)$ incluant de légères fluctuations aléatoires aux temps d'arrivée des chocs [38],

$$x(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(t - iT - \tau_i)q(iT) + n(t) \quad 2$$

où τ_i est l'incertitude sur le temps d'arrivée des chocs. Ce dernier est modélisé sous la forme d'une variable aléatoire de moyenne nulle et décorrélée avec $\mathbb{E}\{\tau_i\} = 0$ et $Var\{\tau_i\} = \sigma_\tau^2$.

Finalement, le modèle de vibration contenant à la fois les incertitudes sur le temps d'arrivée des chocs et sur leurs amplitudes [39] s'écrit

$$x(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(t - iT - \tau_i)q(iT)A_i + n(t), \quad 3$$

où A_i est l'incertitude sur l'amplitude de choc i . C'est une modulation d'amplitude modélisée sous la forme d'une séquence aléatoire corrélée en delta avec $\mathbb{E}\{A_i\} = 1$ et $Var\{A_i\} = \sigma_A^2$.

1.4 Méthodes de surveillance

L'identification précoce des défauts de roulements ainsi que la gravité de ces derniers lors du fonctionnement du roulement peuvent éviter les dysfonctionnements et les pannes des machines. Un tel inconvénient ajouterait non seulement des frais importants au coût d'exploitation de la machine, mais il pourrait également avoir de graves conséquences pour les travailleurs et les utilisateurs dans des applications critiques. D'où la nécessité d'une activité de suivi d'état pour assurer un fonctionnement continu du système.

1.4.1 Sources d'information

Il existe de nombreuses sources d'information sur les machines tournantes qui représentent leurs modes de fonctionnement. La sélection d'une bonne source d'information et d'une technique d'exploitation appropriée est un facteur clé dans la mise en place d'un système de surveillance et de diagnostic efficace. Ce choix se fait en fonction de plusieurs paramètres tels que les coûts d'installation, les paramètres liés à la dynamique et à la cinématique de la machine, les exigences environnementales et spatiales, le niveau de criticité de l'application. Parmi les différentes techniques de surveillance de l'état de la machine, les techniques de vibration et d'émission acoustique sont les techniques les plus couramment utilisées pour collecter les données nécessaires à la détection des défauts de roulement et pour faire une estimation sur la durée résiduelle des machines rotatives [26]. Les vibrations mesurées peuvent être divisées en trois types généraux selon le capteur utilisé. Premièrement, les capteurs de déplacement servent à mesurer le déplacement vibratoire (son unité est le mètre), soit la distance totale parcourue par le corps vibrant d'un pic à l'autre. Deuxièmement, les capteurs de vitesse servent à mesurer la vitesse de vibration définie comme la variation du déplacement par unité de temps sur une

surface (son unité est le m/s) lorsque la machine vibre. Troisièmement, le capteur le plus couramment utilisé de nos jours est l'accéléromètre piézoélectrique qui mesure l'accélération (son unité est le m/s^2). Ce dernier capteur est utilisable pour une large gamme de fréquences, il est économique, fiable et disponible dans une large gamme de tailles et de configuration [41],[42]. Dans la présente thèse les analyses vibratoires sont effectuées exclusivement avec des signaux d'accélération.

1.4.2 Principales Méthodes de diagnostic

Dans la littérature, il existe une grande variété d'outils de traitement du signal utilisés pour le diagnostic des signaux de vibration [43]–[45]. Ces méthodes peuvent être classées en trois catégories sur la base d'indicateurs à une, deux et trois dimensions, respectivement. En général, la capacité de diagnostic de ces techniques est proportionnelle à leur complexité [39].

1.4.2.1 Les méthodes unidimensionnelles

Elles sont basées sur les signaux temporels filtrés dans une certaine gamme de fréquences qui fournissent de manière rapide des indicateurs statistiques qui résument l'information contenue dans les signaux et génèrent des références. La surveillance de l'évolution des indicateurs donne des informations plus ou moins précises et complètes sur l'état de fonctionnement de la machine. Ces techniques fournissent des informations initiales à partir des signaux, mais nécessitent un effort supplémentaire dans le cadre du diagnostic. Les indicateurs sont basées principalement sur le calcul de la valeur efficace (valeur efficace), le facteur de crête, et le *kurtosis* [45]–[47]. La valeur *RMS*, grâce à sa simplicité et sa rapidité d'exécution, est l'un des premiers indicateurs utilisés dans l'industrie. Une variation excessive du niveau *RMS* signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc éventuellement une défaillance. Un des inconvénients majeurs de l'utilisation du *RMS* est que celui-ci peut donner une alarme assez tardive, surtout dans le cas de défauts de roulement où la variation du signal due à l'apparition du défaut est masquée par d'autres composantes d'amplitude supérieure. Le facteur de crête, qui est un indicateur plus spécifique, permet une détection plus précoce des défauts en mesurant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur de crête) et sa valeur efficace. D'autres indicateurs ont été développés sur la base du facteur de crête, tels que le facteur *K*, en multipliant la valeur crête par la valeur efficace ou la valeur crête à crête, mesurant l'écart entre les amplitudes des pics supérieurs et inférieurs. Le *Kurtosis* dérivé du moment statistique d'ordre quatre est défini comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevé à la puissance 4 sur le carré de sa variance. Il est une grandeur statistique permettant d'analyser le caractère « pointu » ou « plat » d'une distribution, et donc d'observer la forme du signal. Pour un fonctionnement normal caractérisé par une distribution de Laplace-Gauss, le *Kurtosis* est proche de 3 et il augmente considérablement dès que des impulsions se produisent en raison de l'apparition d'un défaut. Le *Kurtosis* tend à revenir à 3 dès que la dégradation entre en phase terminale. Malheureusement, ces indicateurs ne tiennent pas compte de la signature du défaut ou du modèle de signal, nécessitent une étape de pré-filtrage, sont sensibles au bruit et se limitent essentiellement à la détection de défauts potentiels sans être capables de les identifier [47].

1.4.2.2 Les méthodes bidimensionnelles

Les méthodes bidimensionnelles sont telles que le spectre, le cepstre, le spectre d'enveloppe (*SE*) et le *kurtosis* spectral [37], [48]. Elles sont basées sur la transformation du signal dans le domaine fréquentiel ou autre domaine auxiliaire. Par exemple l'analyse spectrale via la transformée de *Fourier* permet de transformer les signaux complexes d'une machine tournante, de les décomposer en une multitude de composantes élémentaires sinusoïdales et de les représenter sous forme d'un spectre « amplitudes-fréquence ». L'analyse cepstrale est définie comme la transformée de *Fourier* inverse du logarithme décimal de la transformée de *Fourier* et s'exprime selon une variable homogène au temps. De même que la transformée de *Fourier* permet de mettre en évidence les périodicités d'un signal temporel, le cepstre met en évidence les périodicités de sa transformée de *Fourier*. Cependant, la bonne utilisation de cet outil nécessite de prendre plusieurs précautions dans la définition des plages fréquentielles, des résolutions et du nombre de lignes spectrales et de toujours l'associer à d'autres techniques, par exemple d'analyse spectrale. Ceci est notamment dû à sa sensibilité importante au bruit de fond. L'avantage de ces analyses par rapport à l'analyse dans le domaine temporel est leur capacité à identifier et à isoler certaines composantes de fréquence d'intérêt, mais elles peuvent être insuffisantes pour détecter des défauts faibles ou en présence de bruit. Dans ce contexte, il a été expliqué dans [39] que l'analyse spectrale classique ne peut pas détecter les défauts de roulement en raison de la présence de bruit de fond et du caractère aléatoire des vibrations. Bien qu'étant de l'ordre de quelques pourcents de la période des défauts, les incertitudes sur le temps d'arrivée et sur l'amplitude des chocs modifient toute la structure statistique du signal. Dans ce contexte, l'analyse de l'enveloppe est reconnue depuis longtemps comme une technique puissante de diagnostic des roulements [29]. Typiquement, elle consiste en une étape de filtrage passe-bande dans une bande de fréquences où la réponse impulsionnelle est amplifiée, suivie d'une démodulation qui extrait l'enveloppe du signal. Le spectre de l'enveloppe révèle les informations de diagnostic souhaitées, y compris la fréquence de répétition du défaut ainsi que les modulations possibles [30]. Il a été montré dans [34] qu'il est préférable d'utiliser le carré de l'enveloppe plutôt que l'enveloppe, car ce dernier est susceptible d'introduire d'autres composantes erronées dans son spectre. Par la suite, des efforts ont été faits pour choisir la bande la plus appropriée pour la démodulation. Cela a été estimé à l'origine soit par des essais au marteau en trouvant les résonances du roulement, soit en surveillant l'évolution du spectre en dB avec un signal de référence sain. Dans ce contexte, le *kurtosis spectral* (*SK*) a été proposé par *Antoni* [49], en permettant d'identifier la meilleure bande de démodulation à partir du signal et sans avoir besoin d'un signal de référence. Dans une étude complémentaire, *Antoni et al.* [50] ont abordé l'application du *SK* à la maintenance vibratoire des machines tournantes, offrant un moyen robuste de détecter les défauts naissants et de concevoir des filtres optimaux pour améliorer la signature mécanique de ces défauts.

1.4.2.3 Les méthodes tridimensionnelles

Des exemples de méthodes tridimensionnelles sont le spectrogramme [51], le scalogramme et la distribution de Wigner-Ville[52], et le kurtogramme [53] qui visent à afficher un signal dans les domaines temps-fréquence. Ces méthodes souffrent généralement d'un besoin de forte expertise de la part de l'utilisateur, tant pour leur application que pour leur interprétation.

L'utilisation de ces outils dans le diagnostic des machines tournantes est entravée dans la pratique par son coût de calcul élevé spécialement dans les applications temps-réel.

1.5 Cyclostationnarité, éléments de base

1.5.1 Les méthodes cyclostationnaires

Parallèlement aux méthodes mentionnées précédemment qui ignorent le fait que la plupart des processus vibratoires générés par les machines tournantes présentent des propriétés statistiques périodiques, le diagnostic des roulements a été considérablement amélioré durant les dernières décennies grâce à la théorie des processus cyclostationnaires. Cela revient aux références [37], [54]–[56], où il a été démontré que les vibrations des roulements étaient en bonne approximation modélisées comme des signaux *CS*. En détail, il a été démontré que la composante vibratoire générée par un roulement défectueux est de nature aléatoire et possède des propriétés symptomatiques qui peuvent être explorées au moyen de méthodes cyclostationnaires de second ordre telles que la corrélation spectrale (*CorS*), la cohérence spectrale (*CohS*), et l'intégrale de la cohérence cyclique [27],[39],[57]. Ces techniques ont prouvé leur efficacité et sont souvent suffisantes pour détecter complètement les défauts de roulements [33], [58]–[61]. Récemment, il a été montré dans [62],[63] qu'une version améliorée du spectre d'enveloppe peut être obtenue en intégrant le module de *CohS* par rapport à la variable de fréquence spectrale (souvent désignée par f et exprimant la porteuse du signal *CS*, par opposition à la fréquence cyclique α qui décrit ses modulations).

Étant donné qu'elles sont à la base de nos travaux de thèse, ces méthodes sont détaillées dans la prochaine section.

1.5.2 Introduction à la cyclostationnarité

La théorie de la cyclostationnarité remonte aux années 70. Elle a été formalisée, entre autres, par *Bennet*, *Hurd* et *Gardner* [64]–[67]. La cyclostationnarité définit un certain type de non-stationnarité dont les statistiques évoluent périodiquement. Elle fournit également un cadre rigoureux aux outils de traitement du signal qui étend les outils stationnaires classiques. L'intérêt des outils cyclostationnaires découle de la prise en compte de la redondance de l'information à travers les cycles (par opposition aux approches basées sur la stationnarité locale), ce qui permet de révéler des signatures cycliques faibles même lorsqu'elles sont incorporées dans un fort niveau de bruit stationnaire. Par conséquent, cette théorie a prouvé son rôle pour différents types d'analyse vibratoire des machines tournantes et dans de multiples domaines d'application comme le diagnostic des machines, l'identification des systèmes mécaniques et la séparation des sources mécaniques. Les travaux de *Gardner* et *Spooner* ont mis en évidence l'existence de cyclostationnarités de divers ordres : cyclostationnarité d'ordre un (*CS1*) si elle se manifeste sur la moyenne, d'ordre 2 (*CS2*) si elle se manifeste sur la fonction d'autocorrélation, etc.

1.5.3 Processus cyclostationnaire

1.5.3.1 Définition de base

Les processus *CS* représentent un cas particulier des processus non-stationnaires qui ont des périodicités cachées dans leur structure. Théoriquement, un processus stochastique $X(t)$ est dit

CS avec une période T (aussi appelée cycle) si sa fonction de densité de probabilité conjointe est périodique en t avec une période T , c'est-à-dire si [68]

$$p_X(X_1, \dots, X_N; t, \tau_1, \dots, \tau_{n-1}) = p_X(X_1, \dots, X_N; t + T, \tau_1, \dots, \tau_{n-1}) \quad 4$$

où $\{X_i\}_{i=1}^n$ sont les valeurs du processus $X(t)$ aux instants $t + \tau_i$, $i = 1, \dots, n$. Malgré sa signification théorique précieuse, cette définition ne révèle pas clairement la structure des signaux CS. Par conséquent, divers modèles génératifs ont été proposés dans la littérature, certains avec des origines physiques [69] et d'autres avec des bases en génie des télécommunications [70]. Le modèle de *Fourier* [71], qui décompose le signal en un ensemble de coefficients aléatoires modulés par un ensemble de bases exponentielles périodiques, est d'un intérêt particulier :

$$X(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_X^k(t) e^{j2\pi kt/T} \quad 5$$

où \mathbb{Z} est l'ensemble de tous les entiers, les coefficients de *Fourier* $c_X^k(t)$ sont des signaux conjointement stationnaires et les exponentielles complexes $e^{j2\pi kt/T}$ sont paramétrées par les fréquences cycliques k/T . Cette représentation explicite l'existence de périodicités cachées sous la forme de modulations périodiques des porteuses aléatoires $c_X^k(t)$. L'ordre de cyclostationnarité est dicté par l'ordre de stationnarité conjointe des coefficients. D'une manière générale, les deux premiers ordres sont généralement étudiés dans le traitement du signal car ils couvrent la plupart des applications pratiques en ingénierie. Les sous-sections suivantes examinent leurs définitions et leurs propriétés statistiques.

1.5.3.2 Signaux cyclostationnaires du premier ordre

Le signal cyclostationnaire le plus fondamental est celui qui est *CSI*, c'est-à-dire dont le moment du premier ordre $m_X(t)$ est périodique à la période T

$$m_X(t) = \mathbb{E}\{X(t)\} = m_X(t + T) \quad 6$$

où le symbole $\mathbb{E}\{\}$ désigne la moyenne d'ensemble. Dans ce cas, les coefficients $c_X^k(t)$ de l'équation 5 sont stationnaires du premier ordre et par conséquent leur moyenne est constante,

$$\mathbb{E}\{c_X^k(t)\} = c_{1X}^{-k} \quad 7$$

Dans ce cas, $X(t)$ est dit *CSI* et bénéficie d'une moyenne périodique du cycle T . Ainsi, ce dernier accepte une série de *Fourier* avec des coefficients déterministes non nuls

$$m_X(t) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}\{X(t)\} = \sum_k M_{1X}^k e^{j2\pi kt/T}, \quad 8$$

où

$$M_{1X}^k = c_{1X}^{-k} \quad 9$$

représente les moyens cycliques du signal X . Pour les machines tournantes, les vibrations CS1 sont des signaux périodiques (par exemple, générés par : des engrenages, des déséquilibres, des désalignements, des rotors anisotropes, des accouplements flexibles, etc.) avec ou sans bruit aléatoire supplémentaire et stationnaire.

1.5.3.3 Signaux cyclostationnaires du second ordre

Un signal cyclostationnaire plus général est celui qui est *CS2*, c'est-à-dire dont les moments du second ordre sont périodiques. En particulier, la fonction d'autocorrélation $C_{2X}(t_1, t_2)$ est une fonction périodique avec la période T :

$$C_{2X}(t_1, t_2) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}\{X_c^*(t_1)X_c(t_2)\} = C_{2X}(t_1 + T, t_2 + T) \quad 10$$

Dans ce cas les coefficients $c_X^k(t)$ de l'équation 5 sont conjointement stationnaires de second ordre. Cela implique que l'autocovariance ou la covariance croisée de deux coefficients quelconques est strictement dépendante du décalage dans le temps τ , c'est-à-dire

$$\mathbb{E}\left\{\left(c_X^k\left(t + \frac{\tau}{2}\right) - M_{1X}^k\right)\left(c_X^{k'}\left(t - \frac{\tau}{2}\right) - M_{1X}^{k'}\right)^*\right\} = c_{2X}^{-k,k'}(\tau) \text{ pour tout } k, k' \quad 11$$

Dans ce cas, $X(t)$ est dit *CS2* et bénéficie d'une fonction d'autocovariance périodique du cycle T . Ainsi, ce dernier accepte une série de *Fourier* avec des coefficients déterministes non nuls

$$C_{2X}(t_1, t_2) = \sum_k C_{2X}^k(\tau) e^{j2\pi k t / T} \quad 12$$

où $X_c(t) = X(t) - m_X(t)$ symbolise le signal $X(t)$ centré et

$$C_{2X}^k(\tau) = \sum_{k'} C_{2X}^{-k+k',k'}(\tau) \quad 13$$

représentent les fonctions d'autocovariance cycliques de X . Il convient de noter que l'équation 12 sépare la fonction d'autocovariance en deux groupes de fonctions déterministes ayant une signification physique différente : les "coefficients de *Fourier*" et les "noyaux exponentiels". Les noyaux exponentiels dépendent exclusivement de la variable temporelle et reflète l'évolution périodique de la forme d'onde alors que les coefficients de *Fourier* dépendent exclusivement du décalage dans le temps et reflète la propriété d'une porteuse stationnaire. Enfin, un signal cyclostationnaire du $n^{\text{ième}}$ ordre (*CSn*) est celui dont les moments du $n^{\text{ième}}$ ordre sont périodiques. En particulier, si tous les moments jusqu'à l'infini sont périodiques, alors le signal est cyclostationnaire au sens strict selon l'équation 4.

Dans les machines tournantes, les vibrations *CS2* sont des processus stochastiques avec modulation périodique d'amplitude et/ou de fréquence (par ex. celle générée par : les roulements, l'usure, les forces de friction, les impacts, les mouvements de fluides, les turbulences, les forces de combustion, etc.

1.5.3.4 Types de cyclostationnarité

Le modèle fourni dans l'équation 12 définit un processus *CS* strict à la fréquence cyclique $\alpha = 1/T$. Cette cyclostationnarité repose sur l'existence d'un cycle unique et fini par rapport auquel le processus est périodique. Cette définition peut être étendue pour inclure plusieurs périodes dont les cycles de base, par exemple T_i , ne sont pas multiples les uns des autres. De tels signaux sont appelés poly- *CS* et peuvent encore être modélisés via une série de coefficients aléatoires de *Fourier* comme :

$$X(t) = \sum_i \sum_{k_i \in \mathbb{Z}} c_X^{k_i}(t) e^{j2\pi k_i t / T_i} = \sum_{v \in \mathcal{A}} c_X^v(t) e^{j2\pi v t / T}, \quad 14$$

où i représente l'indice correspondant au numéro de la contribution CS, $c_X^{k_i}(t)$ représente le $k_i^{\text{ième}}$ coefficient associé à la $i^{\text{ième}}$ contribution CS et $\mathcal{A} = \{k_i \cdot T/T_i | k \in \mathbb{Z} \text{ and } i = 1, 2, \dots\}$ représente l'ordre cyclique établi par rapport à la période de référence T .

Un autre type de cyclostationnarité est obtenu par un autre type de relations entre plusieurs contributions CS dont les cycles ne sont pas des multiples entiers les uns par rapport aux autres. Ces signaux sont appelés quasi-CS et peuvent encore être modélisés via une série de *Fourier* comme :

$$X(t) = \sum_{v \in \mathcal{B}} c_X^v(t) e^{j2\pi vt/T}, \quad 15$$

où $\mathcal{B} \subset \mathbb{R}$ désigne l'ensemble cyclique dont les éléments peuvent prendre n'importe quelle valeur réelle (\mathbb{R} est l'ensemble des valeurs réelles).

En général, les signaux poly-CS sont induits par des combinaisons additives de différentes sources CS dont le cycle commun est extrêmement long (c'est-à-dire incommensurable) et difficilement observable. C'est typiquement le cas des vibrations complexes des engrenages où le cycle le moins commun est un multiple des cycles de chaque engrenage du système et peut donc prendre plusieurs heures pour être complété. En revanche, les signaux quasi-CS sont généralement générés par des combinaisons multiplicatives de différentes sources de CS dont le cycle commun est infini. C'est le cas, par exemple, des vibrations des roulements qui subissent des modulations entre des composants rotatifs distincts mais non verrouillés en phase.

1.5.4 Outils du second ordre

Les outils de second ordre sont basés sur l'utilisation de la fonction d'autocovariance. L'objectif de ce sous-paragraphe est de passer brièvement en revue, quelques outils dédiés au traitement du signal des roulements. La fonction d'autocovariance $C_{2X}(t, \tau)$ est définie comme suit :

$$C_{2X}(t, \tau) = \mathbb{E}\{X_c(t + \tau/2)X_c(t - \tau/2)^*\}, \quad X(t) \in \mathbb{C} \quad 16$$

où t est la variable de temps. Si $X(t)$ est un signal CS2, la fonction d'autocorrélation instantanée est (quasi-) périodique et accepte une série de *Fourier* dont les coefficients sont non nuls et dépendent du décalage dans le temps τ (voir Eq. 12).

La meilleure façon de révéler les informations statistiques dans la fonction d'autocovariance est de la présenter dans le double domaine de *Fourier*. Plus précisément, la double transformée de *Fourier* de la fonction d'autocovariance par rapport au temps t et au décalage temporel τ définit la fonction de corrélation spectrale (*CorS*),

$$S_{2X}^{tF}(t, f) = \mathcal{F}_{\tau \rightarrow f}\{C_{2X}(t, \tau)\} \quad 17$$

$$S_{2X}^{FF}(\alpha, f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_T S_X^{tF}(t, f) e^{-j2\pi\alpha t/T} dt = \lim_{T \rightarrow \infty} S_{2X}(\alpha, f; T) \quad 18$$

où, dans la première ligne, $S_X^{tF}(t, f)$ désigne une représentation temps-fréquence et, dans la deuxième ligne, la limite est prise par rapport à la totalité du temps de mesure T . La *CorS* de l'équation (18) est une distribution bi-fréquentielle par rapport à la fois à la fréquence cyclique α , liée à l'évolution cyclique des formes d'onde et à la fréquence spectrale f , liée aux formes

d'onde du signal. Alors que la première reflète la fréquence des modulations, la seconde décrit la fréquence des porteuses.

Dans le cas particulier d'un signal CS2, la *CorS* prend la forme discrète suivante :

$$S_X^{FF}(\alpha, f) = \sum_{v \in \mathcal{B}} S_{2X}^v(f) \delta(\alpha - v/T), \quad 19$$

La *CohS*, $\gamma_X^2(\alpha, f)$, est définie par la grandeur normalisée suivante :

$$\gamma_X^2(\alpha, f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|S_X^{FF}(\alpha, f; T)|^2}{S_X^{FF}(0, f; T) S_X^{FF}(0, f - \alpha; T)} \quad 20$$

La *CohS* étant limité entre 0 et 1, elle donne une mesure de cyclostationnarité dans un signal vibratoire. Comme expliqué dans [39], la *CohS* est interprété comme la *CorS* du signal blanchi, qui tend à égaliser des régions dont les niveaux d'énergie sont différents et donc à amplifier les signaux cyclostationnaires faibles.

1.6 Approche angulaire

Pratiquement, la vitesse de fonctionnement subit souvent des fluctuations qui, malgré leur faiblesse, compromettent l'efficacité des méthodes d'analyse cyclostationnaires. Ces fluctuations sont générées par la nature discrète des géométries présentes dans les machines. Comme les motifs répétitifs dans les machines tournantes sont intrinsèquement verrouillés en phase à des positions angulaires spécifiques, et ceci est indépendamment du fait que la vitesse de rotation soit constante ou non. De ce fait, le suivi du comportement des machines tournantes en fonction de la variable temporelle montre ses limites et cède la place à la variable générique de la machine tournante qui est l'angle. Pour résumer, la solution est de procéder dans le domaine angulaire [42],[68]. On y parvient habituellement soit en rééchantillonnant du temps à l'angle par rapport à un signal tachymétrique ou en utilisant directement une horloge angulaire en tant qu'entrée d'un système d'acquisition de données. Le principal inconvénient de cette dernière solution est d'être couteuse en matériel d'acquisition. En détail, l'information sur la position angulaire est garantie par l'installation d'un codeur rotatif (ou autre capteur de position), fixé sur un des arbres de la machine tournante, délivrant un signal carré dont l'écart entre fronts montants successifs correspond à un écart angulaire défini par la résolution du capteur. En plus du codeur, des accéléromètres sont placés sur la machine tournante délivrant un signal analogique qui sera échantillonné par la suite sur les fronts montants du codeur, désigné comme horloge externe [72],[73]. Le rééchantillonnage angulaire est une alternative moins couteuse en matériel d'acquisition, néanmoins aussi efficace que l'échantillonnage angulaire direct. De même que pour la technique précédente, l'information en position angulaire est délivrée par un capteur rotatif (comme le codeur optique, le top-tour, etc.), le signal vibratoire est relevé simultanément, en utilisant un échantillonnage temporel classique. Les correspondances sont ensuite révélées par interpolation permettant de passer du repère temporel au repère angulaire. pour plus de détails sur ces techniques, le lecteur pourra s'orienter vers les références [42],[73],[74]. La méthode de rééchantillonnage angulaire est utilisée dans cette thèse. En effet, les périodicités induites par la rotation de la machine doivent être décrites en fonction de la variable angulaire, soit θ , et le temps t sera remplacé par ce dernier dans toutes les définitions ci-dessus. En particulier, la représentation en série de *Fourier* d'un signal CS dans l'équation 15 devient alors :

$$\bar{X}(\theta) = X(t(\theta)) = \sum_{v \in B} c_X^v(t(\theta)) e^{j2\pi v k \theta / \Theta}, \quad 21$$

où Θ a été pris comme un cycle complet.

1.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté des généralités sur les roulements, éléments les plus susceptibles de subir une défaillance dans une machine tournante dans un environnement industriel, en commençant par leurs géométrie, les types majeurs de roulements trouvés sur le marché, ainsi que les défaillances possibles et leurs fréquences de défauts. Un modèle de *Fourier* a été d'abord adopté pour fournir un modèle général des signaux *CS* des roulements, pour décrire leurs caractéristiques et pour étudier théoriquement leurs propriétés statistiques afin de définir la méthode la plus appropriée pour leur surveillance. Ensuite, les techniques de diagnostic ont été présentées. Par la suite, il a été démontré comment tirer profit des outils *CS* dans le domaine du diagnostic vibratoire des roulements et ce, parce que les vibrations des roulements défectueux génèrent un signal *CS2* en raison de certaines fluctuations dans le temps d'arrivée entre les impacts. Conformément à cette norme, la capacité de la corrélation spectrale, de la cohérence spectrale et du spectre d'enveloppe à détecter la présence de défauts a fait l'objet d'une analyse. De plus la théorie de la *CS* et de son application dans le domaine de l'analyse vibratoire des machines tournantes a été revue. Certains outils dédiés ont été présentés dans la sous-section 1.5.4.

Cependant, la complexité des outils avancés de traitement du signal exige un expert pour les utiliser et interpréter leurs résultats en fonction de ses compétences, d'où l'idée de cette thèse de réduire le recours à l'intervention humaine en proposant des stratégies pour concevoir des indicateurs qui résument l'information de diagnostic en une valeur scalaire. Cette problématique est abordée de manière appropriée dans les chapitres suivants qui proposent des solutions originales.

Chapitre 2 : Méthodologie Générale

La complexité des signaux nécessite une implication humaine dans l'utilisation des outils de traitement et de son expérience pour interpréter les résultats obtenus. Pour alléger la demande d'expertise de l'utilisateur, des indicateurs scalaires, appelés "indicateurs d'état" ont été développées. Ces indicateurs doivent refléter l'état de santé des machines tournantes, en particulier en présence de défaut. Ils mesurent idéalement une certaine propriété du signal, dont l'occurrence est corrélée avec le symptôme d'un défaut. L'objectif de ce chapitre est d'examiner l'élaboration de deux nouveaux indicateurs. Le premier est dédié au cas où les fréquences théoriques de défauts sont connues et le second au cas où celles-ci ne sont pas connues.

2.1 Introduction

Comme nous avons vu tout au long du premier chapitre, plusieurs techniques de surveillance des états de fonctionnement existent. Pour tirer profit de ces techniques plus ou moins complexes, la présence continue d'un expert humain maîtrisant la dynamique et la cinématique, ainsi que l'historique de chaque des machines à surveiller, est nécessaire. Chose qui est, en pratique, difficilement réalisable, et justifie donc le recours à des systèmes plus ou moins automatiques pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes.

Ce chapitre sera scindé en deux parties : la première imite le diagnostic visuel en inspectant un spectre de défaut. Cette partie a pour but de mettre en évidence comment un diagnosticien agit pour analyser la *CohS*. Elle commence par la sélection de la représentation optimale où le défaut se manifeste clairement malgré toutes les situations de fonctionnement extrêmes. Ensuite, les effets de chacun de ces cas sur les fréquences de défaut sont étudiés. Enfin, la méthodologie suivie par le diagnosticien pour attribuer les fréquences présentées dans la *CohS* au défaut correspondant, lorsque les fréquences théoriques du défaut sont connues, sera exposée en détail. La deuxième partie vise à automatiser la méthodologie visuelle décrite dans la première partie. L'approche proposée pour l'automatisation est utilisée pour développer deux indicateurs qui tirent profit de la cyclostationnarité (*CS*). Le premier indicateur tente d'identifier l'existence d'un défaut spécifique, dans les cas où les fréquences théoriques de défauts sont connues. Le second est un indicateur plus général utilisé pour détecter la présence de défaut dans le cas où les fréquences théoriques de défauts sont inconnues.

2.2 La représentation fréquentielle optimale.

Comme indiqué précédemment au chapitre 1, le diagnostic des roulements a été considérablement amélioré durant les dernières décennies grâce à la théorie des processus *CS*. Il a été démontré que la signature mécanique du roulement est de nature aléatoire et présente des propriétés symptomatiques détectables à l'aide d'outils cyclostationnaires du second ordre [27],[37],[39],[57]. En particulier, la *CorS* et sa version normalisée la *CohS* s'avèrent être des outils puissants de *CS2* qui décrivent de façon approfondie la dynamique du signal et la nature de ses périodicités cachées [27]. La *CorS* est une distribution bispectrale des variables de la *fréquence cyclique* et de la *fréquence spectrale*. Les *fréquences cycliques* représentent le

contenu spectral des modulations - généralement induit par la périodicité de l'impact, les modulations de charge, etc., tandis que les *fréquences spectrales* représentent le contenu spectral de la porteuse qui reflète généralement la fonction de transfert du système. Cela fait de la *CohS* un outil précieux pour le diagnostic des roulements.

En présence de fortes fluctuations de vitesse, les vibrations de défaut des roulements impliquent une interaction entre les composantes qui dépendent du temps et celles qui dépendent de l'angle [75]. En détail, le signal émis peut être considéré comme une série d'impacts cycliques synchronisés à l'angle de l'arbre et de résonances structurelles excitantes. De toute évidence, les positions des excitations d'impact sont décrites par l'angle de l'arbre tandis que les réponses de résonance sont régies par des équations différentielles temporelles qui imposent des résonances invariantes dans le temps et des temps de relaxation [76]. Par conséquent, la description d'un domaine temporel ou angulaire ne permet pas uniquement d'explorer l'ensemble du contenu du signal. Précisément, si l'on adopte une description du domaine temporel, les *fréquences cycliques* de la *CorS* "temporelle" ne seront pas en mesure d'identifier les modulations dépendantes de l'angle, même si les *fréquences spectrales* sont susceptibles de définir les caractéristiques des porteuses. En revanche, si une description du domaine angulaire est adoptée, l'ordre spectral de la *CorS* "angulaire" ne permettra pas d'identifier les caractéristiques invariantes dans le temps de la porteuse même si l'ordre cyclique permet d'identifier les modulations existantes. Auparavant, des efforts ont déjà été faits pour remédier à cette particularité [58],[59],[77],[78]. Ces efforts ont été couronnés par la proposition de la classe *CS* angle-temps [79] et son application aux défauts de roulement a été démontrée par *Aboud et al.*[75]. Cette classe est définie par la périodicité angulaire de la fonction d'autocorrélation angle-temps, c'est-à-dire la mesure de corrélation à un angle donné de deux versions des signaux décalés par un temps constant. De plus, la double transformé de *Fourier* de cette quantité, appelé la "corrélation spectrale ordre-fréquence" (*CorS-OF*), produit une distribution ordre-fréquence de l'énergie qui localise conjointement la périodicité angulaire du signal de modulation et la propriété fréquentielle de la porteuse. Un point important à considérer lors de l'utilisation des outils *CS* est le choix de l'estimateur de la *CorS*. En effet, en raison de son coût de calcul acceptable, le périodogramme cyclique moyenné [27],[80] est un estimateur intéressant de la *CorS*. Il qui repose principalement sur l'algorithme de transformée de *Fourier* rapide et consiste à calculer une moyenne pondérée du spectre (estimateur de Welch) pour chaque *fréquence cyclique* balayée. Malgré ses avantages, l'utilisation en temps réel des outils *CS* dans le diagnostic des machines tournantes peut être entravée dans la pratique par son coût de calcul élevé spécialement dans les applications qui nécessitent du temps-réel. Récemment, *Antoni et al.* [62] ont proposé un nouvel estimateur rapide de la *CorS*, appelé la corrélation spectrale rapide ou (*fast spectral correlation*). Celui-ci est basé sur la transformée de *Fourier* à court terme (*TFCT*). Comme indiqué dans la même référence, cet estimateur a des performances statistiques similaires à celles du périodogramme cyclique moyenné en termes de réduction de la variance, tout en étant beaucoup plus efficace lorsque le nombre de *fréquences cycliques* balayées est élevé (ce qui est peut-être le cas le plus fréquent). Sur la base des informations ci-dessus, la *CorS-OF* estimée à l'aide de l'algorithme rapide développé par *Antoni et al.* est choisi comme la base de notre étude.

Tout d'abord, la fonction d'autocorrélation angle-temps est définie comme suit :

$$R(\theta, \tau) = \mathbb{E}\{X(\theta(t))X(\theta(t - \tau))\}, X(t) \in \mathbb{R} \quad 22$$

où $\theta(t)$ est l'angle de rotation (en radian) de l'arbre de référence au temps t . Ensuite, la *CorS-OF*, $S_X^{OF}(\alpha, f)$ est définie comme la double transformée de *Fourier* de $R(\theta, \tau)$,

$$S_X^{AF}(\theta, f) = \mathcal{F}_{\tau \rightarrow f}\{R_X(\theta, \tau)\} \quad 23$$

$$S_X^{OF}(\alpha, f) = \lim_{\theta \rightarrow \infty} \frac{1}{\theta} \int_{\theta} S_X^{AF}(\theta, f) e^{-j\theta\alpha} d\theta = \lim_{\theta \rightarrow \infty} S_X(\alpha, f; \theta) \quad 24$$

où, à la première ligne, $S_X^{AF}(\theta, f)$ désigne une représentation angle-fréquence (semblable à une représentation temps-fréquence) et, à la deuxième ligne, la limite est prise par rapport au secteur angulaire total $\int_{\theta} d\theta = \int_T \dot{\theta}(t) dt$ couvert pendant le temps T . La grandeur (au carré) de *CohS* ordre-fréquence, $\gamma_X^{(1)}(\alpha, f)$, est définie par la quantité normalisée suivante,

$$\gamma_X^{(1)}(\alpha, f) = \lim_{\theta \rightarrow \infty} \frac{|S_X^{OF}(\alpha, f; \theta)|^2}{S_X^{OF}(0, f; \theta) S_X^{OF}(0, f - \alpha; \theta)} \quad 25$$

Etant limité entre 0 et 1, $\gamma_X^{(1)}(\alpha, f)$ est une mesure utile de la *CS* angle-temps. Comme expliqué dans [39], elle est interprétée comme la *CorS-OF* du signal blanchi, qui tend à égaliser des régions avec différents niveaux d'énergie et donc à amplifier des signaux *CS* faibles.

En effet, un signal de roulement défectueux se manifeste par la présence d'une distribution symptomatique de lignes spectrales parallèles situées aux *ordres cycliques* associées aux ordres théoriques de défaut de roulement et dont la distribution le long de l'axe des *fréquences spectrales* est intensifiée autour des résonances du système. Evidemment, il est plus facile d'analyser une représentation à deux dimensions (indicateurs vectoriels) plutôt qu'en trois dimensions, de sorte que les fréquences de défaut puissent être mieux identifiées. Ces indicateurs bidimensionnels sont préférés dans l'industrie car leur lisibilité est généralement plus simple et ne nécessite pas de compétences avancées en traitement du signal. L'intégrale de $\gamma_X^{(1)}(\alpha, f)$ par rapport à la variable de *fréquence spectrale* condense l'ensemble des informations initialement affichées en trois dimensions en deux dimensions. Pour ce faire, plusieurs méthodes existent dans la littérature, dont le spectre d'enveloppe amélioré (*SEA*) dans laquelle l'intégrale du module carré de $\gamma_X^{(1)}(\alpha, f)$ est faite dans une bande de fréquence $[f_1 ; f_2]$ comme suite [62]

$$S_X^{SEA}(\alpha) = \frac{1}{f_2 - f_1} \int_{f_1}^{f_2} \gamma_X^2(\alpha, f) df \quad 26$$

où f_1 et f_2 sont respectivement les limites inférieure et supérieure du domaine des fréquences d'intégration. Dans le cas d'un roulement défectueux, le *SEA* présente des harmoniques à l'ordre caractéristique de défaut soit α_d avec des bandes latérales espacées à l'ordre de modulation α_m :

$$S_X^{SEA}(\alpha) = \begin{cases} 1 & \text{pour } \alpha = 0 \\ v^{i,j} & \text{pour } \alpha = i\alpha_d + j\alpha_m \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad 27$$

où $v^{i,j}$ sont des constantes $\in]0,1]$. Cette approche est illustrée dans la figure suivante.

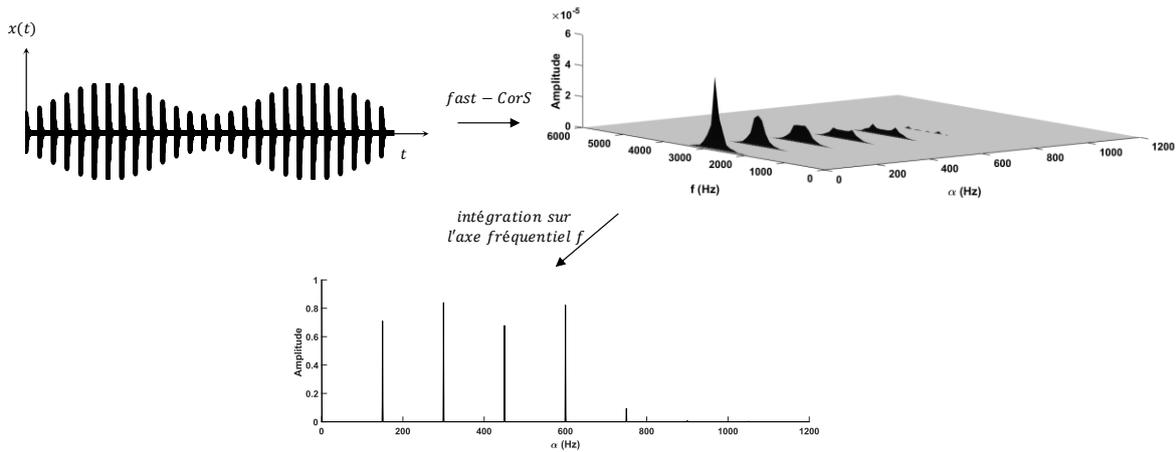


Figure 11. Illustration de l'approche fondée sur la CohS.

En pratique, la *CorS-OF* théorique $S_X^{OF}(\alpha, f)$ est remplacé par son estimation $\hat{S}_X^{OF}(\alpha_k, f_k)$ fournie par le Fast-OFSC, dont les estimations $\hat{\gamma}_X(\alpha_k, f_k)$ et $\hat{I}_X(\alpha_k)$ de la *CohS-OF* et le *SEA* en découlent. Il convient de noter que l'axe de la fréquence porteuse f et celui de la fréquence de modulation α sont discrétisés comme suit : $f_k = k \Delta f$ et $\alpha_k = k \Delta \alpha$ où l'indice k renvoie à la $k^{\text{ème}}$ fréquence/ordre discret et Δf et $\Delta \alpha$ sont respectivement la résolution en fréquence (en Hz) et la résolution en ordre cyclique (en ordre). L'intégrale de l'équation (26) est remplacée par une somme discrète sur f_k .

Il convient de noter que, dans le cas d'une vitesse constante, l'*CohS-OF* se ramène à *CohS* [75] où l'axe de fréquences cycliques sera égal à l'axe des ordres cycliques multiplié par f_r ($f_k = \alpha_k \times f_r$).

2.3 Etapes de prétraitement classique

En pratique, la *CohS* est susceptible d'être affectée dans des conditions de fonctionnement extrêmes par plusieurs facteurs. Il s'agit par exemple de fluctuations de vitesse provoquant la dispersion des lignes spectrales situées aux fréquences cycliques α_k associées aux ordre théoriques de défaut de roulement, la présence de composantes *CSI*, le niveau de bruit lié aux perturbations transitoires dans le signal, la présence de non-stationnarités inexplicables ainsi que la contribution parasite d'autres composantes de *CS2* émises par d'autres sources, etc. Ces derniers entraînent le masquage des signatures de défauts de roulement. D'où la nécessité d'étapes de prétraitement qui doivent en tenir compte afin d'éviter toute perte d'information. De tels cas peuvent être résolus comme suit.

2.3.1 Rééchantillonnage angulaire

En raison de faibles fluctuations de vitesse du moteur, les signaux de vibration mesurés contiennent des composantes fréquentielles qui sont étalées le long des fréquences cycliques α_k . Le signal de vibration est alors rééchantillonné pour obtenir un nombre équivalent d'échantillons par cycle avec un espacement angulaire fixe afin de réduire la dispersion en fréquence et par suite remédier à l'effet de la fluctuation de vitesse. En détail, le nombre d'échantillons conservés par tour est calculé en utilisant la vitesse de rotation de l'arbre de référence et la fréquence d'échantillonnage. Le signal du codeur est utilisé comme référence de

la position angulaire de l'arbre et le signal de vibration est rééchantillonné par une interpolation convenable [68],[81],[82].

2.3.2 Extraction de la moyenne synchrone

Après l'obtention du signal de vibration rééchantillonné, l'étape suivante consiste à filtrer les composantes vibratoires stationnaires qui ne sont pas liées aux impacts provoqués par les défauts des roulements. Ces composantes sont appelées *CSI* et provoquent le masquage des signatures de défauts de roulement. La majorité de ces composants sont synchronisées avec la rotation de l'arbre et sont provoquées, par exemple, par les engrenages, un désalignement ou un balourd de masse. Leur séparation des autres composantes aléatoires est essentielle dans le diagnostic afin de distinguer les informations utiles du bruit masquant [57],[83]. Pour supprimer ces composantes, le *moyennage synchrone* [81] peut être utilisé. Tout d'abord, le signal temporel est divisé en plusieurs parties, chacune correspondant à un tour. La moyenne de ces parties s'appelle la moyenne synchrone. Cette dernière est ensuite soustraite du signal de vibration pour éliminer les composantes *CSI*. Cette soustraction donne un signal de vibration asynchrone.

Il convient de noter que dans le cas de fortes fluctuations de vitesse, les signaux sont soumis à d'importantes distorsions qui compromettent l'efficacité du *moyennage synchrone classique*. Des efforts ont déjà été faits pour remédier à cette particularité [84]–[87] et couronnés par la proposition de la *moyenne synchrone généralisée* [88]. Pour plus d'informations sur le rééchantillonnage angulaire et le moyennage synchrone, le lecteur est invité à se référer à [68],[85],[89].s

2.3.3 Égalisation de la représentation spectrale par rapport au bruit de fond.

Dans certains cas, la *CohS* présente un biais, éventuellement produit par des perturbations transitoires dans le signal ou la présence de non-stationnarités inexplicables [33],[60],[61]. En conséquence, la *CohS* n'est pas répartie selon une distribution de probabilité constante le long du plan de fréquences (α_l, f_k) . Il en résulte que le bruit de fond est irrégulièrement distribué le long du plan (α_l, f_k) , ce qui rend impossible l'établissement d'un seuil de détection fixe. Pour ce faire, une nouvelle étape de normalisation de la *CohS* est également proposée afin de la forcer à avoir une distribution constante le long du plan de fréquences (α_l, f_k) . Cette nouvelle étape est cruciale, et sera détaillée dans les chapitres 3 et 4. Elle assure la supériorité de l'indicateur proposé par rapport aux indicateurs existants. Ceci est dû au fait que les méthodes de la littérature (basées sur un test statistique) [27],[39],[90],[91] ignorent la possibilité de l'existence d'une telle distorsion (1) en supposant que la représentation spectrale suit une distribution *chi – deux* χ^2 ou (2) en additionnant toutes les composantes de *CohS* sans avoir accentué ou réduit certaines composantes fréquentielles du bruit de fond. Leur capacité dans ce type de situation est alors compromise du fait que la distribution exacte du test statistique ne peut être connue. On cite, à titre d'exemple, l'indicateur appelé degré de cyclostationnarité (*DCS*) [67] ainsi que la méthode automatique de diagnostic proposée par *Klausen al.* [92] et investigué dans le chapitre 3 (section 5.1.3). Pour illustrer cette situation, on peut mentionner à titre d'exemple les signaux de roulement fournis par la base de données *Bearing Data center (197DE, 174DE, 203DE, et 305DE)*. Ces signaux présentent un biais dans la *CohS* et sont détaillés par *Randall et al.* [32]. La solution adoptée pour remédier la distorsion de la *CohS* consiste à réaliser un test

statistique non-paramétrique (c'est-à-dire indépendant entièrement d'une loi de distribution spécifique).

2.4 Proposition d'indicateurs

Étonnamment, l'état de l'art sur les indicateurs d'état a évolué lentement par rapport aux nouvelles techniques qui en font un usage intensif, comme l'apprentissage machine [61],[93],[94]. Dans cette section, plusieurs travaux antérieurs ont été présentés, y compris ceux récemment publiés. Leurs limitations sont ici évoquées afin de fournir des indicateurs qui répondent finalement aux cas extrêmes, s'ils existent. D'abord il faut différencier entre deux familles d'indicateurs : ceux qui supposent les fréquences théoriques de défauts connues et ceux qui les supposent inconnues.

2.4.1 Quelques travaux antérieurs et leurs limitations

Une grande variété d'outils de traitement du signal utilisés pour le diagnostic des signaux de vibration existent. Ces méthodes sont classées en trois catégories sur la base des méthodes à une, deux et trois dimensions. En effet, les indicateurs unidimensionnels sont basés sur des signaux temporels filtrés dans une certaine gamme de fréquences. Ils fournissent des informations initiales à partir des signaux, mais nécessitent un effort supplémentaire dans le cadre du diagnostic. Ils ont été utilisés auparavant grâce à leur formule simple et à leur rapidité d'exécution. Cet argument est devenu caduc en raison des capacités de calcul modernes. Des indicateurs sont basés sur les méthodes bidimensionnelles (méthodes basées sur la transformation du signal dans le domaine fréquentiel ou autre domaine auxiliaire). Ces indicateurs présentent de sérieux inconvénients car la représentation sur laquelle ils se fondent ne permet pas de révéler clairement la signature du défaut. De plus, il a été démontré que ces indicateurs souffrent de graves problèmes du fait

- (1) qu'ils ignorent la signature des défauts ou bien le modèle de signaux,
- (2) qu'ils donnent souvent une alarme tardive
- (3) que leurs valeurs sont fortement affectées par le bruit
- (4) que leurs interprétations peuvent varier d'une application à l'autre en raison de l'absence d'un seuil prédéfini.

Depuis la dernière décennie, la *CohS* est considérée comme une représentation optimale dans laquelle le défaut se manifeste clairement malgré les situations extrêmes de fonctionnement. Dans ce contexte, plusieurs indicateurs ont été proposés pour résumer les informations contenues dans la signature de la cohérence spectrale en une valeur scalaire. Les indices [95] et les degrés [67] de cyclostationnarité fondés sur le cumulants cycliques d'ordre 2 et les indices de cyclostationnarité d'ordre supérieur fondés sur des cumulants cycliques d'ordre supérieur [96] sont des exemples qui caractérisent la cyclostationnarité introduite par l'existence de défaut. Ils sont basés sur la mesure d'une distance quadratique entre le spectre du signal cyclostationnaire et celui du signal stationnaire. Ces indicateurs sont dédiés au cas où les ordres/fréquences théoriques de défaut sont connues. Des rares indicateurs profitent de la connaissance préalable des ordres/fréquences théoriques de défauts. En effet, certaines applications du *DCS* dédiées principalement à la détection des défauts d'engrenages ont trouvé beaucoup de succès [95], [96]. Pour le diagnostic des roulements, le *DCS* a montré une limitation en raison du phénomène de

glissement aléatoire [30],[32],[97]. Ce phénomène provoque une légère déviation de la fréquence du défaut actuel par rapport à sa valeur théorique. *Pennacchi et al.* tentent de résoudre ce problème en identifiant les dépendances des écarts en fonction des différentes conditions de fonctionnement [97]. *Klausen et al.* proposent une méthode fondée intrinsèquement sur un indicateur scalaire, mais sans évoquer le contexte *CS*. [92]. Il résume dans un scalaire les informations contenues dans le *SE*. Il faut également, pour calculer ce type d'indicateur, procéder à un filtrage passe-bande afin de trouver la bande de fréquences la plus adéquate pour la démodulation, et ce, sans aucune garantie de résultat optimal.

Bien que ces indicateurs prennent en compte le modèle de roulement défectueux, ils présentent de sérieux inconvénients du fait qu'ils (1) ignorent la possibilité d'un biais dans l'estimation de l'outil *CS2* produit par des perturbations transitoires dans le signal ou la présence de non-stationnarités inexplicables (2) leurs interprétations pourraient varier d'une application à l'autre en raison de l'absence d'un seuil prédéfini. Toutes les méthodes mentionnées ci-dessus sont toutefois conçues dans le cadre d'une vitesse constante avec la possibilité de légères fluctuations. De plus les facteurs affectants le diagnostic automatique ne sont pas explicitement mentionnés.

2.4.2 Solution proposée

La première étape pour proposer la meilleure solution est de diviser le diagnostic en deux familles : le cas où les fréquences théoriques des défauts sont connues et celui où elles sont inconnues. La deuxième étape est d'imiter le diagnostic visuel d'un expert en contrôlant l'outil diagnostic optimal dans lequel le défaut se manifeste clairement en prenant en compte l'existence des cas extrêmes. En choisissant la *CohS-OF* on s'assure que l'indicateur est compatible avec le cadre de vitesse variable. En effet, la complexité d'un environnement industriel peut conduire à un grand nombre de pics locaux provenant de plusieurs sources de *CS*. En détails, les engrenages, les déséquilibres, les désalignements, les rotors anisotropes et les accouplements flexibles génèrent par exemple des signaux *CSI*. L'usure, les forces de frottement, les forces d'impact, les mouvements des fluides, les turbulences et les forces de combustion génèrent des composantes *CS2*. Ces dernières induisent un grand nombre de pics qui entraînent le masquage des signatures des défauts des roulements et par conséquent compromettent le diagnostic automatique. L'utilisation du moyennage synchrone supprime les composantes *CSI*. Évidemment, nous ne sommes pas intéressés par d'autres composantes *CS2* que celles qui se rattachent aux défauts de roulement. Dans ce contexte, il est important de chercher seulement les pics caractéristiques de défauts, au cas où la fréquence cyclique est connue. Dans ce cas, le diagnostic conduit à l'identification des types de défauts en plus de la détection. Dans l'autre cas, il est obligatoire de prendre en compte tous les pics existant dans le spectre.

Le défaut se manifeste par la présence de lignes spectrales parallèles situées aux *ordres cycliques* associés aux ordres théoriques de défaut de roulement. Un utilisateur expert peut ainsi facilement reconnaître un défaut en suivant ces lignes spécifiques et régulièrement distribuées sur des *ordres* multiples de l'*ordre* théorique d'un défaut. Lors de cette inspection visuelle, le diagnosticien considérera comme bruit de fond les composantes de très faible amplitude alors que les pics d'amplitude relativement élevée seront considérés comme des composantes de fréquence intéressantes surtout lorsqu'ils sont distribués de façon équidistante. Comme le

spectre représente la puissance de chaque composante fréquentielle, l'amplitude des pics a été choisie comme élément constitutif de l'indicateur. Autrement dit, la présence de ces pics est validée par leur amplitude si cette dernière est plus grande que le niveau de bruit de fond et ce pic est alors considéré comme caractéristique du défaut. Pour faire cette différenciation d'une manière automatique, un seuil statistique défini comme un percentile élevé est donc nécessaire pour différencier l'information du bruit de fond.

La présence d'un biais possible dans la *CohS-OF* revêt peu d'importance pour une inspection visuelle. Même si la ligne de base du bruit n'est pas uniformément répartie le long de l'axe des fréquences, l'utilisateur peut différencier facilement entre pics informatifs et bruit de fond. Cette répartition non uniforme compromet toutefois l'efficacité d'un seuil de détection. En conséquence, il est impossible d'établir un seuil fixe pour distinguer l'information du bruit. Pour corriger cette situation, une nouvelle méthode d'égalisation est utilisée.

Ces étapes préliminaires sont communes aux deux familles de diagnostic et sont résumées dans la Figure 12.

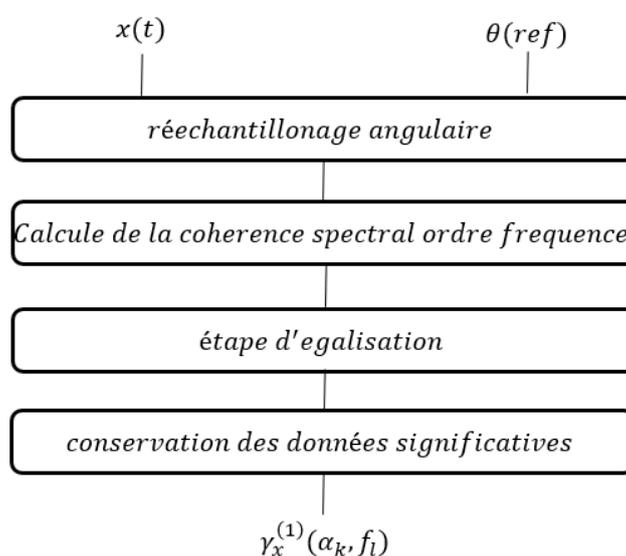


Figure 12 Organigramme de l'approche fondée sur la CohS

2.4.3 Cas où les fréquences caractéristiques de défaut sont connues

Dans ce cas l'identification repose sur une connaissance préalable de la signature des défauts. La différenciation entre les pics informatifs et le bruit est une étape cruciale étant donné que les étapes suivantes sont basées sur les pics résiduels. Après cette étape, le spectre fréquentiel contient des composantes *CS2*. Évidemment, nous ne sommes pas intéressés par d'autres composantes de fréquence que celles qui se rattachent au défaut de roulement. Dans ce contexte, il est important de chercher seulement les pics caractéristiques de défaut. Cette recherche repose sur une connaissance préalable de la signature des défauts (déjà détaillée dans le chapitre 1). Un utilisateur expert peut facilement identifier un défaut et l'associer à un composant du roulement en recherchant des pics particuliers dans le spectre de l'outil cyclostationnaire sélectionné. La prise en compte des modulations possibles par rapport à la fréquence de rotation permet d'améliorer la précision. Ainsi, lors de la recherche d'un défaut de la bague intérieure, des pics à la fréquence théorique de la bague intérieure seront présentés et des bandes latérales à la fréquence de rotation sont supposées être présentes et cela provient de la modulation des amplitudes à la fréquence de la bague intérieure.

En réalité, les pics caractéristiques du défaut se trouvent au voisinage des fréquences théoriquement prévues données par le constructeur à cause du phénomène de glissement. Ce dernier est critique du fait qu'il provoque un écart aléatoire des fréquences théoriques et compromet le suivi automatique des fréquences. En effet, pour une inspection visuelle, le phénomène de glissement revêt peu d'importance, du fait que l'utilisateur peut associer les fréquences situées tout près des fréquences prévues à ces dernières et identifier facilement ainsi la présence de modulation autour de ces fréquences, ce qui permet de déterminer la nature du défaut. En d'autres termes, dans l'inspection visuelle, le processus de recherche va au-delà de la recherche de la seule fréquence théorique pour couvrir le voisinage de ces fréquences. Donc, pour une application automatisée la déviation fréquentielle implique le suivi de la fréquence de défaut dans une bande étroite ayant généralement une largeur de quelques pourcents de la fréquence théorique. Dans chaque bande étroite la présence de pics sera validée en comparant l'amplitude de la fréquence recherchée au niveau du bruit de fond. D'où l'idée de comparer l'amplitude de la fréquence recherchée avec le niveau de bruit de fond et de fournir le résultat comme un indicateur scalaire. Il convient de noter que la prise en compte des harmoniques et de ses modulations (bandes latérales) par rapport à la fréquence de rotation α_r permet d'améliorer la précision. Pour que la conception de cet indicateur soit fiable, il doit tenir compte de toutes les conditions extrêmes de fonctionnement, comme les fluctuations de vitesse, la présence des composantes *CSI*, le glissement, le bruit de fond. Les deux premières problématiques sont résolues à l'aide des méthodes classiques de prétraitement, soit le rééchantillonnage angulaire et l'extraction de la moyenne synchrone. Pour les autres problématiques, des nouvelles solutions seront proposées ci-après. Enfin, il s'agira de placer un seuil auquel les indicateurs peuvent être comparés afin de passer à la phase d'action.

2.4.3.1 Phénomène de glissement, ses effets, solutions proposées.

Le phénomène de glissement a toujours joué un rôle central dans le domaine du diagnostic des roulements. En raison de ce phénomène, les vibrations déclenchées par un défaut localisé ne sont pas strictement périodiques et par conséquent ne peuvent donc pas être détectées au moyen de fonctions spectrales communes comme la densité spectrale de puissance ou la transformée de *Fourier* discrète [39]. Ces signaux appartiennent à la famille des signaux *CS2* dont différents outils de deuxième ordre ont été développés pour en extraire l'information dans le domaine des fréquences cycliques. Ce qui donne des indicateurs de type spectral tels que le *SEA*, où la présence de pics aux fréquences cycliques caractéristiques est symptomatique d'un défaut sur une composante spécifique du roulement. Malheureusement, la non-périodicité du signal vibratoire n'est pas la seule conséquence du glissement ; le glissement implique aussi un déplacement des pics caractéristiques des défauts qui se situent à des fréquences théoriquement prévues. Ces dernières sont calculées - en fonction de la vitesse de rotation et de la géométrie du roulement avec des formules bien connues (voir par exemple [30],[31]) sur la base d'un roulement parfait, mais ces derniers sont en réalité autorisés à glisser dans une certaine mesure, ce qui engendre cette déviation aléatoire en fréquence [5],[30],[32]. La déviation aléatoire fréquentielle, bien qu'elle soit faible, compromet le suivi des défauts sur une base fréquentielle. Cela est particulièrement important dans une tentative de développer des algorithmes automatisés pour détecter les défauts des roulements et, afin d'établir correctement les seuils et les tolérances, une description quantitative de l'ampleur des écarts mentionnés ci-dessus est

nécessaire. Pour compenser cette variabilité, la reconnaissance automatique des pics caractéristiques des défauts devrait donc cibler des bandes plutôt que des fréquences théoriques. Par contre, un élargissement excessif de la bande pourrait compromettre l'efficacité de l'algorithme, des pics non liés à la dynamique du roulement pouvant être interprété à tort comme des pics symptomatiques de défauts. Heureusement, les fréquences caractéristiques sont toutes liées par leur dépendance aux harmoniques de cage et aux harmoniques d'arbre et par conséquent les fréquences caractéristiques à chaque type de dommage, se décalent de manière cohérente sur l'axe des fréquences.

Comme démontré dans le chapitre 1, les défauts des bagues intérieures sont accompagnés par la présence des bandes latérales autour du F_{bi} et ses harmoniques, à une distance exacte d'un ordre. Le même comportement est démontré par les défauts de la bague extérieure et celui des éléments roulants. Ce dernier implique une modulation d'amplitude périodique à la fréquence de rotation de la cage.

La conception d'un indicateur fiable doit tenir compte de ces manifestations dans la définition des règles d'identification des dommages. Tout d'abord, les pics doivent être recherchés dans une bande étroite étendue de la fréquence caractéristique théorique, puis une reconnaissance d'un pic caractéristique de défaut doit être confirmée en vérifiant la présence des harmoniques et/ou des bandes latérales aux ordres précis. Il convient de noter que la prise en compte des harmoniques et des bandes latérales par rapport à la fréquence de rotation f_r permet d'améliorer la précision.

2.4.3.2 Recherche d'un pic

Le signal vibratoire ayant une durée finie, sa représentation dans le domaine fréquentiel renvoie des valeurs sur un axe de fréquences discrétisées. La discrétisation d'un pic est assez difficile. En effet, l'échantillonnage de la transformation de Fourier discrète garantit l'existence des points sur ce pic mais pas forcément sur le maximum. Une situation possible s'obtient dans le cas où le maximum se situe exactement entre deux échantillons fréquentiels. Dans ce cas-là, l'erreur sur le taux amplitude sera maximale, proche de 50%. Et comme l'indicateur proposé est basé sur l'identification du maximum, cette erreur compromet la détection des défauts.

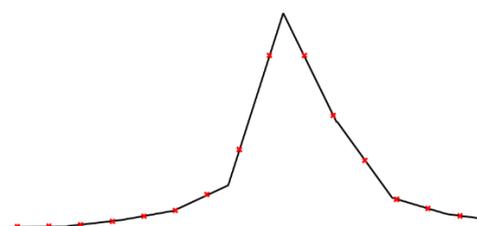


Figure 13. Un exemple de pic échantillonné où le maximum se situe exactement entre deux échantillons fréquentiels.

Plusieurs stratégies sont donc à suivre pour résoudre ce problème :

- a) soit mesurer la surface sous ses pics plutôt que l'amplitude maximale,
- b) soit utiliser une fenêtre temporelle de *Hanning* ou, idéalement, *flattop*. Ces dernières réduisent l'erreur en amplitude en élargissant le lobe principal ; la *flattop* aplatit les plateaux du pic. Dans ce cas, les échantillons seront beaucoup proches du maximum.

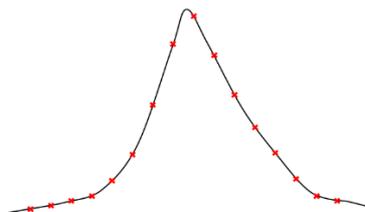


Figure 14. Un exemple de pic échantillonné avec l'utilisation d'une fenêtre de Hanning.

- c) Une autre solution consiste à utiliser la méthode de zero-padding, ce qui implique une résolution fréquentielle plus élevée. Par exemple, au lieu d'avoir deux points pour échantillonner un pic, on obtient quatre points si on utilise avec 100% de zero-padding.

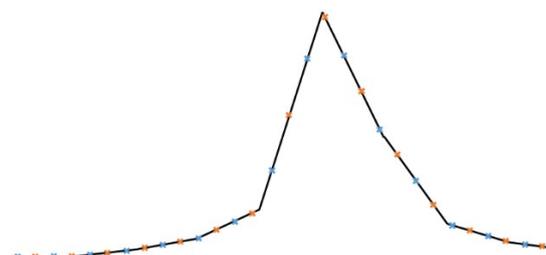


Figure 15. Un exemple de pic échantillonné avec zero-padding.

2.4.3.3 Organigramme

L'organigramme de l'indicateur est fourni ci-dessous (voir Figure 16) dans le cas de la recherche d'un défaut dont les fréquences caractéristiques sont connues. Tout d'abord, il s'agit de définir la première bande étroite centrée sur l'ordre théorique du défaut recherché et dont la tolérance d'écart est de 100%. La première harmonique est alors détectée si le pic le plus élevé dans cette bande est suffisamment grand et une mesure de sa sévérité p_i est calculée. Ainsi la deuxième bande est centrée sur le double de la fréquence théorique avec une largeur de bande identique à la première et l'existence d'une deuxième harmonique est donc recherchée et ainsi de suite. Une fois que les p_i dans toutes les bandes concernées ont été calculées, l'indicateur de probabilité de présence de défaut P est calculé comme étant la valeur moyenne des p_i s afin de prendre une décision finale.

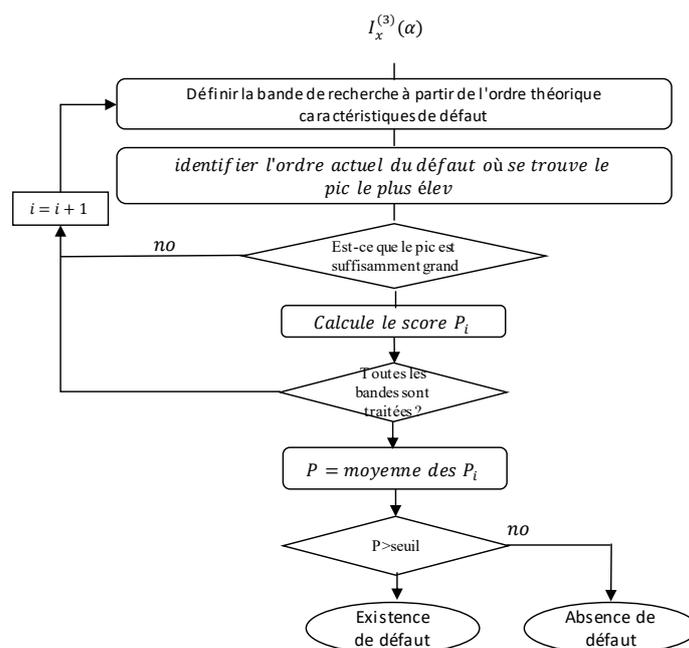


Figure 16. Organigramme illustrant le principe de l'indicateur dans le cas où les fréquences caractéristiques de défauts sont connues.

2.4.4 Cas où les fréquences de défauts sont inconnues

Le cas où la fréquence cyclique est inconnue a une grande importance en pratique, en particulier dans le contexte du diagnostic où la fréquence du défaut n'est pas toujours connue de façon très précise ou est parfois totalement inconnue.

Lorsqu'un défaut sur une surface d'un roulement frappe une autre surface, une impulsion forte est produite. Elle peut exciter une résonance structurelle liée soit à la structure du roulement, soit au capteur de vibration lui-même. En raison du mouvement de rotation du roulement, ces impulsions sont régulièrement répétées et donnent lieu à une série de réponses impulsionnelles. Ces derniers entraînent des altérations des caractéristiques du signal qui se manifeste par une modification de la signature acoustique de la machine. En effet, les opérateurs humains peuvent souvent diagnostiquer ces défauts pendant que la machine est en marche, en effectuant simplement un contrôle auditif. Une telle méthode exige une distinction claire entre les motifs sonores de fonctionnement normale et anormale de la machine. Ainsi, la présence d'un défaut de roulement provoque des modifications des caractéristiques du signal. Ces derniers peuvent être décrites comme (i) une augmentation de l'impulsivité du signal, (ii) une modification du comportement statistique du signal (de stationnaire à cyclostationnaire ou de gaussien à non-gaussien) accompagné par (iii) une modification de la signature acoustique de la machine. En détails, le facteur de crête, l'entropie, le moment d'ordre 3 et celui d'ordre 4 normalisé (*kurtosis*) sont des exemples typiques de la mesure de la non-gaussianité. Malgré des valeurs qui ne sont pas corrélées avec les symptômes de défaut dans de nombreuses situations qui ont été signalées dans [98] et [99], ces indicateurs ont été utilisés auparavant grâce à leur formulation simple et à leur rapidité d'exécution. Cet argument est devenu caduc grâce aux capacités de calcul modernes. L'indicateur de rugosité, tel que traditionnellement calculé dans le domaine temporel à partir du modèle d'Aures [100], est un exemple de méthode de diagnostic basée sur l'altération de la signature acoustique de la machine. Les indices de cyclostationnarité fondés sur le

cumulant cyclique d'ordre 2 et les indices de cyclostationnarité d'ordre supérieur sont des exemples de mesures de la non-stationnarité qui caractérise la cyclostationnarité introduite par l'existence d'un défaut. Ces indicateurs prennent en compte le comportement *CS* des défauts de roulement. Tous ces indicateurs donnent des valeurs scalaires dont l'interprétation peut varier d'une application à l'autre en raison de l'absence d'un seuil prédéfini. Pour corriger la situation, des tests des statistiques d'hypothèses [27],[39],[90],[91] ont été introduits afin d'utiliser les indicateurs dans le cadre de diagnostic autonome. Ces références ignorent l'existence possible de biais dans la représentation *CS* qui peut altérer les résultats. De plus leur utilisation en temps réel peut être entravée en pratique en raison d'un coût calculatoire élevé [62].

Ce chapitre vise à combler ces lacunes, en proposant un indicateur sensible à la fois à la non-stationnarité, la non-gaussianité et à la modification de signature acoustique du signal vibratoire. Le cadre cyclostationnaire est évidemment notre sujet d'intérêt du fait que les signaux des machines tournantes sont cyclostationnaires [27]. Ceci est maintenant possible en profitant de la disponibilité d'un algorithme rapide récemment proposé [62] pour calculer la *CohS* sur laquelle l'indicateur proposé est basé. Dans cette représentation fréquentielle, un signal défaut de roulement se manifeste par la présence d'une distribution symptomatique de lignes spectrales parallèles, discrètement situées aux fréquences cycliques associées aux fréquences de défaut de roulement, accompagné selon le type de défaut. L'indicateur proposé vise à condenser ces informations en un scalaire après une pondération appropriée effectuée de manière à modéliser la caractéristique passe-bande de la rugosité sur la fréquence de modulation. La *CohS* qui est sensible à la fois à la non-stationnarité et à la non-gaussianité, devient également sensible à la signature acoustique du signal vibratoire. Une nouvelle étape de prétraitement est prévue afin d'éliminer tout biais possible dans *CohS* estimée. Cette méthode commence par forcer la *CohS* à avoir une distribution constante le long du plan de fréquences. Ensuite, les pics informatifs sont conservés à l'aide d'un seuil fixe défini comme un percentile élevé permettant de faire la distinction entre information et bruit. L'étape suivante consiste à modéliser les caractéristiques passe-bande de la rugosité en accentuant ou en réduisant certaines composantes de fréquence afin d'obtenir un indicateur qui soit sensible aux altérations sonores. Ensuite, toutes les informations initialement affichées en trois dimensions sont condensées par l'intégrale de la *CohS* selon les deux axes de fréquence. Un test statistique est appliqué à l'indicateur proposé pour assurer une détection fiable et automatique des défauts naissants. Cet indicateur est très similaire à la mesure de rugosité d'Aures utilisée en psychoacoustique.

L'organigramme de cette méthode est donné dans la figure ci-dessous.

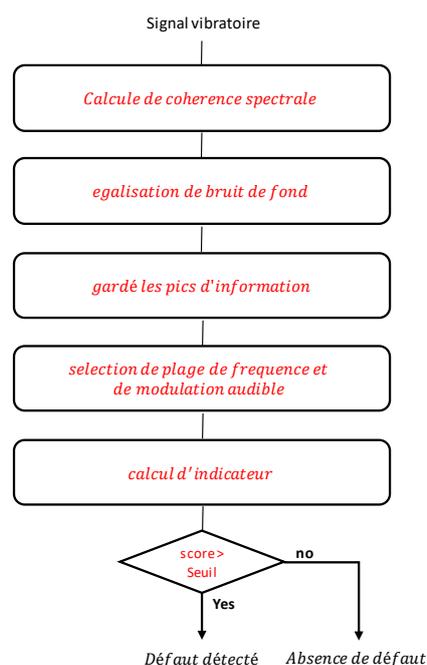


Figure 17. Organigramme illustrant le principe de l'indicateur CS-cas où les fréquences caractéristiques de défaut sont inconnues.

L'obtention de cet indicateur est illustrée dans le chapitre 4 avec les méthodes de prétraitement et de sélection des intervalles de fréquence et de modulation audible. Sa capacité sera validée sur des données réelles et comparée à l'indicateur de rugosité fourni par un logiciel psychoacoustique commercial. Il s'avère qu'il offre de meilleures performances en termes de détection des roulements défectueux. Il a également été comparé au kurtosis pour en tirer des conclusions significatives.

2.4.5 Principe du test d'hypothèse

La plupart des indicateurs évoqués ci-dessus donnent leurs résultats sous la forme d'un scalaire. Ce dernier indique la présence de défaut dans certaines applications alors que dans une autre, et pour la même valeur, le défaut sera considéré comme absent. Ainsi, les indicateurs proposés peuvent prendre n'importe quelle valeur sans la possibilité de prendre une conclusion décisive. Leurs interprétations peuvent varier d'une application à l'autre selon plusieurs raisons déjà évoquées plus haut.

La présente section décrit la solution proposée dans cette thèse où la détection des défauts est effectuée par test statistique sur les indicateurs proposés. D'autres stratégies que les tests statistiques peuvent également être envisagées. Par exemple, les indicateurs proposés peuvent être utilisés comme paramètres d'entrées d'un classificateur SVM (support du vecteur machine) ou d'un réseau de neurone.

Le diagnostic du roulement est alors formulé comme un test d'hypothèse statistique à utiliser dans le diagnostic automatisé. Le test statistique compare l'hypothèse nulle H_0 contre l'hypothèse alternative H_1 :

H_0 : "Le signal de vibration ne contient pas la signature caractéristique du défaut".

H_1 : "Le signal de vibration contient la signature caractéristique du défaut".

A ce sujet, plusieurs travaux ont abordé le diagnostic des roulements à partir de tests statistiques basés sur des grandeurs spectrales, comme le *SE* [39], le polyspectre cyclique [91], la cohérence spectrale classique [27], son intégrale [39] ou la transformation de *Fourier* du logarithme de la corrélation spectrale [90]. Dans ces études, les grandeurs spectrales d'intérêt sont habituellement supposées suivre une distribution du Chi-deux sous l'hypothèse nulle H_0 , qui peut être vérifiée asymptotiquement en régime de fonctionnement stationnaire de vitesse. Par contre, dans un contexte de régime variable, de nombreuses sources de non-stationnarité existent même sous H_0 . Par conséquent, la distribution exacte du test statistique ne peut être connue. L'avantage essentiel du test proposé dans cette thèse est d'être non paramétrique (c'est-à-dire indépendant d'une loi de distribution spécifique), basée sur la représentation fréquentielle, et renvoie à des statistique pivotales comme le détaille les chapitres 3 et 4.

2.5 Conclusion

Dans le but de réduire le recours à l'intervention humaine dans le domaine de diagnostic, ce chapitre présente des stratégies générales pour concevoir des indicateurs qui résument l'information de diagnostic en une valeur scalaire. Dans sa première partie, ce chapitre imite le diagnostic visuel en inspectant un spectre de défaut. Sa deuxième partie vise à automatiser la méthodologie visuelle décrite dans la première partie. Deux indicateurs ont été proposés. Le premier est dédié au cas où les fréquences caractéristiques de défauts sont connues, le second est dédié au cas où celles-ci ne sont pas connues. Ces indicateurs sont abordés dans les chapitres suivants qui présentent leurs performances en termes de détection des défauts de roulement.

Chapitre 3 : Proposition d'indicateurs de probabilité de présence de défauts

Dans le diagnostic basé sur les vibrations des roulements, la complexité des signaux exige qu'un expert utilise des outils avancés de traitement des signaux et interprète les résultats en fonction de son expérience. Récemment, plusieurs méthodes autonomes ont été proposées pour éliminer le facteur humain, en se concentrant sur le cas où les ordres théoriques de défaut sont connus. Ce chapitre suit une direction similaire, mais avec des objectifs plus larges : il vise à développer un indicateur cyclostationnaire capable de détecter, d'identifier et de classer les défauts typiques sur les éléments roulants, la bague intérieure et extérieure. L'indicateur est basé sur la méthode récente de calcul rapide de la *CohS-OF*, qui est un outil essentiel de la théorie des processus cyclostationnaires de second ordre : il condense l'ensemble des informations initialement affichées en trois dimensions en un scalaire et fournit une interprétation en termes de probabilité de présence d'un défaut. En outre, l'indicateur proposé est en mesure de fournir des informations pour différents niveaux de défaut dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires. Il prend en compte les incertitudes sur les ordres caractéristiques des roulements causées par le phénomène de glissement, ce qui est crucial pour le diagnostic des roulements. Une nouvelle étape de prétraitement est prévue pour assurer un seuil statistique efficace et constant. L'indicateur proposé est destiné à être utilisé dans le cadre d'un processus autonome, sans nécessité d'analyse visuelle et d'interprétation humaine. L'indicateur proposé est comparé, en termes de classification et de performance de détection, à un indicateur récent basé sur le *SE*. Finalement, plusieurs applications utilisant des données réelles et simulées illustrent la capacité d'autodiagnostic de l'indicateur.

3.1 Introduction

Au cours des deux dernières décennies, certaines méthodes autonomes ont été mises au point pour réduire le recours à l'intervention humaine dans un but diagnostic. Dû au fait que la majorité des défauts mécaniques sont précédés de symptômes notables [43], plusieurs études ont été publiées sur la mise au point d'indicateurs vibratoires et acoustiques pour la détection et le diagnostic des défauts de roulement [43]–[45]. Depuis les années 90, la *CohS* est considérée comme une représentation optimale dans laquelle le défaut se manifeste clairement. Dans ce contexte, des indicateurs ont été proposés pour résumer les informations contenues dans la signature de *CohS* en un scalaire. Par exemple, le degré de cyclostationnarité (*DCS*) théoriquement introduit par *Zivanovic et Gardner* [67] est basé sur la mesure d'une distance quadratique entre le spectre du signal cyclostationnaire et celui du signal stationnarisé correspondant (c'est-à-dire partageant le même spectre). Certaines applications du *DCS* dédiées principalement à la détection des défauts d'engrenages ont trouvé beaucoup de succès [95],[96]. Par contre, celui-ci montre une limitation pour le diagnostic des roulements due au phénomène de glissement aléatoire [30],[32],[97]. Ce dernier provoque une légère désynchronisation de la fréquence du défaut actuel par rapport à sa valeur théorique. *Pennacchi et al.* ont essayé de surmonter ce problème en identifiant la dépendance des déviations de fréquence de défaut sur

les différentes conditions de fonctionnement [97]. Suivant une autre approche, *Klausen et al.* ont proposé une méthode intrinsèquement basée sur un indicateur scalaire, sans toutefois mentionner le contexte cyclostationnaire [92]. Il résume les informations contenues dans le *SE* - dont la relation entre ce dernier et la *CohS* est montrée par *Randall et al.* dans son étude [37]. En outre, l'interprétation de cet indicateur peut différer d'une application à l'autre en raison de l'absence d'un seuil prédéfini. De plus, le calcul de ce type d'indicateur nécessite une étape de filtrage passe-bande pour rechercher la bande de fréquences la plus appropriée à la démodulation, sans garantie de résultat optimal. Cependant toutes ces méthodes sont conçues dans le cadre d'une vitesse constante permettant la possibilité de légères fluctuations. De plus, elles ignorent la possibilité d'un biais dans l'estimation de la *CohS* qui compromet l'efficacité de n'importe quel indicateur résultant.

3.2 Problématique

Afin de détecter la signature cyclostationnaire d'un défaut de roulement, plusieurs stratégies ont été proposées dans la littérature. La plupart d'entre elles s'appuient sur l'inspection visuelle directe de la *CohS*. La sensibilité d'une telle approche est subjective puisqu'elle repose fortement sur l'expertise humaine. En détails, un signal de roulement défectueux se manifeste par la présence d'une distribution symptomatique de lignes spectrales parallèles, discrètement situées aux fréquences cycliques associées aux fréquences de défaut de roulement, accompagné selon le type de défaut, par des bandes latérales, soit à f_r soit à la fréquence de cage. Un utilisateur expérimenté peut facilement identifier un défaut et le localiser dans les composants du roulement en recherchant des pics particuliers dans le spectre de l'outil cyclostationnaire sélectionné. Cette identification repose sur une connaissance préalable de la signature des défauts (déjà détaillée dans le chapitre 1). Par exemple, lors de la recherche d'un défaut de la bague intérieure, des pics à la fréquence théorique de la bague intérieure seront présents ainsi que des bandes latérales à f_r . Cela provient de la modulation d'amplitude à la fréquence de la bague intérieure. Lors de cette inspection visuelle, les composantes ayant une faible amplitude sont considérées comme bruit de fond alors que les harmoniques des fréquences caractéristiques du roulement ont une amplitude relativement élevée. Autrement dit, l'identification visuelle repose sur l'amplitude des pics. En réalité, les pics caractéristiques du défaut se trouvent au voisinage des fréquences théoriquement prévues données par le constructeur, à cause du phénomène de glissement. En effet, pour une inspection visuelle, le phénomène de glissement revêt peu d'importance. Ceci est dû au fait que l'utilisateur peut associer les fréquences réelles proches des fréquences théoriquement prévues et identifier facilement ainsi la présence de modulation autour de ces fréquences, ce qui permet de déterminer la nature du défaut. Cependant, l'objectif de ce chapitre est la conception d'un indicateur fiable de suivi automatique de défauts de roulements. De plus, il s'interprète en termes de probabilité de la présence de défaut. Il se base, comme l'indique le chapitre 2, sur le *SEA* et peut tenir compte de la déviation aléatoire fréquentielle due au glissement. En effet, celle-ci même si elle est faible, pourrait compromettre ce suivi automatique des défauts. Pour compenser cette déviation, celui-ci devrait donc cibler les bandes, plutôt que les fréquences théoriquement calculées avec précision. Après avoir recherché les pics dans des bandes étroites, la reconnaissance des pics caractéristiques de défauts doit être confirmée en vérifiant la présence des harmoniques et/ou des bandes latérales. La présence de ces pics est validée par leur amplitude. Si cette dernière est

plus grande que le bruit de fond, ce pic est alors considéré comme caractéristique du défaut. D'où l'idée de comparer l'amplitude de la fréquence recherchée avec le niveau de bruit de fond et de fournir le résultat comme un indicateur scalaire. Il convient de noter que la prise en compte des harmoniques et ses modulations –bandes latérales- par rapport à la f_r permet d'améliorer la précision. Pour que la conception de cet indicateur soit fiable il doit tenir compte de toutes les conditions extrêmes de fonctionnement. Plus précisément, la différenciation entre les pics informatifs caractéristiques du défaut et le bruit de fond exige un seuil statistique. Dans certains cas, la $CohS$ n'est pas répartie selon une distribution de probabilité constante sur l'ordre cyclique α_p . Cela signifie que la ligne de base du bruit est répartie de manière non-uniforme le long de l'axe des fréquences/ordres cycliques. Il est donc impossible d'établir un seuil fixe sans l'étape d'égalisation.

3.3 Indicateur de CS

3.3.1 Etapes préliminaires

L'indicateur qui sera proposé dans la section suivante est basé sur l'estimation du SEA , $\hat{I}_X(\alpha_k)$. En principe, sous l'hypothèse nulle H_0 , $\hat{I}_X(\alpha_k)$ peut être représenté avec une probabilité d'être nul en toute position α_k , égale à 0. Sous l'hypothèse alternative H_1 , la différence est que $\hat{I}_X(\alpha_k)$ aura des amplitudes plus élevées le long des ordres cyclique $\alpha_p \in B$, où B est l'union des bandes qui contiennent les P harmoniques d'intérêt. L'objectif est de ne conserver que ces valeurs et de mettre à zéro toutes les autres. Pour ce faire, les étapes empiriques suivantes sont nécessaires. La première étape consiste à normaliser $\hat{I}_X(\alpha_k)$ afin de le forcer à avoir une distribution de probabilité constante par rapport à α_p , sous l'hypothèse nulle H_0 . D'où la transformation suivante

$$\hat{I}_{eX}^S(\alpha_k) = \frac{\hat{I}_X(\alpha_k) - E\{\hat{I}_X(\alpha_k)|H_0\}}{\sqrt{E\{\hat{I}_X(\alpha_k)^2|H_0\} - E\{\hat{I}_X(\alpha_k)|H_0\}^2}} \quad 28$$

où $E\{\dots|H_0\}$ représente l'opérateur de moyenne d'ensemble pris sous H_0 . L'un des problèmes consiste à remplacer $E\{\hat{I}_X(\alpha_k)|H_0\}$ et $E\{\hat{I}_X(\alpha_k)^2|H_0\}$ dans l'équation ci-dessus par des estimations obtenues d'une réalisation de $\hat{I}_X(\alpha_k)$ qui peuvent se rapporter soit à H_0 soit à H_1 . Puisque la différence dans $\hat{I}_X(\alpha_k)$ sous les hypothèses H_0 et H_1 est essentiellement marquée par la présence de pics, il est proposé d'estimer $E\{\hat{I}_X(\alpha_k)|H_0\}$ à partir d'une médiane glissante de $\hat{I}_X(\alpha_k)$, dite $\mu_{MED}(\alpha_k)$, et $E\{\hat{I}_X(\alpha_k)^2|H_0\}$ à partir d'une médiane glissante de l'écart absolu, dite $\sigma_{MAD}(\alpha_k)$. Cette médiane est dite *glissante* parce qu'elle est recalculée de façon continue, en utilisant à chaque position un sous-ensemble d'éléments dans lequel un nouvel élément remplace le plus ancien.

L'utilisation d'une médiane glissante est justifiée par le fait qu'elle préserve les pics significatifs. Par conséquent, $\hat{I}_X(\alpha_k)$ égalisé, nommé $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$, est donné par la formule suivante

$$\hat{I}_X^S(\alpha_k) = \frac{\hat{I}_X(\alpha_k) - \mu_{MED}(\alpha_k)}{\sigma_{MAD}(\alpha_k)} \quad 29$$

Ce qui renvoie à des statistiques pivotales (c'est-à-dire dont la distribution de probabilité ne dépend d'aucun paramètre inconnu) le long de α_k .

La Figure 18 illustre le processus de soustraction de la médiane glissante (b) et le processus d'égalisation par division par la médiane glissante de l'écart-type (c) afin de transformer l'estimation du SEA $\hat{I}_X(\alpha_k)$ (a) en sa version standardisée $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ (d). Il est vérifié dans la Figure 18 (e) que $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ est distribué autour d'une ligne de base constante, qui représente la valeur attendue de l'indicateur sous H_0 . La seule différence sous H_1 est la présence de quelques pics importants. Par conséquent, si la fraction du nombre prévu de pics dans $\hat{I}_X(\alpha_k)$ sous H_1 est inférieure à la valeur p_{\max} (comptée après discrétisation de l'ordre cyclique α), le percentile 100p % de $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ sera le même sous H_0 et H_1 le long de α_p .

Grâce à la normalisation appliquée dans l'équation (7), le seuil λ_{1-p} devient constant le long des ordres cycliques α_k . Celui-ci est obtenu à partir de l'histogramme comme l'illustre la ligne horizontale rouge de la Figure 18 (e). Ce seuil qui sera utilisé pour détecter la présence de pics permet de différencier l'information du bruit, comme illustré dans la sous-section suivante.

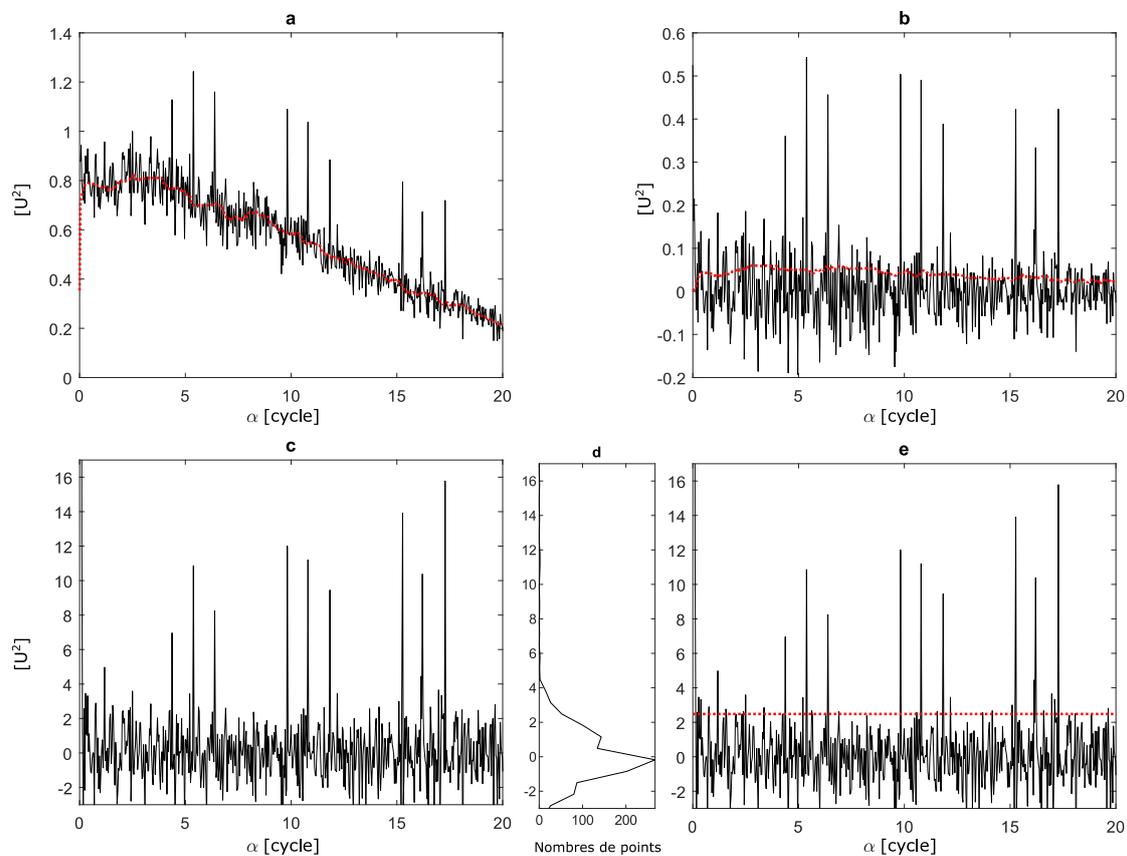


Figure 18. a) $\hat{I}_X(\alpha_k)$ du signal de vibration simulé et sa médiane glissante $\mu_{MED}(\alpha_k)$ en ligne rouge pointillée b) $\hat{I}_X(\alpha_k)$ centré après soustraction de $\mu_{MED}(\alpha_k)$ avec la médiane glissante de l'écart absolu $\sigma_{MAD}(\alpha_k)$ affichée en ligne pointillée en rouge, c) $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ après la division de $\hat{I}_X(\alpha_k)$ par $\sigma_{MAD}(\alpha_k)$ d) l'histogramme de $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$, e) le seuil $\lambda_{0,9}$ (ligne rouge).

3.3.2 Proposition

L'étape suivante consiste à détecter les pics aux ordres cycliques de défaut attendus dans $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ sous H_1 et à concevoir une mesure de l'intensité de ces pics. On s'attend à ce qu'une telle mesure augmente avec l'amplitude des pics et avec leur nombre (les défauts naissants sont susceptibles de produire plusieurs harmoniques). En outre, il faut tenir compte du fait que les fréquences de défaut sont sujettes à un glissement aléatoire. Pour compenser cette déviation, la reconnaissance automatique des pics de défauts caractéristiques devrait donc cibler les bandes, plutôt que les

fréquences théoriquement calculées avec précision. Pour cela, on définit d'abord une bande B_1 , centrée sur l'ordre théorique des caractéristiques de défaut α_{c_1} , avec une tolérance d'écart de $100X\%$, généralement entre 1% et 2%. Les limites inférieure et supérieure α_1^L et α_1^U de la bande B_1 sont donc définies comme suit

$$\begin{cases} \alpha_1^L = \alpha_{c_1} - X\alpha_{c_1} \\ \alpha_1^U = \alpha_{c_1} + X\alpha_{c_1} \end{cases} \quad 30$$

Le pic le plus élevé de la bande est théoriquement défini comme suit

$$m_1 = \max_k [\hat{I}_X^S(\alpha_k) \cdot \mathbb{1}_{B_1}(\alpha_k)]; B_1 = [\alpha_1^L; \alpha_1^U] \quad 31$$

où le symbole $\mathbb{1}_{B_1}(\alpha_k)$ désigne la fonction indicatrice sur B_1 , ayant la valeur 1 pour tous les éléments de α_k dans B_1 et la valeur 0 pour tous les éléments de α_k qui ne sont pas dans B_1 .

Dans la pratique, le fait que $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ soit calculé sur les ordres cycliques discrétisés peut introduire un biais dans l'estimation de l'amplitude du pic (ce qu'on appelle 'effet de crête' "*peak-fence effect*"). Pour l'atténuer, une solution bien connue utilisée dans l'analyse spectrale consiste à interpoler $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$, par exemple en utilisant la méthode d'insertion de zéros '*zero-padding*' et/ou en utilisant une fenêtre spectrale spécifique telle que la fenêtre à toit plat (*flat-top window*) dans la version rapide de la *CohS*.

Une fois que m_1 est identifié et dans le but de comparer l'amplitude de l'ordre recherchée contre le niveau de bruit de fond, l'indicateur de probabilité de la présence de la première harmonique, I_{ph_1} , est calculé à partir du seuil statistique λ_{1-p} comme suit

$$I_{ph_1} = \begin{cases} \frac{m_1 - \lambda_{1-p}}{m_1} & m_1 \geq \lambda_{1-p} \\ 0 & m_1 < \lambda_{1-p} \end{cases} \quad 32$$

Le but est de ne conserver que les valeurs indicatives au-dessus de λ_{1-p} et de remettre toutes les autres à zéro. La logique de cette équation est de fournir une probabilité nulle chaque fois que m_1 est inférieur au seuil statistique λ_{1-p} et, sinon, une valeur qui tend vers une probabilité unitaire lorsque m_1 augmente à l'infini.

Dans le cas de la valeur non nulle de I_{ph_1} , l'algorithme recherche alors la présence de la seconde harmonique dans une nouvelle bande B_2 . Afin de définir correctement B_2 , le centre de la première bande est d'abord corrigé pour tenir compte du décalage possible entre l'ordre réel du défaut et l'ordre théorique du défaut en définissant $\alpha_{c_1}^{corr}$ tel que $m_1 = \hat{I}_X^S(\alpha_{c_1}^{corr})$. Ainsi, la deuxième bande B_2 est centrée sur $\alpha_{c_2} = 2\alpha_{c_1}^{corr}$ et on lui accorde la même largeur de bande que B_1 (c'est-à-dire avec une tolérance de $100(X/2)\%$ autour de α_{c_2}). La deuxième harmonique est détectée si le pic m_2 le plus élevé dans la bande B_2 est supérieur au seuil λ_{1-p} ; elle donne donc une valeur non nulle de I_{ph_2} . L'algorithme recherche alors la présence de la troisième harmonique dans une bande B_3 centrée sur $\alpha_{c_3} = 3\alpha_{c_1}^{corr} + (3/2)\alpha_{c_2}^{corr}$ où $\alpha_{c_2}^{corr}$ est tel que $m_2 = \hat{I}_X^S(\alpha_{c_2}^{corr})$, etc.

Les formules générales décrivant l'algorithme sont reprises ci-après :

$$\alpha_{c_i} = \frac{i}{(i-1)} \sum_{n=1}^{i-1} \frac{\alpha_{c_n}^{corr}}{n}, i > 1 \quad 34$$

$$m_i = \max_k [\hat{I}_X^s(\alpha_k) \cdot \mathbb{1}_{B_i}(\alpha_k)]; B_i = [\alpha_{c_i} - X\alpha_{c_1}; \alpha_{c_i} + X\alpha_{c_1}] \quad 35$$

$$\alpha_{c_i}^{corr}: m_i = \hat{I}_X^s(\alpha_{c_i}^{corr})$$

$$I_{ph_i} = \begin{cases} \frac{m_i - \lambda_{1-p}}{m_i} & m_i \geq \lambda_{1-p} \\ 0 & m_i < \lambda_{1-p} \end{cases} \quad 36$$

où α_{c_n} est le centre de la bande B_n autour de la n -ième harmonique et I_{ph_i} est une estimation de la probabilité de la présence de l'harmonique i .

Une fois que les I_{ph_i} s dans toutes les bandes concernées ont été calculées, l'indicateur de probabilité de présence de défaut P_{PD} est calculé comme étant la valeur moyenne des I_{ph_i} s afin de prendre une décision finale,

$$P_{PD} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{ph_i} \quad (15)$$

Comme mentionné précédemment, la prise en compte des harmoniques et de ses modulations selon la signature du défaut permet d'améliorer la précision. Plus précisément, lorsqu'un défaut d'élément roulant (ou un défaut de bague intérieure) doit être recherché, il faut calculer les deux indicateurs gauche et droite (P_{PD}^g et P_{PD}^d) liés aux bandes latérales possibles pour chaque harmonique.

Pour chaque harmonique et si l'ordre caractéristique de défaut est modulé en amplitude par l'ordre de bande latérale, il doit y avoir au moins un pic proéminent en $\pm\alpha_{sub}$ autour de α_{c_i} . De la même manière, les indicateurs précédents, $I_{ph_i}^g$ et $I_{ph_i}^d$ sont calculés pour chaque harmonique dans une bande étroite centrée sur $\alpha_{c_i} \pm \alpha_{sub}$.

La raison pour laquelle il faut calculer deux indicateurs différents pour les sous-bandes possibles gauche et droite est que les deux sous-bandes ne sont pas nécessairement symétriques et que l'existence de l'une ne signifie pas l'existence de l'autre. La combinaison de ces deux valeurs peut endommager l'information.

La sous-section suivante montre comment la détection des défauts sera effectuée par un test statistique utilisant l'indicateur proposé. Dans ce contexte, d'autres stratégies peuvent également être utilisées. Par exemple, l'indicateur proposé peut également être utilisé comme paramètre d'entrée d'un classificateur SVM (support du vecteur machine) ou d'un réseau de neurone. Cette affirmation découle de l'observation des résultats obtenus par l'application de l'indicateur proposé sur les différentes bases de données dont les résultats sont détaillés dans l'annexe 2.

3.4 Proposition du test de détection de défaut

Sur la base des informations ci-dessus et du principe du test d'hypothèse illustré dans le chapitre 2, il est facile d'effectuer un test statistique ; En détail, notre indicateur P_{PD} peut prendre n'importe quelle valeur entre zéro et un sans la possibilité de prendre une conclusion significative. Pour ce faire, le P_{PD} sera comparé à un seuil de détection, dit T , lié à une mesure

globale de CS le long du α_p , ce qui peut donner une conclusion significative. T représente l'erreur relative entre la médiane de tous les pics le long du α_p qui dépasse le seuil statistique λ_{1-p} et λ_{1-p} lui-même.

T est défini par :

$$T = \frac{M - \lambda_{1-p}}{M} \quad 37$$

où M est la médiane de tous les pics le long de l'axe de l'ordre qui dépasse le seuil statistique et est définie comme suit :

$$M = \frac{\sum_{k=1}^{k_{max}} \hat{f}_S(\alpha_k) \cdot \mathbb{1}_{[\hat{f}_S(\alpha_k) > \lambda_{1-p}]}]}{N_b} \quad 38$$

où N_b est le nombre de points dépassants λ_{1-p} sur tout l'axe d'ordre, k_1 et k_{max} sont les indices du premier et du dernier ordre. T ressemble, par sa méthode de calcul, au DCS [67], appliqué seulement aux pics supérieurs au seuil statistique λ_{1-p} .

Une fois que T est calculé, une comparaison est ensuite effectuée avec P_{PD} afin de détecter le défaut recherché. Si P_{PD} a une valeur supérieure à T , les pics sont assez significatifs par rapport au bruit de fond et aux autres pics le long de α_p et par conséquent le défaut existe.

Le test d'hypothèse nulle relatif à notre cas issu de la comparaison entre P_{PD} et T peut s'écrire de la manière suivante :

Rejeter l'hypothèse nulle H_0 si :

$$P_{PD} \geq T \quad 39$$

où selon la forme la plus simplifiée si :

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{m_i} \leq \frac{1}{M} \quad 40$$

Cette dernière permet d'effectuer facilement un test statistique : selon la règle de décision, toute valeur de P_{PD} supérieure au seuil T indique que la signature du défaut est détectée.

La preuve de l'équation (19) est fondée sur l'observation que, sous le test de l'hypothèse nulle H_0 , la quantité suit asymptotiquement une distribution non paramétrique qui a un biais et une variance constants sur l'ordre cyclique. Il faut aussi noter que ce test est vrai presque partout. Mais il faut noter que dans ce test d'hypothèse M apparaît directement dans la région de rejet alors que le seuil λ_{1-p} n'y figure pas directement, mais il est primordial de choisir m_i qui sont supérieurs à λ_{1-p} .

L'organigramme complet de l'algorithme décrit dans cette section est illustré dans la Figure 19.

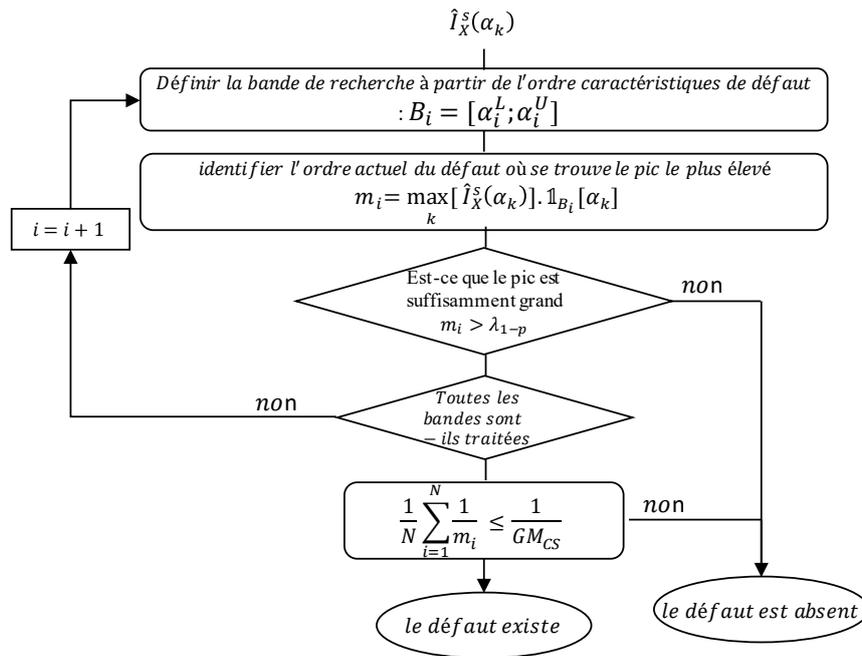


Figure 19. Organigramme complet de l'algorithme.

3.5 Validations expérimentales

La capacité de toute méthode à détecter un défaut de roulement doit être validée sur des signaux réels. Dans le présent chapitre, quatre bases de données de référence sont utilisées. La première est fournie par la NASA et l'Université de Cincinnati [101], la deuxième est fournie par le centre de données des roulements de l'université de 'Western Reserve' [102]. La troisième est donnée en tant que ressources supplémentaires par Mishra *et al.* [82] et la quatrième est fournie par le LVA. Les deux premières sont acquises sous des vitesses constantes tandis que les dernières sont acquises sous des vitesses variables afin d'étudier le comportement des indicateurs sous différents régimes de fonctionnement de vitesse.

Ces bases de données sont largement utilisées pour tester les nouveaux algorithmes en comparant leur efficacité aux techniques existantes, comme celles de [32]. La base de données fournie par la NASA est un test d'endurance, utilisé pour refléter comment l'indicateur proposé fonctionne avec la gravité du défaut. La deuxième contient plusieurs types de défauts, c.-à-d. les défauts des éléments roulants, de la bague intérieure et extérieure et de la cage. Elle sert à illustrer la méthode proposée en présence de différents types de défauts et à comparer l'algorithme proposé à ceux existants dans la littérature. La troisième et quatrième sont utilisées pour illustrer le diagnostic des roulements sous un régime variable.

3.5.1 Cas de vitesse constante

3.5.1.1 Illustration de l'algorithme

Pour illustrer l'algorithme proposé, on considère un cas simple où les quatre ordres de défauts caractéristiques sont déjà connus. Ce signal analysé est l'enregistrement 105DE du centre de données des roulements, qui contient un défaut de la bague intérieure. La fréquence d'échantillonnage est égale à 12 kHz et la durée du signal est de 10 s. La vitesse de rotation est supposée constante, environ 29,95 Hz. Comme expliqué dans [32], ce signal est facilement

diagnostiqué et doit donc être considéré comme un test préliminaire pour l'algorithme proposé. Le signal temporel et sa portion agrandie sont montrés sur la Figure 20. Son inspection visuelle— dans sa portion agrandie— montre une série d'impulsions symptomatiques au O_{bi} . En fonction de la géométrie du roulement, $O_{bi} = 5,4152$.

Comme expliqué précédemment, la première étape de l'algorithme commence par le calcul de la version rapide de la *CohS-OF* [62]. Dans la suite, la longueur de la fenêtre dans la version rapide de la *CohS-OF* est réglée sur $N_w = 2^7$ pour obtenir une résolution fréquentielle Δf de 100 Hz. L'ordre cyclique maximum α_{max} est égale 20. α_{max} est sélectionné pour inclure au moins trois harmoniques du O_{bi} pour refléter la gravité du défaut. $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ est calculé sur toute la gamme de fréquences $[0;6000\text{Hz}]$. Dans cet exemple illustratif, seules trois bandes étroites ($n=3$) avec une tolérance d'écart de $X=4\%$ (2% de part et d'autre de O_{bi}) sont utilisées.

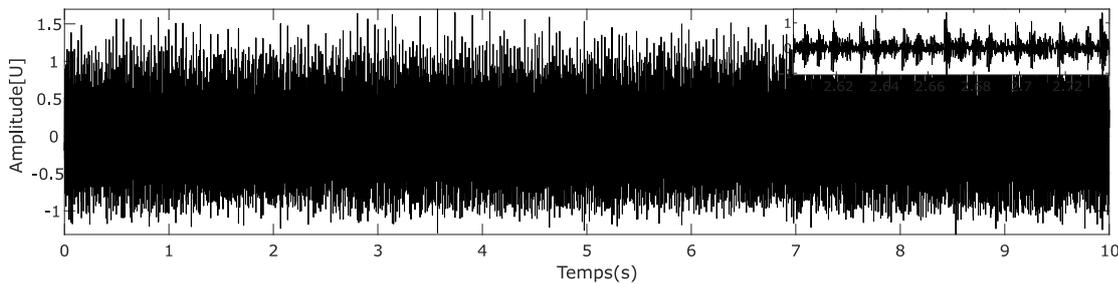


Figure 20. Signal temporel de l'enregistrement 105DE et sa portion agrandie.

Comme le montre la Figure 21, $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ révèle des harmoniques conformes avec un défaut de bague intérieure avec ses bandes latérales espacées de l'ordre de rotation de l'arbre menant qui est égal à 1 ($\alpha_f=1$) ainsi que l'existence des ordres fondamentaux de la vitesse de rotation. Le seuil statistique λ_{1-p} (ligne horizontale pointillée rouge) qui permet de différencier l'information du bruit avec un taux de fausse alarme $p = 0,01$ (0,1%) est égal à 0,18. Il est à noter que cette méthode préserve parfaitement les informations de diagnostic qui apparaissent avec un dépassement significatif de λ_{1-p} . Cette figure illustre comment l'algorithme détecte la première (respectivement la deuxième et la troisième) harmonique du défaut de la bague intérieure ainsi que les bandes latérales espacées à la vitesse de rotation de l'arbre. Ensuite, on calcule la probabilité du défaut $P_{PD}(O_{bi})$ associée à l'ordre du défaut de la bague intérieure et les probabilités gauche et droite, P_{PD}^g et P_{PD}^d , attribuées aux bandes latérales ; leurs valeurs sont respectivement 0,9; 0,87 et 0,8.

Puisque le seuil de détection T est égal à 0,5 (calculé à partir de l'éq. (37)) le défaut de la bague intérieure est détecté selon le test d'hypothèse fourni par l'équation (39).

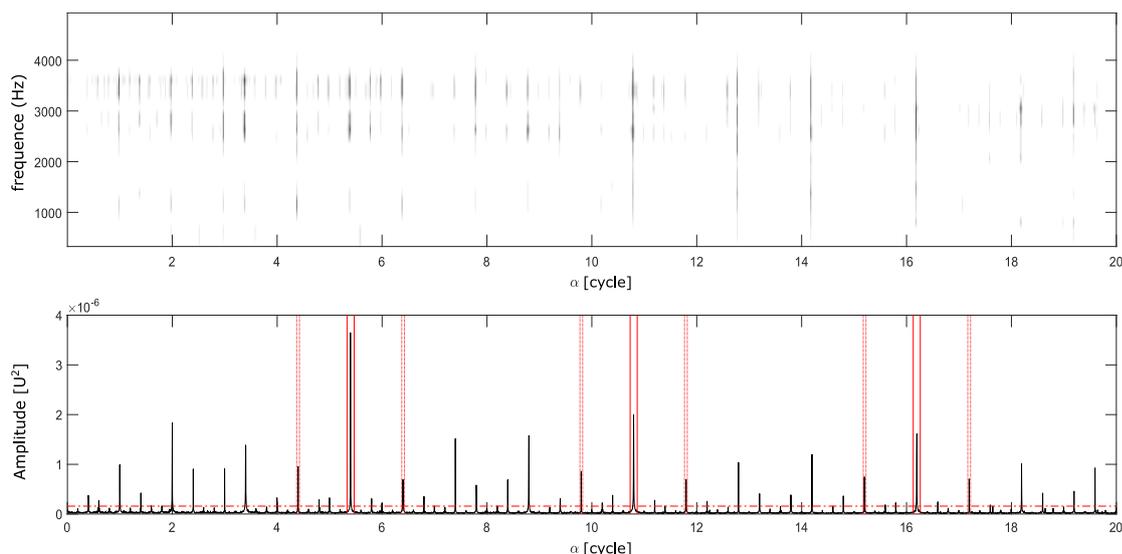


Figure 21. (a) CohS-OF et (b) $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ du signal 105DE, avec le seuil $\lambda_{0,99}$ (ligne rouge pointillé). Les bandes (en ligne verticale rouge) et les bandes latérales (en ligne verticale rouge pointillée) sont utilisées pour le calcul des indicateurs.

3.5.1.2 Application à la base de données de la NASA

Cette sous-section illustre l'application de la méthode de diagnostic autonome dans le cas du test d'endurance. Ce test est effectué à une vitesse constante de 2000 tr/min , entraîné par un moteur à courant alternatif sur un banc d'essai sous une charge radiale de 6000 kg . Le banc d'essai de roulements contient quatre roulements identiques de type *Rexord ZA-2115* sur le même arbre (voir Figure 22). En se basant sur leurs caractéristiques (16 rouleaux, diamètre primitif de $7,15 \text{ cm}$, diamètre des billes $0,84 \text{ cm}$ et angle de contact de $15,170$), les quatre ordres caractéristiques de défauts sont calculés dans la Table 2.

Le deuxième ensemble de données parmi celles fournies dans le fichier de téléchargement a été utilisé. Il est composé de 984 dossiers, et chaque dossier est composé de $20,480$ échantillons. La fréquence d'échantillonnage est de $20,48 \text{ kHz}$.

Table 2. Ordres caractéristiques de défauts de roulement.

Ordre caractéristique de défaut de la bague extérieure (O_{be})	7,08
Ordre caractéristique de défaut de la bague intérieure (O_{bi})	8,91
Ordre caractéristique de défaut des bille (O_b)	8,34
Ordre caractéristique de défaut de cage (O_c)	0,45

Table 3. Description de l'ensemble des données

	Nombre de fichiers	Nombre de canaux	Durée totale	Durée des signaux	Défauts signalés
Base de données 2	984	4	9840 min 6 jours 20h	16 min	Roulement 1: Bague extérieure

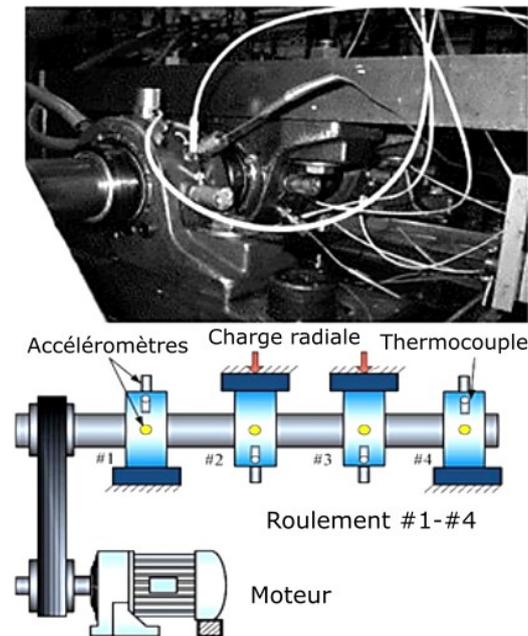


Figure 22. Montage du banc d'essai des roulements et placement des capteurs [103].

L'information sur l'ensemble de données utilisé est résumée dans la Table 3. Une explication détaillée de cet ensemble de données est donnée dans [104].

En supposant que le type de défaut est inconnu, l'algorithme autonome est exécuté pour calculer la probabilité de présence des quatre défauts. Les paramètres pour calculer *CohS-OF* sont les mêmes que ceux de la sous-section précédente, à l'exception de α_{max} qui est égal à 36 ordres. $\hat{I}_X^S(\alpha)$ est calculé sur toute la gamme de fréquences $[0; 10,24 \text{ kHz}]$, le taux de fausses alarmes $p = 0,001$ (0,1%), et seulement trois bandes étroites ($n=3$) avec une tolérance de déviation de $X=3\%$ sont utilisées.

La Figure 23 (a) présente $\hat{I}_X^S(\alpha)$ sur l'accéléromètre #1 pour les 984 signaux enregistrés pendant le test. Il est évident que l'ordre fondamental de O_{be} est présent dès le début de l'essai, probablement en raison de la distance rapprochée entre l'accéléromètre #1 et le roulement. Mais ses harmoniques apparaissent après environ 3,4 jours et sont plus susceptibles d'être symptomatiques du défaut.

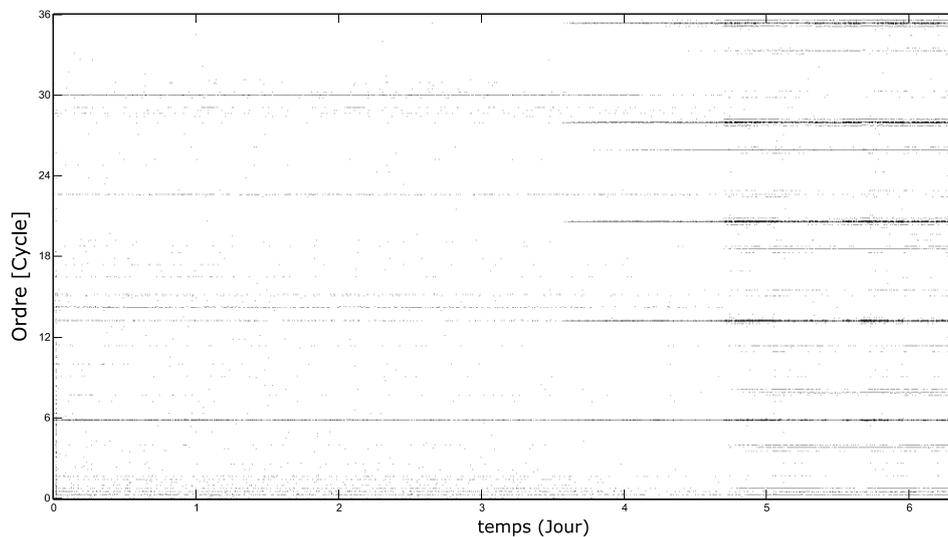
Les quatre probabilités P_{PD} associées à chaque défaut de roulement sont affichées à la Figure 23 (b). Il apparaît qu'elles sont toutes stationnaires dans la première moitié de l'essai et se maintiennent en dessous du seuil T . Par conséquent, la possibilité d'existence d'un défaut de roulement est nulle à ce stade. Ensuite, à l'exception de O_C qui reste stationnaire, toutes les probabilités montrent une augmentation marquée après 3,4 jours. Cependant, c'est également le cas pour T , qui est une mesure globale de cyclostationnarité, et seule $P_{PD}(O_{be})$ dépasse ce seuil décisif. Ceci indique selon le test d'hypothèse l'existence d'un défaut de la bague extérieure et l'absence d'autres types de défauts.

Ce résultat correspond à l'interprétation visuelle déjà fournie. La variation de O_{be} en fonction du temps de mesure (Figure 23 (b) en bleu) est due au nombre et à l'amplitude variable des pics dans $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$.

La Figure 24 montre les P_{PD} de chaque type de défaut de roulement calculés pour chaque accéléromètre après seuillage des valeurs inférieures au niveau de signification T (mise à zéro

de tous les PPF sous le seuil de détection T). Le défaut de la bague extérieure, et seulement ce défaut, est détecté dans tous les accéléromètres, mais à des dates différentes qui sont indiquées dans la Table 4. Comme prévue, le déclenchement du défaut est d'abord détecté sur l'accéléromètre #1 qui est situé sur le roulement défectueux. La chronologie de détection pour les autres capteurs est moins évidente, puisque par exemple l'accéléromètre #4 le plus éloigné est le deuxième à détecter le défaut ; ceci peut s'expliquer par le fait que l'accéléromètre #4 est placé de la même façon que l'accéléromètre #1, alors que les accéléromètres #2 et #3 sont sur un support différent et avec une direction opposée et voient donc une charge radiale inverse, comme l'indique la Figure 24. Les accéléromètres #1 et #4 atteignent également une probabilité plus élevée que les accéléromètres #2 et #3. Néanmoins, la présence d'un défaut sur la bague extérieure est détectée sur tous les capteurs avec une probabilité élevée.

En conclusion, l'objectif est atteint et les indicateurs correspondent bien à l'interprétation visuelle extraite du spectre d'enveloppe $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ et reflètent la gravité du défaut. Pour résumer, les résultats sont présentés dans la Table 4.



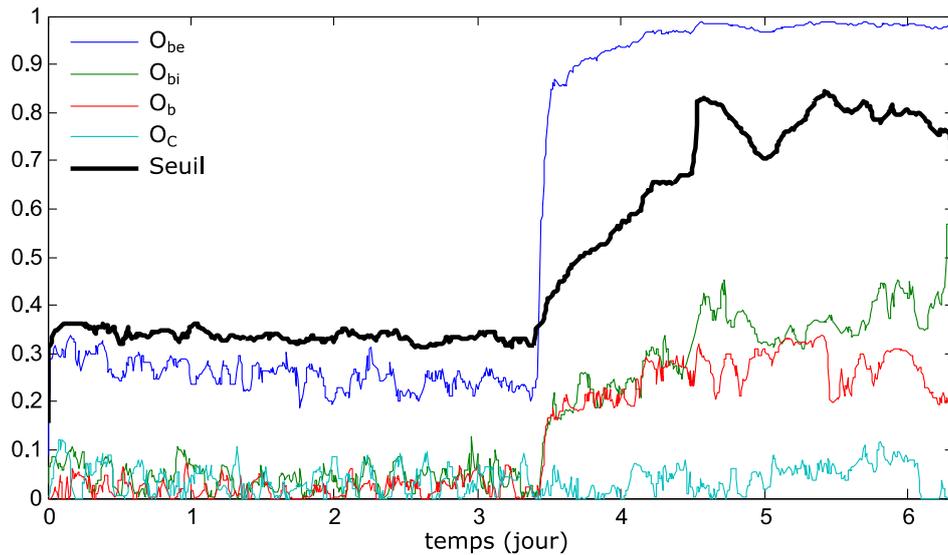


Figure 23. a) Évolution de $\hat{I}_X^S(\alpha)$ dans le temps et b) évolution de $P_{PD}(O_{be}), P_{PD}(O_{bi}), P_{PD}(O_b)$ et de $P_{PD}(O_c)$ pendant le test. Aussi indiqué en (b) le seuil de détection T .

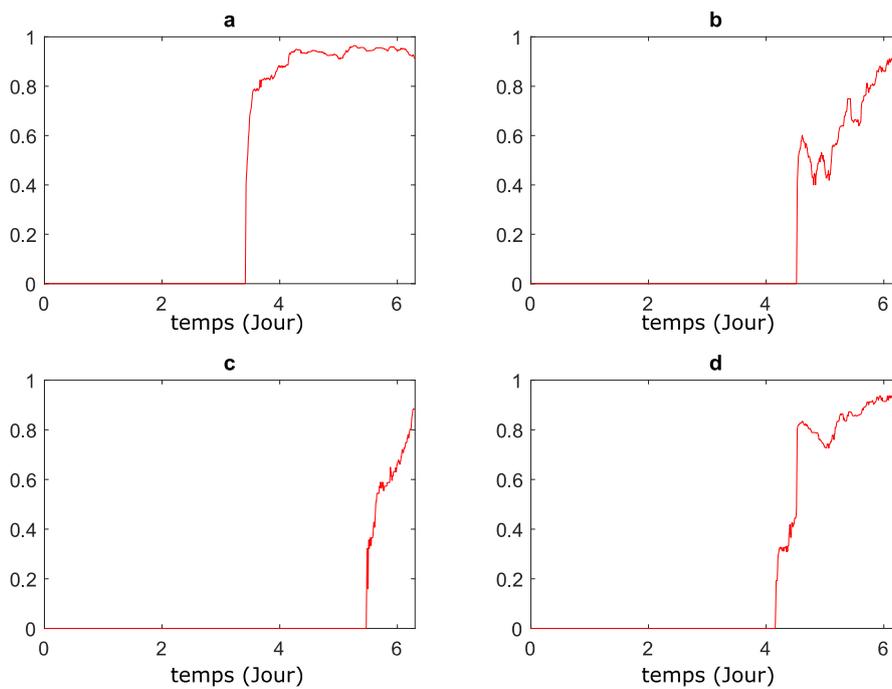


Figure 24. Evolution de $P_{PD}(O_{be},)$ après seuillage des valeurs inférieures au seuil T calculé pour l'accéléromètre #1(a) #2 (b) #3 (c) et #4 (d) comme indiqué sur la Figure 23.

Table 4. Dates de la première détection du défaut de la bague extérieure pour les accéléromètres #1, #2, #3 et #4

	Acc#1	Acc#2	Acc#3	Acc#4
Résultats	3,4 jours	4,5 jours	5,4 jours	4,1 jours

3.5.1.3 Application à la base de données de CWRU

La performance de l'indicateur proposé est maintenant évaluée à l'aide des signaux de roulement fournis par la base de données de 'Bearing Data center'. Cette dernière a été utilisée dans de nombreux travaux (par exemple [32],[62],[105]) et peut être considérée comme une référence pour tester de nouveaux algorithmes et les comparer à ceux de l'état de l'art, ceci malgré plusieurs inconvénients qui ont été mis en évidence dans la référence [32]. La Figure 25 représente le banc d'essai qui se compose à droite d'un dynamomètre et des circuits de commande, à gauche d'un moteur, au centre d'un accouplement « transducteur/encodeur ». Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux côtés (côté entraînement et côté ventilateur). Le type de roulement est un roulement à billes de type *SKF6205-2RS JEM* ; ses caractéristiques de défaut sont indiquées dans la Table 5. Les signaux ont été enregistrés à l'aide des accéléromètres, qui ont été fixés à la cage du moteur par aimant, pour différents couples résistants (donc différentes vitesses de rotation). Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux côtés (côté entraînement et côté ventilateur).

Dans cette étude, la catégorie *Drive end (DE)* avec une fréquence d'échantillonnage de *12 kHz* a été analysée et comparée aux résultats fournis par la référence [32] qui présente une analyse approfondie de cette base de données. L'information pour les 64 ensembles de données utilisés est présentée dans la Table 18.

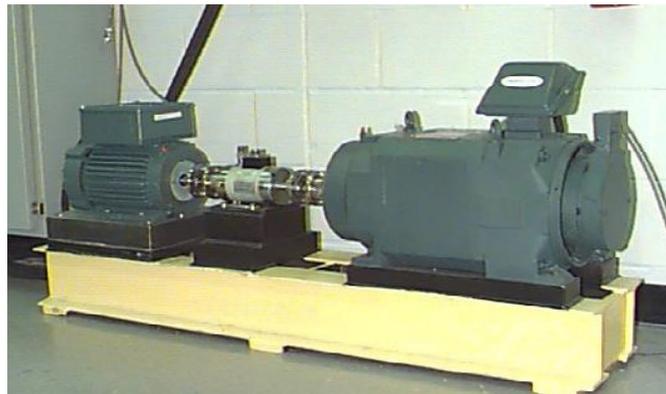


Figure 25 Banc d'essai de roulements.

Table 5. Ordres caractéristiques de défauts des roulements.

Ordre caractéristique de défaut de la bague extérieure (O_{be})	3,584
Ordre caractéristique de défaut de la bague intérieure (O_{bi})	5,415
Ordre caractéristique de défaut des bille (O_b)	4,713
Ordre caractéristique de défaut de cage (O_C)	0,398

Deux méthodes ont été appliquées aux 64 ensembles de données de cette étude. Dans le présent travail la nature du défaut étant supposée inconnue, il est nécessaire de tester systématiquement, pour chaque signal du Table 18, la possibilité d'existence de défauts sur la bague intérieure, la bague extérieure et les billes.

Dans la suite, les résultats sont résumés dans des tables de confusion (Table 6, Table 7 et Table 8) pour faciliter les comparaisons avec les résultats fournis par la référence [32]. Pour ce faire,

la stratégie suivante est utilisée : pour chaque ensemble de données, seul le défaut ayant la probabilité la plus élevée (pour la méthode proposée) ou le score le plus élevé (pour la référence [92]) est considéré.

3.5.1.3.1 Analyse avec une méthode concurrente

Afin de vérifier l'efficacité de la méthode proposée, celle-ci est comparée à une méthode autonome récemment proposée par *Klausen et al.* dans la référence [92]. Cette dernière comprend les étapes suivantes. Tout d'abord, le signal est filtré par un filtre passe-bande dans plusieurs bandes définies à l'aide des maxima locaux du spectre du signal. En détail, le signal temporel est transformé dans le domaine fréquentiel, l'enveloppe de cette représentation est extraite, et finalement chaque sous-bande est définie comme étant les fréquences séparant deux maximums locaux successifs. Ensuite, le spectre d'enveloppe de chaque signal filtré est calculé. Enfin, un score $S(H)$ est calculé dans une bande étroite prédéfinie du SE centrée sur la fréquence de défaut attendue. Le score est défini comme suit :

$$S(H) = \begin{cases} \left(\frac{M_h}{3N}\right) \times H^2, & M_h > 3N \\ 0, & \text{autrement} \end{cases} \quad 41$$

où M_h est l'amplitude spectrale maximale dans la bande, H est le numéro de l'harmonique de la fréquence de défaut attendue et N est le niveau de bruit estimé selon l'équation suivante

$$N = \frac{1}{n-1} \left(\sum_i Y(i) \cdot \mathbb{1}_{[f_{n1} \leq f(i) \leq f_{n2}]} - Y(I) \right) \quad 42$$

où $Y(i)$ est l'amplitude du SE du signal temporel, $f(i)$ est la variable de fréquence dans la $i^{\text{ème}}$ bande, $Y(I)$ est l'amplitude du pic harmonique le plus important dans le SE , f_{n1} et f_{n2} sont respectivement les limites supérieure et inférieure de la bande de recherche.

Les résultats obtenus après l'application de cet algorithme à l'ensemble de données de CWRU sont présentés à l'annexe (Table 21) et un résumé est donné ci-après dans la Table 6. Il est à noter que les paramètres de l'algorithme sont semblables à ceux de la référence [92].

Table 6. Le taux de détection en pourcents de la méthode concurrente appliqué aux signaux de Table 18.

Classé comme Défaut Détecté	Défaut de bague intérieure	Défaut de bague extérieure	Défaut de bille
Bague extérieure	6,25	78,57	56,25
Bague intérieure	75	7,1429	43,75
Bille	6,25	0	0
Aucun défaut détecté	12,5	14,2857	0

Les pourcentages obtenus par la détection autonome du défaut de bague intérieure, de bague extérieure et celle des billes sont respectivement de 78,57 %, 75 % et 0 % comme l'indique dans la Table 6, alors qu'ils étaient respectivement de 92 %, 75 % et 56 % obtenus par analyse visuelle humaine, comme l'indique la référence [32]. Il est clair que le taux de détection autonome est inférieur à celui donné par l'analyse humaine.

Les raisons de cette incohérence sont dues à plusieurs facteurs principalement liés au prétraitement des signaux. Afin d'améliorer les résultats du diagnostic, quelques modifications ont été apportées à l'algorithme original. Tout d'abord, le *kurtogramme* s'est révélé utile pour mieux identifier le filtre passe-bande optimal. Ensuite, le carré du *SE* a été utilisé à la place du *SE* lui-même pour les raisons déjà citées dans le chapitre 2. Enfin, le seuil de détection prédéfini fourni par la méthode proposée a été utilisé car il est essentiel pour l'analyse des résultats. Après l'application de ces modifications, les résultats du diagnostic ont montré quelques améliorations, comme indiqué dans la Table 7. Ce score peut être trompeur dans le cas d'une résolution de fréquence grossière lorsqu'un pic dans le *SE* apparaît dans plusieurs fréquences au lieu d'une seule fréquence.

Table 7. Taux de détection en pourcents de la méthode dans la référence [92] appliqué aux ensembles de données de la table 13, après des modifications mineures de la méthode.

Classé comme Défaut détecté	Défaut de bague intérieure	Défaut de bague extérieure	Défaut de bille
Bague extérieure	6,25	82,1429	50
Bague intérieure	81,25	3,5714	43,75
Bille	0	0	6,25
Aucun défaut détecté	12,5	14,2857	0

3.5.1.3.2 Analyse avec notre méthode

La méthode proposée est maintenant appliquée au même ensemble de données. Les paramètres de la version rapide de *CohS-OF* sont les mêmes que dans la section 4.1. L'ordre cyclique maximum α_{max} est égal à 21, le taux de fausse alarme $p = 0,001$ (0,1%), la tolérance d'écart est de 2% de part et d'autre de l'ordre théorique de défaut. La Table 20 de l'annexe présente les résultats détaillés du diagnostic.

Les résultats obtenus présentés dans la Table 8 montrent une amélioration significative par rapport aux résultats présentés dans la Table 5 et la Table 6. Ceci est dû à l'utilisation de la *CohS-OF* (dont il a été vérifié qu'elle n'a jamais été moins performante que les méthodes de la référence [32], tel que vérifié dans la référence [62]) et de $\hat{I}_X^S(\alpha)$ qui en résulte; ce dernier présente clairement les harmoniques dominantes O_{be} , O_b et O_{bi} avec bandes latérales à O_c et à la vitesse de rotation de l'arbre, contrairement au *SE* qui présente un rapport signal sur bruit plus faible [62].

Table 8 Taux de détection en pourcents de notre algorithme dans la base de données du CWRU.

Classé comme Défaut détecté	Défaut de bague intérieure	Défaut de bague extérieure	Défaut de bille
Bague extérieure	0	92,72	18,75
Bague intérieure	100	3,57	25
Bille	0	0	50
Aucun défaut détecté	0	3,57	6,25

L'indicateur proposé donne un pourcentage plus élevé de "aucun défaut détecté" pour les défauts des éléments roulants que l'indicateur de la référence [92] et cela est lié à un biais

possible (comme produit généralement par des perturbations transitoires du signal ou par la présence de non-stationnarités inexplicables) dans le SE qui donne une indication incorrecte en appliquant la méthode de la référence [25] (voir les figures dans la référence [24] pour les cas suivants : 125DE, 174DE, 191DE, 203DE). Avec la méthode proposée, la fausse alarme a été évitée en égalisant le SEA à l'aide de l'équation (29) afin de le forcer à avoir une distribution de probabilité constante par rapport à l'ordre cyclique α_p . Pour cette raison, la méthode proposée indique un pourcentage beaucoup plus élevé de "absence de défaut détecté" pour les défauts des éléments roulants. Il convient de noter que dans les cas de défaut d'éléments roulants dans la base de données utilisée, les méthodes automatisées ne montraient pas les résultats souhaités. Ceci est probablement dû au fait que ces signaux sont soit mal classés dans la base de données, soit très bruités (certains signaux présentent des signatures au O_{be} ou au O_{bi} telles que reportées dans les tables), soit que le défaut n'a pas produit la signature attendue (plusieurs pics apparaissent dans le $\hat{I}_X^S(\alpha)$ qui ne représentent aucun des défauts connus). Les mêmes problèmes sont mentionnés dans la référence [32], où l'inspection visuelle a donné des résultats similaires. En conclusion, le succès de notre indicateur est compatible avec celui de l'inspection visuelle.

3.5.2 Cas de vitesse variable

3.5.2.1 Signaux réels fournis par [82]

La méthodologie est maintenant appliquée à des signaux de vibration réels dans trois cas associés à trois défauts de roulements distincts. L'ensemble de données utilisé dans ce paragraphe est fourni comme matériel supplémentaire dans [82]. Les signaux de vibration ont été recueillis à l'aide d'un vibromètre laser Polytec à partir d'un petit banc d'essai avec trois défauts de roulements préfabriqués distincts (défaut sur la bague extérieure, sur la bague intérieure et sur la bille). Le banc d'essai se compose d'un moteur asynchrone de 0,372kW avec variateur de vitesse, suivi d'une simple chaîne de transmission de puissance qui comprend les roulements défectueux. La durée des signaux est de 21s avec une fréquence d'échantillonnage de 50kHz. La vitesse de rotation a été contrôlée manuellement afin de maintenir le profil obtenu entre 10 et 20 Hz pendant l'enregistrement. Les ordres caractéristiques de défauts des roulements sont indiqués dans la Table 9. Pour plus de détails voir [82].

Dans le présent document, la même portion de signaux (de $t = 5s$ à $t = 15s$) et les mêmes paramètres de calcul de la version rapide de la *CohS-OF* dans [63] ont été utilisés afin de permettre une comparaison équitable des résultats. $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ est calculé sur toute la gamme de fréquences, α_{max} est égal à 17 ordres, et trois bandes étroites ($n=3$) avec une tolérance d'écart de $X=2\%$ sont utilisées.

Les profils de vitesse et les signaux d'accélération pour les expériences 1, 2 et 3 sont illustrés dans la Figure 26. Les $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ des expériences 1-3 sont représentés dans la Figure 27(a, b, c) et leur version agrandie dans la Figure 28. La signature de défaut de la bague extérieure est clairement visible dans $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ au moyen de trois lignes spectrales situées à O_{be} . Le défaut de la bague intérieure montre aussi distinctement O_{bi} , avec plusieurs bandes latérales à la vitesse de l'arbre.

Comme mentionné précédemment dans de nombreuses références [62],[63],[82], le O_b ne figure pas dans la signature de défaut de bille, mais celle-ci présente dans le $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ plusieurs

harmoniques visibles à O_c . Le temps de calcul moyen de l'algorithme est d'environ 5,63s. Selon le test d'hypothèse, toute valeur de P_{PD} supérieure à T indique l'apparition de la signature de défaut. Les résultats sont les suivants :

- Pour l'expérience 1, seul le défaut de la bague extérieure est détecté avec $P_{PD}(O_{be}) = 0,5934$ et $T = 0,2931$.
- Pour l'expérience 2, seul le défaut de la bague intérieure est détecté avec $P_{PD}(O_{bi}) = 0,6984$ et $T = 0,2931$.
- Pour l'expérience 3, seul le défaut de bille est détecté avec $P_{PD}(O_c) = 0,8759$ et $T = 0,2931$.

Les indicateurs des défauts pour chaque type de défaut ($P_{PD}(O_{bi})$, $P_{PD}(O_{be})$, $P_{PD}(O_c)$) et pour chaque expérience sont affichées dans la Table 10. En conclusion, les résultats obtenus correspondent de manière identique à ceux fournis par l'inspection visuelle de [63] confirmant l'efficacité de la méthode proposée.

Table 9 Ordres caractéristiques des défauts des roulements.

Ordre caractéristique de défaut de la bague extérieure (O_{be})	3,592
Ordre caractéristique de défaut de la bague intérieure (O_{bi})	5,409
Ordre caractéristique de défaut des bille (O_b)	2,376
Ordre caractéristique de défaut de cage (O_c)	0,399

Table 10. Probabilités de détection des défauts calculées pour chaque type de défaut pour les expériences 1, 2 et 3.

	PPF (O_{be})	PPF (O_{bi})	PPF (O_b)	PPF (O_c)	T
Expérience 1	0,6980	0	0,1586	0,2701	0,2709
Expérience 2	0,1355	0,5934	0	0,0274	0,2931
Expérience 3	0,2773	0,0684	0,2649	0,8759	0,2807

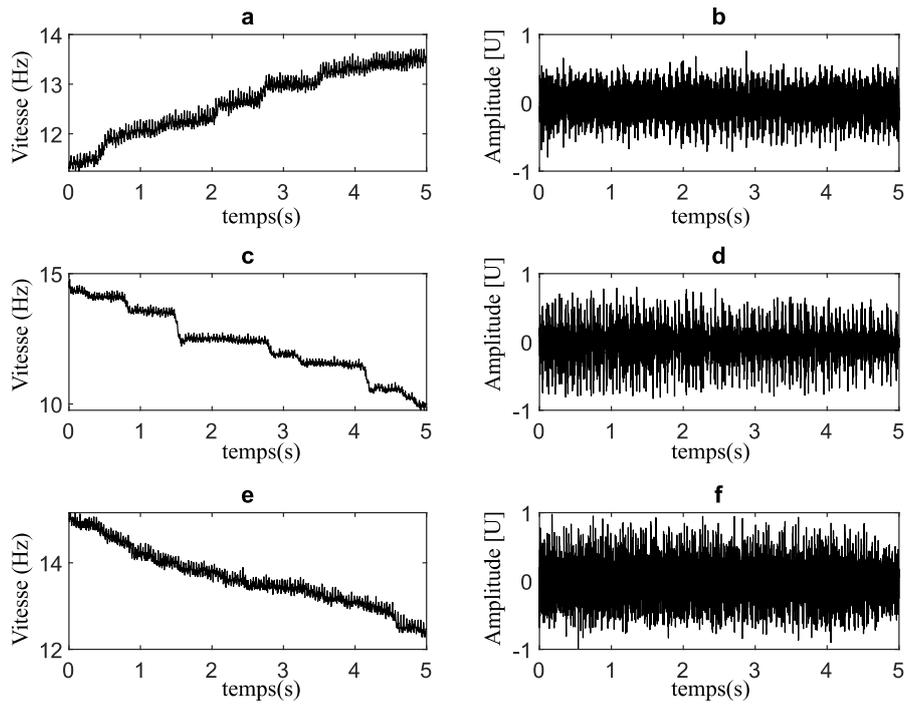


Figure 26. Expérience 1 : a) profil de vitesse, b) signal d'accélération. Expérience 3 : (c) profil de vitesse, (d) signal d'accélération. Expérience 2 : e) profil de vitesse, f) signal d'accélération.

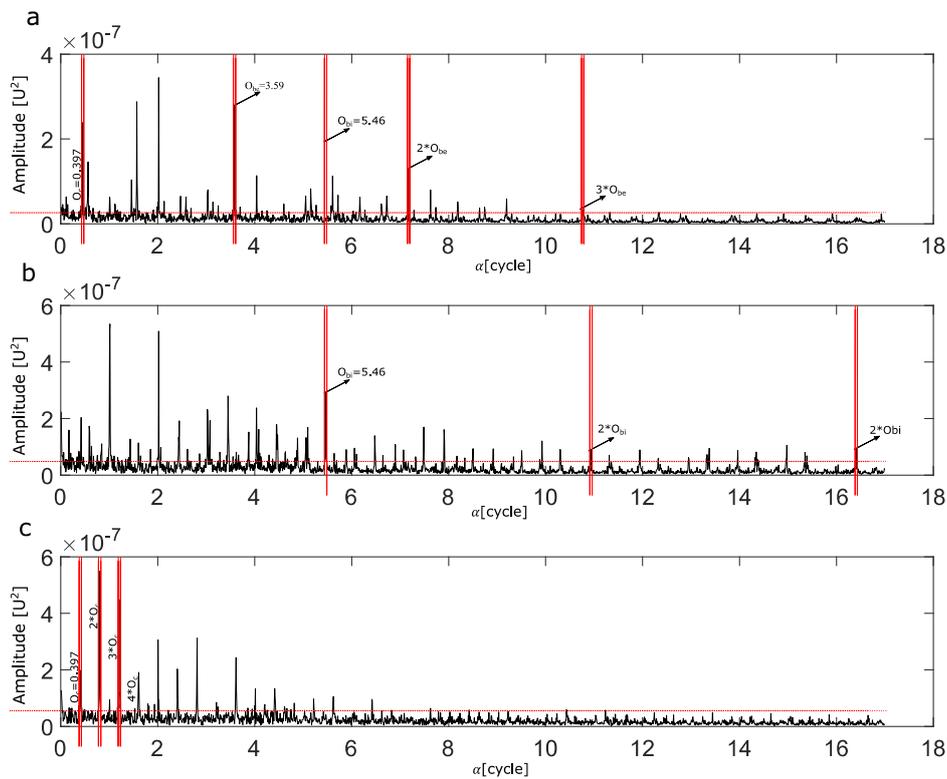


Figure 27. $\hat{X}^S(\alpha_k)$ du signal temporel avec le seuil $\lambda_{0.99}$ (en ligne horizontale rouge). Bandes (en ligne verticale rouge) utilisées pour le calcul des différents P_{PD} pour a) l'expérience 1 b) l'expérience 2 c) l'expérience 3.

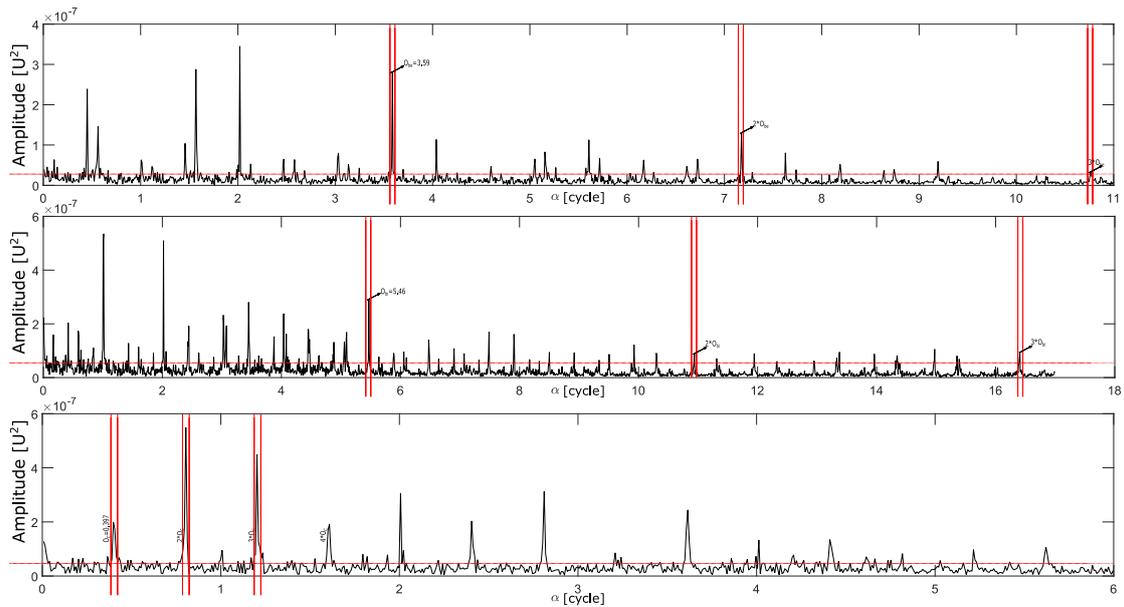


Figure 28. La version agrandie de la Figure 27.

3.5.2.2 Signaux réels fournis par le LVA¹.

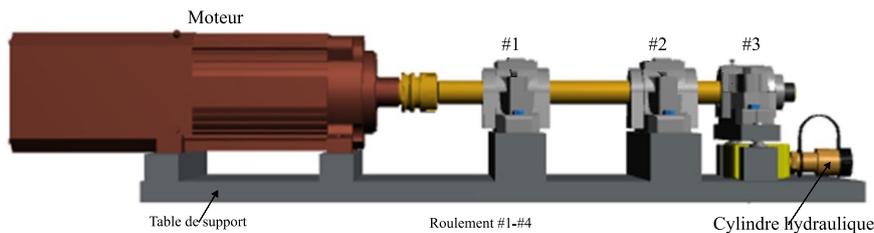
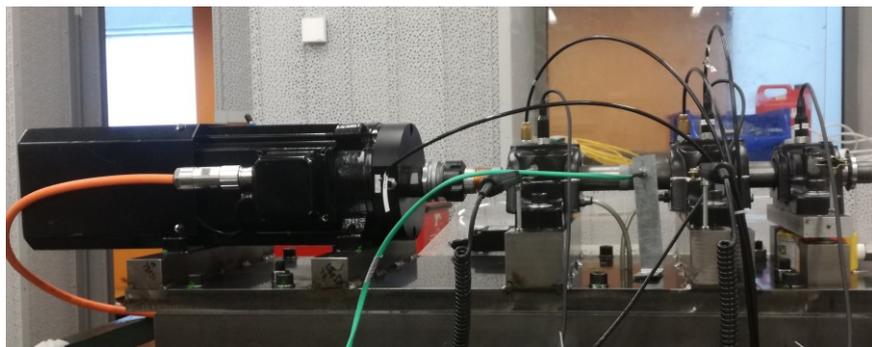


Figure 29. Banc d'essai situé au LVA.

Des essais expérimentaux ont été effectués sur le banc d'essai de la Figure 29 qui se trouve au LVA². Le banc d'essai comprend un moteur électrique (moteur à broche iSA 3600) alimenté par un variateur de vitesse pour contrôler la vitesse du moteur, suivi d'une ligne d'arbre à trois roulements. L'un de ces roulements (désigné par #3) a un défaut sur la bague extérieure. Les valeurs des ordres caractéristiques des défauts sont données dans la Table 11. Un tachymètre

¹ Laboratoire Vibrations Acoustique, Université de Lyon, France.

optique de type "Brawn" est fixé près du palier 2 pour mesurer la position de l'arbre rotatif. De plus, trois accéléromètres sont montés respectivement sur les roulements #1, #2 et #3 dans la direction Z pour mesurer les vibrations produites. La fréquence d'échantillonnage est réglée à 52,1 kHz.

Deux essais expérimentaux sont pris en compte pour tester et comparer la méthode proposée avec celle concurrente. Tout d'abord, des essais expérimentaux sont effectués dans trois profils constants de vitesse imposés par le variateur de vitesse pendant 10 s. La Figure 30 illustre les $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ des signaux temporels mesurés par les accéléromètres Acc3 aux vitesses choisis 800, 1500 et 3500 tr/min. Presque les mêmes informations sont obtenues à partir du SE de la méthode concurrentes ; pour cela, seulement les $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ sont fournis.

Dans la deuxième expérience, une montée de vitesse, une décente de vitesse et un profil de vitesse aléatoire de 500 à 3500 tr/min sont imposés par le moteur électrique durant 10s ; les signaux d'accélération acquis sont affichés à la Figure 31 avec les vitesses correspondantes.

Pour le premier essai expérimental, la signature de défaut de la bague extérieure est clairement visible dans $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ et le SE avec l'ordre de défaut attendu et un dépassement significatif de seuil par rapport aux autres ordres. Comme prévu, tant la méthode proposée que celle concurrente détectent avec succès la présence du défaut de bague extérieure. Lorsqu'elle est appliquée au signal de 800 tr/min, la méthode proposée donne un $P_{PD}(O_{be})$ égal à 0,871 alors que T est égal à 0,512 ; par conséquent, le défaut de la bague extérieure se rapporte au test d'hypothèse. La méthode concurrente donne une valeur égale à 255,034 qui est supérieure à la valeur obtenue sur le signal de roulement sain soit 56,0682 avec la même vitesse. La Table 12 résume les résultats du diagnostic des signaux du test 1.

Pour le deuxième essai expérimental, seul le $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ réussit à détecter les symptômes de défaut de bague extérieure, tandis que le SE de la méthode concurrente échoue pour les trois signaux. Les résultats obtenus sont présentés dans les figures 32 et 33. Les pics au O_{be} et ses harmoniques n'apparaissent que dans $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ alors qu'ils sont absents dans SE (voir Figure 33). Ceci est dû à la grande variabilité de la vitesse dans cet essai. Il s'agit du cas où le SE est insuffisant pour détecter avec précision le défaut du roulement. Par conséquent, il peut donner des résultats médiocres dans le cas de variations de vitesse modestes et échouer dans les grandes variations de vitesse. D'autre part, la signature de défaut de la bague extérieure apparaît clairement dans $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ et, par conséquent, la méthode proposée renvoie un diagnostic correct. Ces résultats sont présentés dans la Table 13. Sur la base de ces résultats et du test d'hypothèse, la présence du défaut de bague extérieure est détectée dans tous les signaux de cet essai.

En conclusion, la technique proposée est optimale et révèle les informations de diagnostic des défauts de roulement même à vitesse variable, du fait que le succès des méthodes de diagnostic automatique dépend fortement du choix de la représentation optimale en fréquence.

Table 11. Ordres caractéristiques de défauts des roulements.

Ordre caractéristique de défaut de la bague extérieure (O_{be})	3,592
Ordre caractéristique de défaut de la bague intérieure (O_{bi})	5,409
Ordre caractéristique de défaut des bille (O_b)	2,376
Ordre caractéristique de défaut de cage (O_c)	0,399

Table 12. Résultats de l'analyse de défaut de bague extérieure de roulement avec la méthode concurrente et la méthode proposée pour une vitesse constante.

	800 tr/min	1500 tr/min	3500 tr/min
Méthode proposée	$P_{PD}(O_{b_e}) = 0,871$ $T = 0,512$	$P_{PD}(O_{b_e}) = 0,901$ $T = 0,868$	$P_{PD}(O_{b_e}) = 0,692$ $T = 0,489$
Méthode concurrente	167,1694	172,4593	120,4593

Table 13. Résultats de l'analyse des défauts de la bague extérieure à vitesse variable à l'aide de la méthode proposée.

	Profile	Montée	Aléatoire	Décente
Méthode proposée		$P_{PD}(O_{b_e}) = 0,698$ $T=0,242$	$P_{PD}(O_{b_e}) = 0,593$ $T=0,301$	$P_{PD}(O_{b_e}) = 0,5901$ $T=0,289$

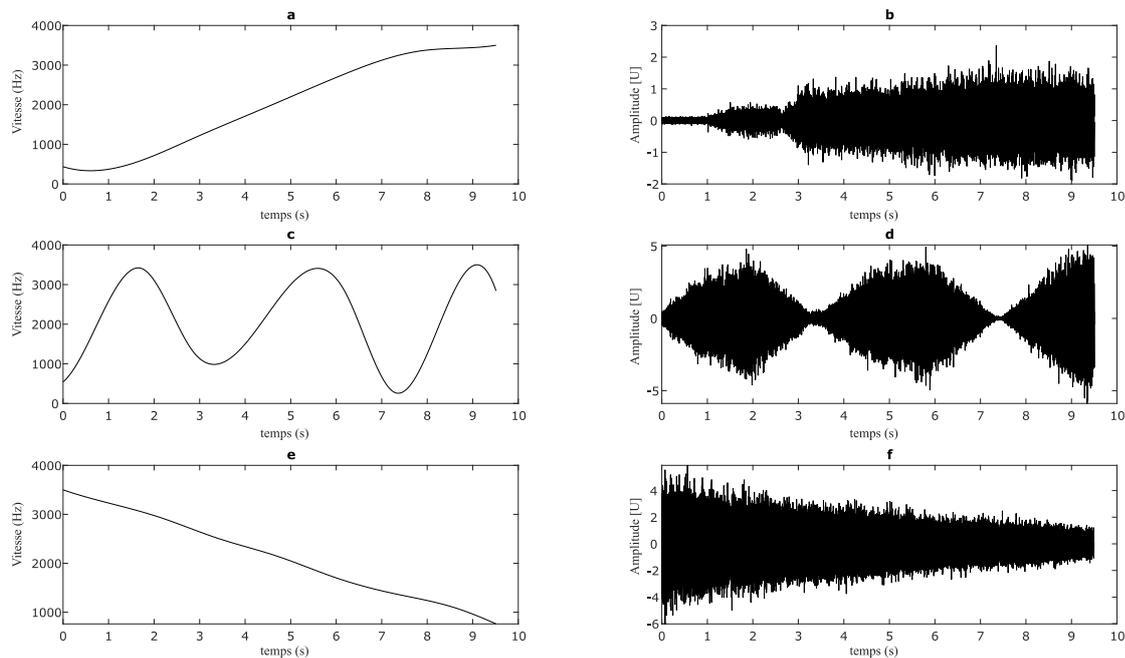


Figure 30. (a) Profil de vitesse d'accélération et (b) son signal temporel correspondant. c) Profil de vitesse aléatoire et d) signal temporel correspondant. e) Profil de vitesse à la décélération et f) signal temporel correspondant.

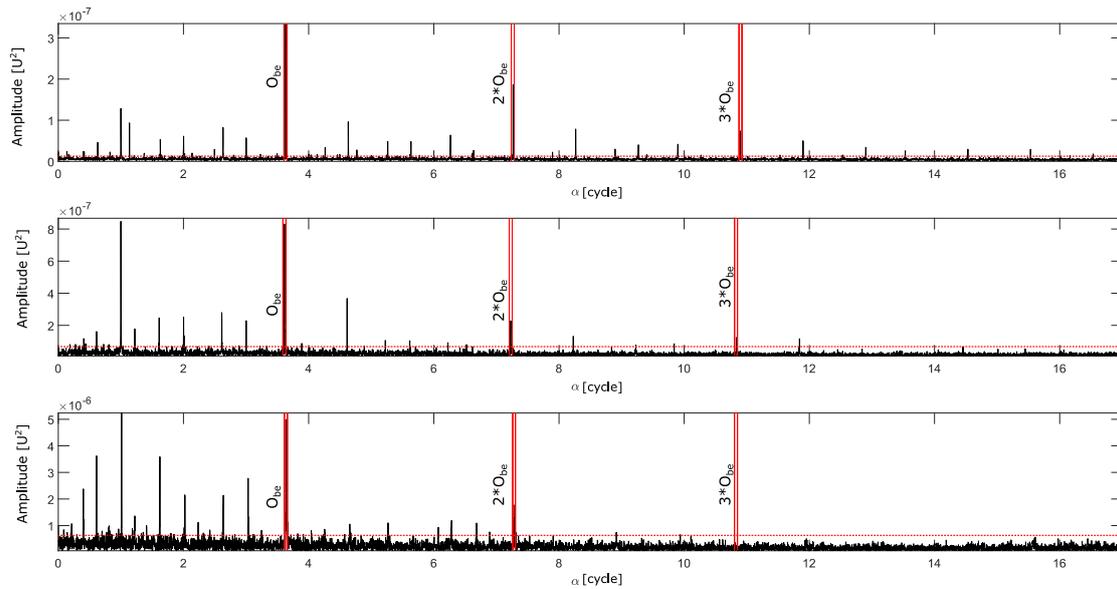


Figure 31 $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ des signaux temporels avec le seuil $\lambda_{0,999}$ (en ligne horizontale pointillé rouges). Les bandes (en ligne verticale rouge) utilisées pour le calcul du $P_{PD}(O_{b_e})$ pour les signaux à a) 800 tr/min b) 1500 tr/min c) 3500 tr/min.

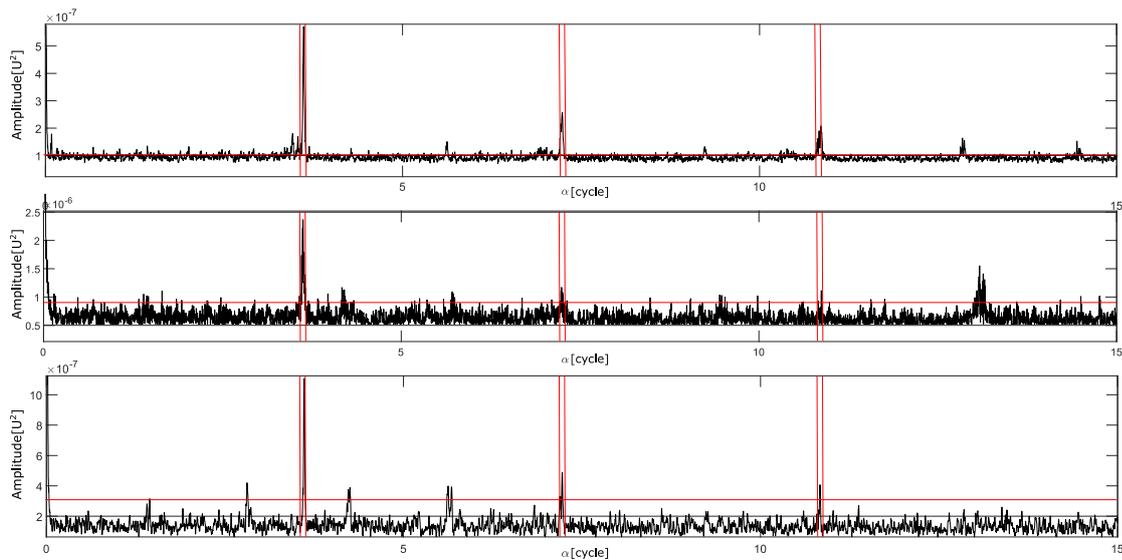


Figure 32. $\hat{I}_X^S(\alpha_k)$ normalisé des signaux bruts de la Figure 30 avec le seuil $\lambda_{0,999}$ (en ligne horizontale rouge). Les bandes (en ligne verticale rouge) utilisées pour le calcul du $P_{PD}(O_{b_e})$ pour a) le profil de vitesse d'accélération b) le profil de vitesse aléatoire et c) le profil de vitesse en décélération.

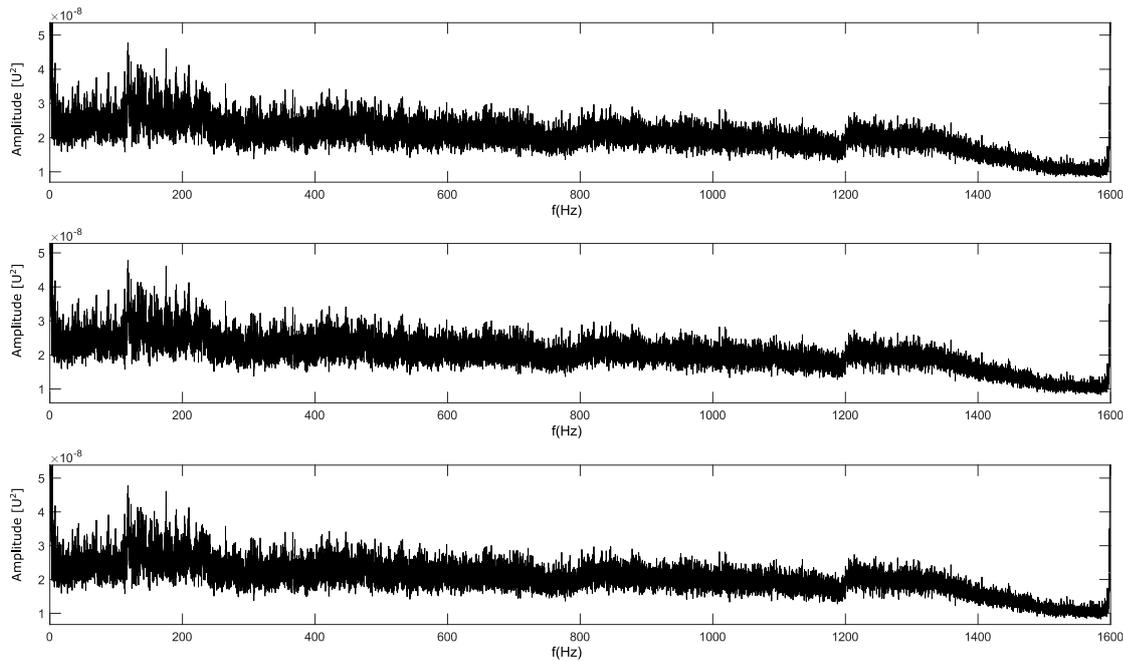


Figure 33. Le SE des signaux de la Figure 30 pour a) le profil de vitesse d'accélération b) le profil de vitesse aléatoire et c) le profil de vitesse en décélération.

3.6 Conclusion

Ce chapitre vise à introduire une méthode autonome de diagnostic des roulements. Elle repose sur l'introduction d'un nouvel indicateur scalaire qui donne la probabilité de la présence d'un défaut. L'indicateur résulte d'un post-traitement de la *CohS-OF*, telle que calculée par l'algorithme la version rapide de la *CohS-OF*.

Tous les facteurs susceptibles d'entraver le diagnostic autonome ont été pris en compte, notamment la prise en compte du phénomène de glissement en sondant les ordres caractéristiques de défauts dans des bandes étroites plutôt qu'à une valeur spécifique. De plus, une étape d'égalisation du *SEA* construite à partir de la *CohS-OF* a été faite pour éliminer le biais possible et obtenir une estimation qui suit asymptotiquement une distribution non paramétrique ayant un biais et une variance constants le long de l'ordre cyclique. La méthode s'accompagne d'un seuil, ce qui est crucial pour la prise de décision.

La méthode proposée a été validée sur plusieurs bases de données, où elle pourra remplacer systématiquement l'inspection visuelle humaine du SEA afin de faire le diagnostic efficace du roulement.

4

Chapitre 4 : Proposition d'un indicateur de rugosité

Dans ce chapitre nous allons aborder le cas où les fréquences caractéristiques de défauts sont inconnues. Il vise à fournir un indicateur basé sur les différentes stratégies de diagnostic autonomes existantes et tenant compte des différentes distorsions du signal. Cet indicateur est sensible à la déviation des caractéristiques du signal provenant d'écart à la stationnarité, à la gaussianité et de modifications de la signature acoustique du signal vibratoire. L'indicateur proposé est destiné à être utilisé dans le cadre d'un processus autonome, sans nécessiter ni d'analyse visuelle ni d'interprétation humaine. La capacité de l'indicateur proposé est validée sur des données réelles et comparée avec le kurtosis en termes de performance de détection.

4.1 Introduction

En pratique, le cas où les fréquences caractéristiques du défaut sont inconnues a une grande importance, en particulier dans le contexte du diagnostic de roulement où les fréquences des défauts ne sont pas toujours déterminées de façon précise ou même parfois totalement inconnues. Au cours des deux dernières décennies, certains indicateurs d'état ont été mis au point pour réduire le recours à l'intervention humaine. Ces indicateurs cherchent à détecter la présence d'un défaut et, éventuellement, de suivre son évolution dans le temps. Plusieurs façons d'aborder cette situation existent. En détail, de nombreux défauts provoquent des modifications des caractéristiques du signal qui peuvent être décrites comme (i) une augmentation de l'impulsivité du signal, c'est-à-dire un écart à la gaussianité, et/ou (ii) une transition du comportement statistique stationnaire du signal à un comportement non-stationnaire, accompagné par (iii) une modification de la signature acoustique de la machine.

Le facteur de crête [106], le pic-à-pic, l'entropie [107]–[109], le facteur de forme, le moment d'ordre 3 (skewness), et le moment d'ordre 4 normalisé (kurtosis) ou tout autre moment [26], [110] ou cumulant d'ordre supérieur [111], [112] sont des exemples typiques de mesures de non-gaussianité. Ils sont dédiés à la caractérisation du comportement non-gaussien (typiquement sous la forme d'impulsivité) des signaux de machines. Le plus traditionnel et probablement aussi le plus utilisé d'entre eux jusqu'à présent est le kurtosis, ou sa combinaison avec d'autres indicateurs. Auparavant, le kurtosis a été utilisé principalement en raison de sa formule de calcul simple et donc de son temps de calcul relativement court, ceci malgré ses inconvénients. Cet argument est devenu caduc grâce aux capacités de calcul modernes.

L'indicateur de rugosité, tel que traditionnellement calculé dans le domaine temporel à partir du modèle d'Aures [100], est un exemple de paramètre utilisé pour surveiller l'existence d'un défaut en se basant sur l'altération de la signature acoustique de la machine. Il vise à imiter la capacité du système auditif humain à détecter les modulations en hautes fréquences, comme produites par les défauts des machines. Les chercheurs ont développé divers modèles mathématiques [113]–[116] pour estimer la rugosité mais aucun d'entre eux n'a été normalisé. Les indicateurs ci-dessus présentent les inconvénients suivantes: (1) ils ignorent la signature cyclostationnaire des défauts, (2) ils donnent généralement une alarme tardive, (3) leurs valeurs

sont fortement affectées par le bruit et nécessitent une étape de filtrage passe-bande pour rechercher la bande de fréquences la plus appropriée à la démodulation, ce qui est réalisé sans garantie d'optimalité et, enfin, (4) leur interprétation peut varier d'une application à l'autre en raison de l'absence d'un seuil prédéfini.

Les indicateurs de cyclostationnarité fondés sur le cumulants cycliques d'ordre 2 et les indices de cyclostationnarité d'ordre supérieur fondés sur des cumulants cycliques d'ordre supérieur sont des exemples typiques de mesures de la non-stationnarité qui caractérise la cyclostationnarité introduite par l'existence de défaut. Leur utilisation en temps réel peut être entravée dans la pratique par son coût élevé spécialement dans l'application en temps-réel [62].

Ce chapitre vise à combler ces lacunes, en proposant un indicateur sensible à la fois à la non-stationnarité, la non-gaussianité et à la modification de signature acoustique du signal vibratoire. L'utilisation du domaine fréquentiel au lieu du domaine temporel permet de mieux extraire la répétition cyclique d'un signal produit par un défaut et de réduire le niveau de bruit. Le cadre cyclostationnaire est alors notre sujet d'intérêt, surtout parce qu'il a été signalé que les signaux des machines tournantes sont cyclostationnaires [27]. Ceci est possible en profitant de la disponibilité d'un algorithme rapide récemment proposé [62] pour calculer la *CohS* sur laquelle l'indicateur proposé est basé. En détail, l'indicateur proposé condense l'ensemble des informations initialement affichées dans la *CohS* en un scalaire après une pondération appropriée effectuée de manière à sélectionner la plage de fréquence audible d'environ 20 Hz à 20 kHz et la plage de modulation audible d'environ 15 Hz à 200 Hz. Cette sélection est facilement réalisée dans le domaine fréquentiel à partir d'un filtre passe bande $\omega_{k,p}$ pour accentuer ou réduire certaines composantes. La *CohS*, sensible à la fois à la non-stationnarité et à la non-gaussianité, devient également sensible à la signature acoustique du signal vibratoire. Une nouvelle étape de prétraitement est prévue afin d'éliminer tout biais possible dans la cohérence spectrale estimée. Cependant, dans certaines applications, la représentation spectrale (ici la *CohS*) n'est pas répartie selon une distribution de probabilité constante le long du plan de fréquences (α_l, f_k) . En d'autres termes, la ligne de base du bruit est distribuée de manière non uniforme dans le plan (α_l, f_k) . Il est donc impossible d'établir un seuil fixe permettant de faire la distinction entre information et bruit. Pour ce faire, une étape de normalisation de la cohérence spectrale est également proposée afin de la forcer à avoir une distribution constante dans le plan (α_l, f_k) . Cette étape garantit la supériorité de l'indicateur proposé par rapport aux autres indicateurs. Cette méthodologie permettra également la mise en place d'un test statistique associé aux indicateurs pour une détection fiable et automatique des défauts naissants. L'indicateur obtenu est statistiquement consistant, c'est-à-dire que son biais et sa variance convergent vers zéro lorsque la longueur du signal augmente. Au contraire, la rugosité d'Aures n'implique pas de moyenne temporelle et est donc sujette à d'importantes erreurs d'estimation. L'indicateur proposé permet de séparer l'impulsivité (c'est-à-dire la non-gaussianité) de la non-stationnarité, permettant ainsi d'identifier le type de déviation par rapport à la normalité. Ceci le distingue en particulier du kurtosis. L'approche est formulée dans la section suivante au moyen d'un test d'hypothèse.

4.2 Indicateur de rugosité

4.2.1 Etape préliminaire

Cette étape résume brièvement la méthodologie statistique proposée dans le chapitre 2, pour concevoir le test statistique. Il faut commencer par décrire le système étudié au moyen de deux hypothèses alternatives, H_0 et H_1 , qui correspondent respectivement à l'état sain et défectueux comme décrit dans le chapitre 2. Le principe est de considérer l'estimation de la $CohS$, $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$, comme la quantité aléatoire d'intérêt plutôt que son module au carré.

En principe, sous l'hypothèse nulle H_0 , $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ aura une distribution uniforme en fonction de la variable de fréquence cyclique α_l et de la variable de fréquence f_k . Sous l'hypothèse alternative H_1 , $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ aura une distribution symptomatique avec des lignes spectrales parallèles ayant des amplitudes plus élevées, discrètement situées le long de α_l . L'objectif est de conserver ces valeurs et de mettre à zéro toutes les autres. Pour ce faire, un seuil statistique, défini comme un percentile élevé, est nécessaire pour différencier l'information du bruit de fond. La présence d'un biais possible dans $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ compromet l'efficacité de ce seuil. Par conséquent, la ligne de base du bruit n'est pas uniformément répartie le long de l'axe des fréquences. Il est donc impossible d'établir un seuil fixe pour distinguer l'information du bruit. Pour corriger cette situation, les étapes empiriques suivantes sont proposées. La première étape consiste à normaliser $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ afin de la forcer à avoir une distribution de probabilité constante long de plan (α_l, f_k) , sous l'hypothèse H_0 . En principe, la transformation se lit comme suit

$$\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k) = \frac{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k) - E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)|H_0\}}{\sqrt{E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)^2|H_0\} - E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)|H_0\}^2}} \quad 43$$

où $E\{\dots|H_0\}$ représente l'opérateur de moyenne d'ensemble pris sous H_0 . L'un des problèmes consiste à remplacer $E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)|H_0\}$ et $E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)^2|H_0\}$ dans l'équation ci-dessus par des estimations obtenues sur une réalisation de $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ qui peuvent se rapporter soit à H_0 soit à H_1 . Puisque la différence dans $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ sous les hypothèses nulle et alternative est essentiellement marquée par la présence des pics, il est proposé d'estimer $E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)|H_0\}$ à partir d'une médiane glissante de $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$, dite $\mu_{MED}(\alpha_l, f_k)$, et $E\{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)^2|H_0\}$ à partir de la médiane glissante de l'écart absolu, dite $\sigma_{MAD}(\alpha_l, f_k)$. L'utilisation d'une médiane glissante est justifiée par le fait qu'elle préserve les pics informationnels non affectés dans la cohérence spectrale. Par conséquent, $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ égalisée se lit comme suit :

$$\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k) = \frac{\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k) - \mu_{MED}(\alpha_l, f_k)}{\sigma_{MAD}(\alpha_l, f_k)} \quad 44$$

Cette transformation fournit une statistique pivotale (c'est-à-dire dont la distribution de probabilité ne dépend d'aucun paramètre inconnu) le long de α_l .

En bref, la présence du biais possible est d'abord éliminée de $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ en soustrayant sa médiane glissante, puis les résultats sont normalisés en les divisant par leur médiane glissante

de l'écart absolu. Ces deux étapes peuvent être considérées comme une normalisation des statistiques de H_1 par rapport aux statistiques de H_0 .

4.2.2 Proposition de l'indicateur

La deuxième étape de la conception de l'indicateur proposé consiste à conserver les pics informatifs, c'est-à-dire les lignes spectrales parallèles à l'axe fréquentiel f_k le long de α_l attendues lors de l'existence d'un défaut dans $\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k)$ sous H_1 . Pour ce faire, cette étape consiste à mettre à zéro tous les pics non significatifs qui se trouvent en dessous d'un seuil statistique donné. Un choix raisonnable consiste à définir le seuil comme un percentile p_c élevé ($p_c = 0,9$ par exemple) [61], ce qui signifie que seuls les $100(1 - p_c)\%$ des pics les plus élevés seront conservés. Grâce à l'étape de prétraitement, ce seuil sera constant sur tout le plan (α_l, f_k) . Ensuite, $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$ est défini comme suit :

$$\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k) = \gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k) \cdot \mathbb{I}_{[\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k) > p_c]} \quad 45$$

où le symbole $\mathbb{I}_{[\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k) > p_c]}$ désigne la fonction indicatrice définie sur (α_l, f_k) ayant la valeur 1 pour tous les éléments de (α_l, f_k) vérifiant la condition $\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k) > p_c$ et la valeur 0 ailleurs. La différenciation entre les pics informatifs et le bruit est une étape cruciale, car l'étape suivante consiste à modéliser les caractéristiques passe-bande de la rugosité en accentuant ou en réduisant certaines composantes de fréquence, ce qui permet de prévenir l'apparition de pics trompeurs. Elle consiste à faire une pondération appropriée de $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$ effectuée de manière à sélectionner la plage de fréquences audibles d'environ 20 Hz à 20 kHz et la plage de modulations audibles d'environ 15 Hz à 200 Hz afin de rapprocher la méthode proposée à la mesure de rugosité proposée par *Aures*. Cette sélection sera facilement réalisée à partir d'un poids $\omega_{l,k}$ sur le plan de fréquences (α_l, f_k) . En d'autres termes, $\omega_{l,k}$ ressemble à la matrice de distribution des fonctions de pondération pour chaque canal de *Bark*. Chaque canal auditif est espacé de 1 *Bark* représentant une échelle psychoacoustique pour les bandes passantes des filtres auditifs. C'est une bande établie par Zwicker [117], qui se divise en 24 bandes critiques allant de 0 à 15500 Hz. La pondération de $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$ se fait de la manière suivante :

$$\gamma_X^{(4)}(\alpha_l, f_k) = \omega_{k,p} \cdot \gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k) \quad 46$$

La quatrième étape est divisée en deux sous-étapes. La première est d'intégrer $\gamma_X^{(4)}(\alpha_l, f_k)$ sur α_l , ce qui condense l'ensemble des informations initialement affichées en trois dimensions en une représentation 2D :

$$I_X^{(5)}(f_k) = \frac{1}{F_1} \left[\sum_{l \in F_1} \gamma_X^{(4)}(\alpha_l, f_k) \right] \quad 47$$

La deuxième sous-étape consiste à diviser l'axe des fréquences par un banc de filtres de *Bark* afin d'estimer la profondeur de modulation par canal auditif.

Comme étape finale, la dépendance de la rugosité par rapport à la fréquence porteuse est introduite dans le modèle en multipliant $I_X^{(5)}(f_k)$ par une fonction de pondération $g(f_k)$ ayant des facteurs allant de 0,6 à 1,1 selon la dépendance de la rugosité à la fréquence porteuse des

tons modulés en amplitude. Les valeurs de la fonction de pondération par rapport au numéro de canal sont illustrées dans la Figure 37(b).

Enfin, l'indicateur proposé I_R est calculé par intégration de $I_X^{(5)}(f_k)$ sur l'axe des fréquences f_k :

$$I_R = \frac{1}{F_2} \sum_{k \in F_2} I_X^{(5)}(f_k) \cdot g(f_k) \quad 48$$

La sous-section suivante montre comment la détection des défauts sera effectuée à l'aide d'un test statistique utilisant l'indicateur proposé. Dans ce contexte, des stratégies autres que le test statistique peuvent également être utilisées. Par exemple, l'indicateur proposé peut également être utilisé comme paramètre d'entrée d'un classificateur SVM (support vecteur machine) ou d'un réseau de neurone.

4.2.3 Test de détection.

Sur la base du principe du test statistique proposé dans le *chapitre 2-section 4.4*, il est facile de proposer un test convenable pour la détection de défauts en se basant sur l'indicateur I_R . En effet, l'interprétation de cet indicateur peut varier d'une application à l'autre selon plusieurs paramètres (comme par exemple le niveau de bruit lié aux perturbations transitoires dans le signal, la présence de non-stationnarités inexplicées, le niveau de vibrations et la contribution parasite d'autres composants de second ordre). Dans la plupart des références [67],[95],[96], les indicateurs fournis donnent leur résultat sous la forme d'un scalaire. Ce dernier indique la présence de défaut dans certaines applications alors que dans une autre, et pour la même valeur, le défaut sera considéré comme absent. C'est pourquoi il est nécessaire de définir un seuil qui permet une prise de décision, qui va au-delà de la détection jusqu'à la décision.

Deux seuils sont fournis dans cette section, le premier est un seuil inférieur S_I qui constitue la limite de la valeur de l'indicateur en dessous de laquelle le défaut est déclaré absolument absent. Il est égal à la valeur de l'indicateur lorsqu'il est appliqué à la version randomisée du signal. La randomisation du signal est une permutation aléatoire de ses éléments. Par contre, le lien entre le *kurtosis* et la cohérence spectrale permet d'atteindre le seuil supérieur S_S , au-delà duquel la présence de défaut est déclarée avec une grande sûreté.

Une fois que le S_S est calculé, une comparaison est ensuite effectuée avec I_R afin de détecter le défaut recherché. Si I_R a une valeur supérieure à S_S , le défaut existe.

Le test d'hypothèse nulle issu de la comparaison entre I_R et S_S peut s'écrire de la manière suivante :

Rejeter l'hypothèse nulle H_0 si :

$$I_R \geq S_S \quad 49$$

L'organigramme complet de l'algorithme est illustré dans la Figure 34.

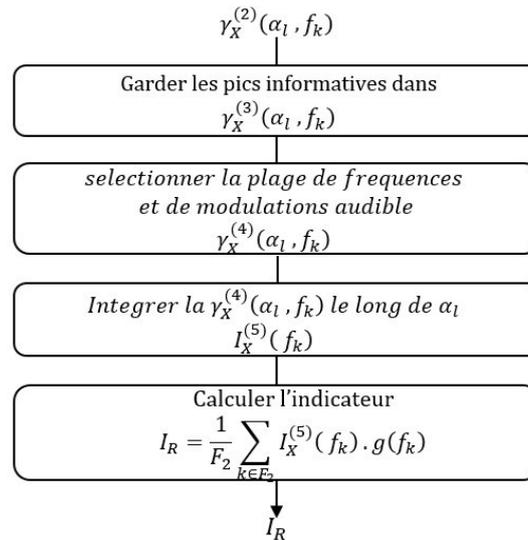


Figure 34. Organigramme complet de l'algorithme du calcul de l'indicateur

Il convient de noter qu'il existe plusieurs différences entre la rugosité d'*Aures* et celle introduite dans notre cas. La première différence est que la rugosité d'*Aures* est basée sur une décomposition du signal à travers un banc de filtres de *Bark* alors qu'une décomposition à bande étroite est utilisée dans ce chapitre, mais elle est plus ou moins perceptible après intégration sur le plan (α_l, f_k) . Une autre différence est que la rugosité d'*Aures* n'implique pas de moyenne temporelle et est donc sujette à d'importantes erreurs d'estimation. Au contraire, l'indicateur proposé est statistiquement "efficace" (c'est-à-dire que sa variance converge vers zéro lorsque la longueur du signal augmente).

4.3 Validation expérimentale

La capacité de toute méthode à détecter un défaut de roulement doit être validée sur des signaux réels. Dans le présent chapitre, deux bases de données de référence ont été utilisées dont l'une est industrielle. La première est fournie par le centre de données des roulements de l'université de 'Western Reserve' [102], et la deuxième est une base de données fournie par un industriel partenaire (non nommé pour des raisons de confidentialité), où l'un des signaux illustre la limitation du *kurtosis* dans certains cas. La première sert à illustrer la méthode proposée en présence de différents types de défauts et à comparer l'algorithme proposé à ceux existant dans la littérature. La base de données industrielle est utilisée pour illustrer le diagnostic des roulements dans un contexte purement industriel.

4.3.1 Illustration de l'algorithme

Pour illustrer l'algorithme proposé, on considère un signal de la base fournie par l'industriel partenaire contenant un défaut industriel. La fréquence d'échantillonnage est égale à 48 kHz et la durée du signal est de 20 s. La vitesse de rotation est supposée constante, environ 43,92 Hz. La première étape de l'algorithme commence par le calcul de l'estimateur rapide de la cohérence spectrale, $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$. Dans ce qui suit, la longueur de la fenêtre de $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ est réglée à $N_w = 2^9$ pour obtenir une résolution fréquentielle Δf de 100 Hz et la fréquence cyclique maximum $\alpha_{max} = 750$ Hz.

L'étape suivante consiste à normaliser $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ afin de forcer une distribution de probabilité constante par rapport à au plan (α_l, f_k) , sous l'hypothèse nulle H_0 . Grâce à l'étape de normalisation, le seuil qui permet de différencier l'information du bruit est constant sur tout le plan (α_l, f_k) . Le seuil statistique sera défini comme un percentile $p_c = 0,9$, ce qui signifie que seuls les 10% des pics les plus élevés sont conservés. Ce signal est facilement diagnostiquable et doit donc être considéré comme un test préliminaire pour l'algorithme proposé. Une inspection visuelle de $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$ et $\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k)$ présentées dans la Figure 35 (a) et (b) montre des lignes spectrales parallèles à f_k le long de α_l attendues lors de l'existence de défaut, c'est-à-dire sous H_1 . Dans la Figure 35 (b) il est évident que certaines composantes de fréquence disparaissent de la cohérence spectrale à cause du seuillage qui consiste à conserver seulement les pics informatifs qui se trouvent au-dessus du seuil choisi.

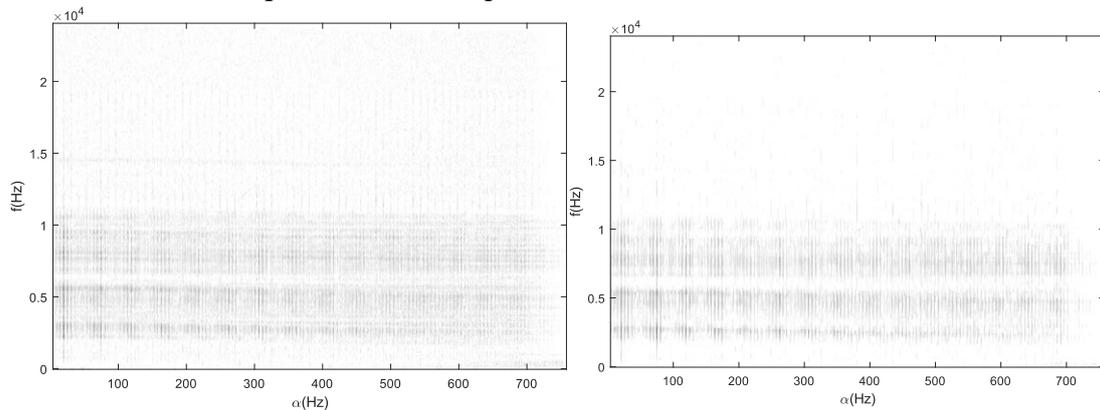


Figure 35. a) $\gamma_X^{(1)}(\alpha_l, f_k)$, et b) $\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k)$ du signal industriel.

Ensuite, la gamme de fréquences audibles et celle de modulations sont sélectionnées à partir d'une pondération de $\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k)$ par le poids $\omega_{k,p}$ présenté dans la Figure 36 (a). La version pondérée de $\gamma_X^{(2)}(\alpha_l, f_k)$, $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$, est présentée dans la Figure 36 (b) et montre clairement que certaines composantes de fréquences sont accentuées ou réduite.

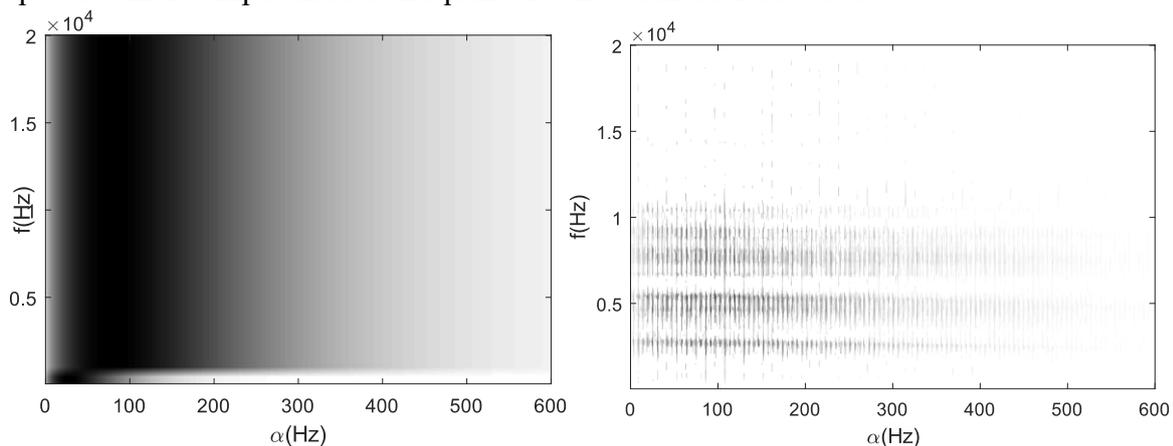


Figure 36 (a) Le poids $\omega_{k,p}$ utilisé pour sélectionner la plage audible de fréquences et de modulations, (b) $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$.

Dans l'étape suivante l'intégrale de $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$ sur la variable de fréquence cyclique α_l est réalisée. La représentation bidimensionnelle $I_X^{(4)}(f_k)$ qui condense les informations de $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$ est donnée en Figure 37(a). Ensuite, la profondeur de modulation par canal auditif

est estimée en divisant l'axe fréquentiel sur 24 bandes de *Bark*. $I_X^{(4)}(f_k)$ est alors multiplié par la fonction de pondération $g(f_k)$. Enfin, l'indicateur de rugosité I_R est calculé par intégration de $I_X^{(5)}(f_k)$ sur l'axe de fréquences f_k qui donne une valeur de 2,2624.

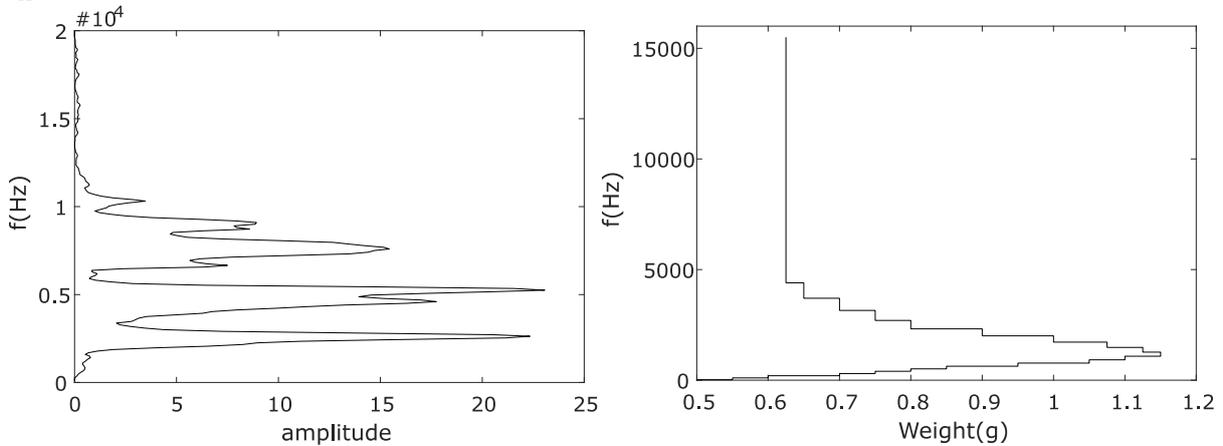


Figure 37. (a) L'intégration de $\gamma_X^{(3)}(\alpha_l, f_k)$ par rapport à α_l et (b) la fonction de pondération $g(f_k)$

Le signal est maintenant randomisé afin de calculer le seuil inférieur. La Figure 38 (a) et (b) montrent à la fois le signal brut et sa versions randomisées. Lors de l'inspection visuelle des deux signaux, il est évident que les symptômes cyclostationnaires sont perdus lorsque le signal est randomisé. Plus précisément, lors de l'exécution d'un test auditif, le signal original présente un comportement périodique qui se produit à chaque cycle. Ce symptôme périodique n'est plus entendu après la randomisation du signal. La valeur de l'indicateur dans ce cas est négligeable par rapport au cas où le défaut existe, S_S sera égale à 0,27109. I_R est égal à peu près 10 fois S_S . Selon le test d'hypothèse obtenue dans l'équation 7, $I_R > S_S$; l'existence du défaut est signalée. Les résultats obtenus sont compatibles avec le test auditif et l'inspection visuelle de la cohérence spectrale des deux signaux.

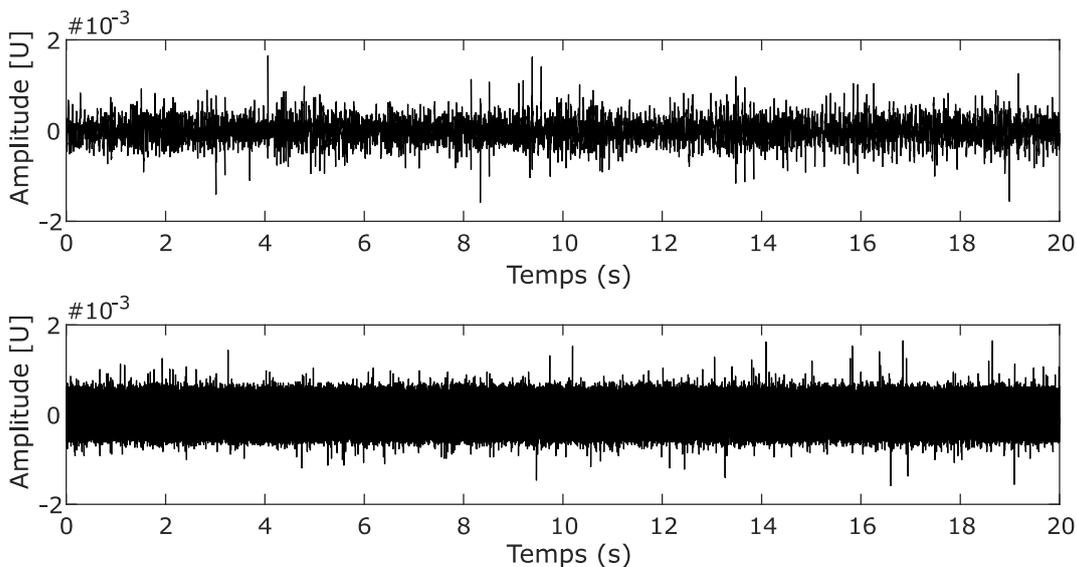


Figure 38 (a) Le signal brut et (b) sa version randomisée

Étonnamment, et contrairement aux tests d'inspection visuelle et auditive, le *kurtosis* du signal testé donne une valeur très faible de 3,0088 pour les signaux brut et randomisé, ce qui ne permet

pas de détecter la présence de défaut dans les deux cas. Après un filtrage adéquat du signal temporel brut à l'aide du kurtogramme, la valeur du kurtosis s'élève à 20,8589, ce qui correspond à une valeur très élevée (à peu près 7 fois la valeur du signal sain) indiquant la présence du défaut. Le succès du *kurtosis* après un filtrage convenable met en évidence sa nécessité d'un filtrage préalable.

Le signal filtré est maintenant randomisé afin d'étudier le comportement du *kurtosis* dans ce cas et de présenter une autre supériorité de notre indicateur. En détails, la même valeur du kurtosis pour le signal randomisé que pour le signal brut est obtenue indiquant que le défaut est ainsi détecté. Les résultats obtenus sont attendus du fait que le *kurtosis* est défini comme suit :

$$k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad 50$$

où n est le nombre d'échantillons du signal, les x_i sont les valeurs du signal x pour chaque échantillon et \bar{x} est la moyenne du signal x . Cette équation démontre qu'indépendamment de la séquence de cette sommation du signal, les résultats seront les mêmes puisque la permutation désorganise seulement la séquence du signal original. Le *kurtosis* dans ce cas ne peut donc pas différencier le signal cyclostationnaire ou stationnaire mais non-gaussien. Contrairement au *kurtosis*, l'indicateur proposé, dont les résultats de diagnostic sont à la fois vérifiables visuellement et auditivement, peut effectuer cette différenciation en donnant une valeur de rugosité cyclique de 2,2424 pour le signal filtré et 0,25819 pour sa version avec randomisation.

4.3.2 Évaluation de la performance sur les signaux de l'industriel partenaire

Dans le cadre de sa production d'actionneurs, l'industriel partenaire réalise des contrôles de qualité acoustique pour identifier les actionneurs qui présentent des bruits indésirables. Ces signaux sont acquis à l'aide des microphones et sont analysés par l'indicateur proposé et par le *kurtosis* afin de détecter les bruits anormaux et aider à l'identification des sources émettrices dans les actionneurs. Dans cette base de données, plusieurs défauts industriels existent tels que les défauts de craquement, de ronronnement et de frottement. L'utilisation de plusieurs types de défauts a pour but d'étudier la capacité de la méthode proposée à les identifier et à comparer les résultats obtenus avec ceux du *kurtosis*. Les signaux analysés sont présentés dans la Table 14. Les paramètres sont les mêmes que dans la section précédente.

Le premier signal est un cas intéressant dans lequel le défaut est détectable avec une valeur très élevée de l'indicateur de rugosité proposé (22 fois la valeur normale), ainsi que par la rugosité du logiciel psychoacoustique commercial '*dBSONIC*', mais n'est pas détectable par le *kurtosis*, celui-ci indiquant une valeur d'environ 3. Afin de mieux comprendre les résultats obtenus, un contrôle humain a été réalisé. Le test auditif confirme complètement la présence du défaut avec une signature claire déclarant l'échec du *kurtosis* dans ce cas. Un filtre passe-bande a été appliqué au même signal, qui a été analysé à nouveau. Comme pour les indicateurs de rugosité, le *kurtosis* détecte dans ce cas la présence du défaut avec une valeur élevée. La même conclusion que dans la section précédente est tirée. Pour les autres signaux, le *kurtosis* et l'indicateur proposé détectent la présence du défaut. Cela signifie que le *kurtosis* a détecté avec succès le défaut dans des situations relativement faciles, tandis que notre indicateur réussit dans des situations plus complexes.

I_R fourni des valeurs qui se chevauchent pour les différents types de défaut. Il peut donc détecter l'existence même si les fréquences de défaut sont inconnues.

Table 14. Signaux analysées

défaut	Signal original		Signal randomisé	
	<i>kurtosis</i>	I_R	<i>kurtosis</i>	I_R
Choc 1 dent satellite 1 ^{er} étage	3,008751	2,24797	3,008751	0,099458
Bruit de frottement	3,277269	0,296735	3,277269	0,100234
Bon actionneur	4,492044	0,287046	4,492044	0,100267
Ronronnement	5,136051	0,436482	5,136051	0,101186
Bruit de craquement	3,735975	0,838632	3,735975	0,098423

4.3.3 Évaluation de la performance sur les signaux de CWRU

La performance de l'indicateur de rugosité proposé est maintenant évaluée sur des signaux provenant de la base de données CWRU. Cette base de données pourrait être considérée comme une référence pour tester les nouveaux indicateurs proposés et les comparer à d'autres existants [32], [60], [62], [105]; Dans cette étude, la fréquence d'échantillonnage utilisée est 48 kHz. Les informations pour l'ensemble des données analysées sont présentées à la Table 15. Dans le but d'étudier la capacité de la méthode proposée à identifier le type de défaut, différents types de défauts sont étudiés. Les paramètres sont tels que donnés dans la section 3.1.

Table 15. Les signaux analysés.

Type de défauts	Nom du signal
Défaut de bague intérieure	110,111,112,174,176,177,14,215,217
Défaut de bague extérieure	135,136,137,138,201,203,204,238,239,240,241
Données normales	97,98,99,100

Les tables 16 et 17 donnent les résultats du diagnostic après l'application de la méthode proposée. Ces tables comprennent le *kurtosis* ainsi que l' I_R estimés pour chaque signal brut ainsi de sa version randomisée.

Comme le montre la Table 16, pour les signaux originaux, I_R est proche de 0,15, alors que pour sa version randomisée, il est d'environ 0,1 ($S_I = 0,1$). Dans tous ces cas et conformément à la règle de décision de l'équation (7), le défaut est alors déclaré absent. Dans ces cas, le *kurtosis* est proche de 3. A partir de la Table 17, le comportement en augmentation ou en diminution des valeurs de I_R est presque identique à celui des valeurs fournies par le *kurtosis* et par un l'indicateur de rugosité fournis par un logiciel psychoacoustique commercial. Dans tous les signaux analysés et selon la règle de décision de l'équation (7), le défaut est détecté. Selon les résultats obtenus, tous les défauts détectés par l'inspection visuelle humaine de [27] dans la bague intérieure et la bague extérieure sont également détectés par l'indicateur proposé. Il est clairement montré que la distinction entre roulements sains et roulements défectueux peut être faite à l'aide de ces indicateurs. Malheureusement, étant donné que l'indicateur proposé fournit des valeurs qui se chevauchent lorsqu'il est appliqué aux différents types de défauts de roulement, l'existence du défaut peut être détectée mais non identifiée.

En conclusion, l'objectif est atteint et l'indicateur proposé permet d'identifier l'existence du défaut même si les fréquences de défaut sont inconnues.

Table 16. Résultats de l'analyse du roulement sain par (1) le kurtosis et (2) l'indicateur proposé

Fichier	Signal original		Signal randomisé	
	<i>kurtosis</i>	I_R	<i>kurtosis</i>	I_R
100	2,9572	0,1354	2,9572	0,0999
97	2,7642	0,1471	2,7642	0,1011
98	2,9306	0,1422	2,9306	0,1002
99	2,9306	0,1422	2,9306	0,0977

Table 17. Résultats de l'analyse du roulement défectueux en utilisant (1) le kurtosis et (2) l'indicateur proposé

Défaut de bague intérieure				
Fichier	Signal original		Signal randomisé	
	<i>kurtosis</i>	I_R	<i>kurtosis</i>	I_R
110	7,36862	0,494821	7,36862	0,101008
111	7,51043	0,467891	7,51043	0,103501
112	6,82779	0,439782	6,82779	0,104584
174	11,6689	0,504829	11,6689	0,10279
176	20,1511	0,861307	20,151	0,117898
177	14,9400	0,823425	14,940	0,114356
214	3,93724	0,507309	3,93724	0,100236
215	3,65185	0,444887	3,65185	0,099826
217	3,65185	0,444887	3,65185	0,09756
Défaut de bague extérieure				
Fichier	Signal original		Signal randomisé	
	<i>kurtosis</i>	I_R	<i>kurtosis</i>	I_R
135	6,7415	0,5032	6,741461	0,1047
136	6,8648	0,5293	6,864769	0,1027
137	6,9370	0,5295	6,937026	0,1017
138	7,3917	0,5154	7,391694	0,1030
201	3,7676	0,2039	3,767617	0,1031
203	6,0172	0,2108	6,017181	0,1015
204	2,9993	0,2104	2,999284	0,0996
238	20,7910	2,3374	20,79105	0,1169

239	20,5436	2,7322	20,54365	0,1148
240	21,0265	0,5032	21,02651	0,1205
241	19,7818	0,5293	19,78182	0,1199

4.4 Conclusion

Ce chapitre a introduit une méthode autonome de diagnostic des roulements dans le cas où les fréquences caractéristiques du défaut sont inconnues. Elle repose sur l'introduction d'un nouvel indicateur scalaire. Ce dernier résulte d'un post-traitement de la cohérence spectrale. Les situations où le diagnostic autonome est susceptible d'être entravé ont été prises en compte. Une nouvelle étape de normalisation de la cohérence spectrale est fournie. Cette dernière vise à éliminer tout biais possible ainsi que la dépendance de la variance de l'estimateur de la cohérence spectrale en fréquences. La méthode s'accompagne d'un test d'hypothèse, ce qui est crucial pour la prise de décision. La méthode proposée a été validée sur plusieurs bases de données, où elle a été vérifiée pour pouvoir remplacer systématiquement l'intervention humaine et les indicateurs classiques afin de compléter efficacement le diagnostic des roulements.

Conclusion générale et perspective

Cette thèse de doctorat s'inscrit dans le cadre d'un projet de recherche visant le développement des indicateurs d'état de santé des machines tournantes. La complexité des signaux industriels exige qu'un expert utilise des outils avancés de traitement des signaux et interprète les résultats en fonction de son expérience. L'objectif était de répondre à un besoin réel dans l'industrie représenté par l'élaboration d'un système automatisé de surveillance réduisant une telle demande d'expertise humaine. Plusieurs stratégies ont été proposées dans la littérature pour détecter la signature cyclostationnaire d'un défaut. La plupart d'entre elles s'appuient sur l'inspection visuelle directe de la cohérence spectrale. La sensibilité d'une telle approche est subjective puisqu'elle repose fortement sur l'expertise humaine. Quelques indicateurs d'état de machines tournantes sont aujourd'hui conçus sous l'hypothèse de conditions de fonctionnement parfaites. Cette hypothèse n'est pas réaliste lorsqu'il s'agit de signaux de machines tournantes, car il est probable que leurs statistiques varient en raison de plusieurs facteurs externes. En effet, ces travaux restent limités, dispersés et généralement non soutenus par les cadres théoriques. L'objet principal de cette thèse était en partie de combler cette lacune sur la base d'une formalisation théorique du sujet et un développement systématique de nouveaux indicateurs dédiés à l'autodiagnostic.

Dans un monde où une concurrence accrue existe entre les compagnies industrielles afin de satisfaire les demandes de leurs clients en termes de service, qualité du produit et performance, la maintenance garde une position primordiale dans la réussite des objectifs, tout en conservant une viabilité et une sûreté de fonctionnement. Les machines tournantes représentent une classe dominante, dans les systèmes de production, et peuvent y occuper des positions stratégiques. La surveillance de leurs états de fonctionnement présente donc un intérêt indéniable, afin d'atteindre les objectifs visés. Plusieurs techniques et approches pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes existent. La complexité des signaux industriels exige qu'un expert utilise des outils avancés de traitement des signaux et interprète les résultats en fonction de son expérience. La présence continue d'un expert humain maîtrisant la dynamique et la cinématique, ainsi que l'historique de chacune des machines à surveiller, est nécessaire, ce qui est en pratique difficilement réalisable ; ceci justifie le besoin de systèmes automatisés pour la surveillance des états de fonctionnement.

Les travaux de cette thèse se sont attaqués à alléger la demande d'expertise de l'utilisateur en proposant des indicateurs scalaires, appelés "indicateurs d'état". Ces indicateurs reflètent l'état de santé des machines tournantes, en particulier en présence du défaut. Ils mesurent idéalement la propriété cyclostationnaire du signal, dont l'occurrence est corrélée avec le symptôme d'un défaut. Deux stratégies sont proposées conduisant à l'élaboration de deux nouveaux indicateurs scalaires. Le premier est dédié au cas où les fréquences théoriques de défauts sont connues, le second au cas où elles ne sont pas connues. Ces deux stratégies sont générales et peuvent être appliquées lors de fonctionnement en régime variable de vitesse et de charge en remplaçant la méthode CS2 par sa version la plus récente.

En premier lieu, nous avons commencé par présenter des généralités sur les roulements, les éléments les plus susceptibles de subir une défaillance dans une machine tournante dans un environnement industriel. Dans le premier chapitre, la géométrie des roulements, les majeurs

types de roulements, les défaillances possibles et leurs fréquences de défaut ainsi que le modèle général des signaux CS des roulements sont abordés pour décrire leurs caractéristiques et pour étudier théoriquement leurs propriétés statistiques. Concernant les techniques de surveillance, plusieurs approches ont été parcourues et décrites, où une attention particulière a été donnée aux techniques à base de l'analyse cyclostationnaire du fait qu'elle correspond parfaitement au modèle adopté pour les signaux de roulement.

Cette première étude a été suivie par une analyse de l'état de l'art du diagnostic des roulements, qui nous a permis de prendre conscience des manifestations de plusieurs types de défauts, de la sélection de la représentation optimale où le défaut se manifeste clairement malgré toutes les situations de fonctionnement extrêmes, ainsi que les facteurs affectant cette représentation. Nous avons tout d'abord effectué une étude qui imite le diagnostic visuel en inspectant le spectre de défaut. Cette étude a pour but de mettre en évidence comment un diagnosticien agit pour analyser la cohérence spectrale (*CohS*) en tenant compte de l'existence de cas extrêmes. Ensuite, et sur la base de cette étude, deux stratégies sont proposées conduisant à l'automatisation de la méthodologie visuelle décrite ont été élaborées. La première est dédiée au cas où les fréquences théoriques de défauts sont connues, le second est le cas où elles sont inconnues. Pour ce faire, plusieurs étapes sont nécessaires. Ces différentes étapes ont été décrites et largement discutées dans les chapitres 3 et 4.

Dans le troisième chapitre, le cas où les fréquences théoriques de défauts sont connues est abordé. Un indicateur capable de détecter, d'identifier et de classer les défauts typiques de roulement est proposé. L'ensemble des informations initialement affichées dans la cohérence spectrale est condensé en un scalaire et une interprétation en termes de probabilité de présence d'un défaut est fournie. L'indicateur est conçu afin de prendre en compte les facteurs affectant le diagnostic automatique comme le phénomène de glissement et contient une nouvelle étape de prétraitement assurant une statistique pivotale. Un test d'hypothèse statistique est proposé, est utilisée pour tirer des conclusions décisives, assurant l'utilisation de cet indicateur dans le cadre d'un processus autonome, sans nécessité d'interprétation humaine. L'indicateur proposé est comparé à un indicateur récent en termes de classification et de performance de détection.

Dans le chapitre 4, la deuxième stratégie dédiée au cas où les fréquences théoriques de défauts ne sont pas connues est abordé. Un indicateur basé sur différentes stratégies de diagnostic autonomes existantes et tenant en compte des différentes distorsions du signal est proposé. Il est sensible à la fois à la non-stationnarité, la non-gaussianité et à la modification de signature acoustique du signal vibratoire. L'ensemble des informations initialement affichées dans la cohérence spectrale est condensé en un scalaire après une pondération appropriée effectuée de manière à sélectionner la plage de fréquence et de modulation audible afin de modéliser la caractéristique passe-bande de la rugosité sur la fréquence de modulation. Un test statistique est encore nécessaire pour rendre possible l'utilisation de l'indicateur dans un processus autonome sans avoir besoin de l'intervention humaine.

La capacité de ces indicateurs est validée sur des données réelles et comparée avec d'autres résultats de la littérature en termes de performance de détection.

La présente section vise à proposer quelques perspectives afin d'orienter les futurs travaux. Les perspectives proposées sont les suivantes :

- Implémentations industrielles des indicateurs proposées, afin de converger vers une maintenance plus efficace des machines.

- Évaluation des indicateurs proposés pour le diagnostic de défauts de roulements en mode de variation de vitesse et de charge. Les deux stratégies utilisées pour l'élaboration de nouveaux indicateurs sont générales et peuvent être appliquées lors de fonctionnement en régime variable de vitesse et de charge en remplaçant la méthode CS2, sur laquelle l'indicateur proposé est basé, par sa version compatible avec une telle situation tout en conservant la suite de cette stratégie.
- Application des indicateurs développés à d'autres défauts mécaniques ou même à d'autres types de signaux tels que les signaux de courant, de pression, etc.
- Utiliser les indicateurs proposés comme paramètres d'entrées d'un classificateur SVM (support vecteur machine) ou d'un réseau de neurone pour assurer une détection fiable et automatique des défauts naissants.

Les travaux réalisés au cours de cette thèse finalisent la première étape par rapport à l'objectif de conception d'un système d'autodiagnostic pour les machines tournantes dans le contexte industriel. A notre avis, nous avons apporté les éléments de base pour la définition d'un tel système, démontrant comment exploiter au mieux les propriétés physiques des signaux de vibration pour construire des indicateurs robustes. Cette contribution, nous l'espérons, mènera ce projet à terme.

Tables de résultats de chapitre 3- section 3.5.1.3

Table 18. Les ensembles de données sur les défauts des roulements du variateur à 12 kHz utilisés ainsi que les données saines (48 kHz).

Types de défauts	Nom des ensembles de données
Bague intérieure	105,106,107,108,169,170,171,172,209,210,211,212,3001,3002,3003,3004
Bille	118,119,120,121,185,186,187,188,222,223,224,225,3005,3006,3007,3008
Bague extérieure (centrée)	130,131,132,133,197,198,199,200,234,235,236,236
Bague extérieure (orthogonale)	156,158,159,160,258,259,260,261
Bague extérieure (opposée)	144,145,146,147,246,247,248,249
Données saines	97,98,99,100

Table 19. Résultats de l'analyse des signaux normale (48kHz)

Nom	Notre méthode				la méthode proposé par le Réf. [92]		
	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	T	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$
97	0,5578	0,2887	0,4217	0,6937	65,0582	48,8305	36,7805
98	0,4030	0,3156	0,0351	0,7245	53,8356	35,5319	19,9288
99	0,5831	0,6696	0,3142	0,6756	75,7591	23,5026	17,8074
100	0,4115	0,4308	0,5880	0,6756	54,7381	62,2203	22,9488

Table 20. Résultats de l'analyse de défauts des roulements à 12 kHz en utilisant notre méthode proposée

Défaut de bague intérieure					Défaut des billes					
Nom	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	T	Nom	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	T	$P_{PD}(O_c)$
105	0,4219	0,9970	0,1486	0,7958	118	0,8458	0,7866	0,0151	0,3898	0,1387
106	0,5171	0,9974	0,2215	0,7900	119	0,8423	0,8237	0,1522	0,3813	0,3105
107	0,5324	0,9982	0,2316	0,8088	120	0,7371	0,7770	0	0,3012	0,3998
108	0,2919	0,9972	0,2118	0,8012	121	0,7941	0,7742	0,0551	0,3694	0,3326
169	0	0,9599	0,2342	0,7286	185	0	0	0,0626	0,2492	0,1778
170	0	0,9132	0,3140	0,6537	186	0,0254	0	0,0211	0,2097	0,5701
171	0,0159	0,9143	0,2188	0,6796	187	0	0	0	0,3774	0,4064
172	0	0,9464	0,2277	0,7043	188	0	0	0	0,2119	0,7407
209	0,3752	0,9921	0,2320	0,7395	222	0	0,0865	0,1556	0,2743	0
210	0,2691	0,9937	0,1561	0,7313	223	0	0,2857	0,0944	0,3229	0
211	0,2651	0,9892	0,2207	0,7517	224	0,6619	0,9358	0,1007	0,4991	0,1452
212	0,3280	0,9898	0,2316	0,7647	225	0,6129	0,9324	0,0790	0,4685	0,0776
3001	0,1865	0,9743	0	0,4915	3005	0	0	0,8622	0,4216	0,6457

3002	0,0849	0,9650	0	0,4657	3006	0	0	0,8779	0,4074	0,6290
3003	0	0,9559	0	0,5338	3007	0	0	0,9393	0,4355	0,5554
3004	0,0382	0,9417	0	0,4771	3008	0	0	0,8113	0,4844	0,7176
Défaut de bague extérieure (centrée)					Défaut de bague extérieure (orthogonale)					
signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	T	signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	T	
130	0,9937	0,4959	0,0343	0,5801	156	0,9776	0,4842	0,1448	0,6545	
131	0,9945	0,4966	0	0,7006	158	0,9692	0,4792	0,1174	0,6105	
132	0,9946	0,4965	0	0,6529	159	0,9739	0,5445	0,0013	0,5779	
133	0,9954	0,5888	0	0,6130	160	0,9636	0,4778	0,0847	0,6009	
197	0,3860	0,6964	0,0929	0,3582	-	-	-	-	-	
198	0,6202	0,7700	0,1326	0,3391	-	-	-	-	-	
199	0,7839	0,5883	0,1655	0,3232	-	-	-	-	-	
200	0,0365	0,5742	0	0,2632	-	-	-	-	-	
234	0,9722	0,4807	0	0,6835	258	0,9415	0,4600	0,4244	0,6411	
235	0,9559	0,4708	0,0335	0,5843	259	0,9374	0,4491	0,4640	0,6423	
236	0,9587	0,4715	0	0,6540	260	0,9282	0,4437	0,3732	0,5860	
237	0,9510	0,4676	0	0,6299	261	0,9357	0,4853	0,3174	0,5640	
Défaut de bague extérieure (opposite)										
signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	T						
144	0,9631	0,4973	0,1521	0,5808						
145	0,9129	0,5104	0,6761	0,5456						
146	0,9629	0,4786	0,1726	0,6474						
147	0,9711	0,4829	0,1979	0,7062						
246	0,9198	0,4498	0,1480	0,6943						
247	0,9159	0,4503	0,4645	0,6565						
248	0,9202	0,4533	0,1716	0,6638						
249	0,9109	0,4432	0,5563	0,6777						

Table 21. Résultats de l'analyse de défauts des roulements à 12 kHz en utilisant la méthode de [92]

Défaut de bague intérieure				Défaut de billes			
Signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	Signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$
105	80,13074	154,6154	100,2518	118	262,3606	261,3103	82,2886
106	59,95864	243,0025	218,3986	119	325,5937	368,3331	128,4190
107	58,64396	238,7624	105,4183	120	332,0724	303,1483	78,3495
108	127,1694	231,9285	28,0704	121	384,1542	306,9658	116,9734
169	63,92758	122,6963	124,0035	185	183,5029	160,7559	115,2002
170	95,5765	109,465	19,92854	186	183,2837	152,7714	102,9671
171	167,9405	134,8354	74,29297	187	172,4535	143,3505	103,7485
172	65,30441	125,9451	65,72323	188	119,1233	123,4360	101,6748
209	116,503	195,0341	86,0356	222	275,0671	337,7956	147,7960
210	94,13695	189,5171	110,9834	223	251,0303	286,1039	132,0914
211	30,72399	199,0607	23,45356	224	320,6273	348,5367	162,8276
212	95,78816	178,4996	31,8321	225	277,2431	381,4757	93,4585
3001	25,40582	38,88305	23,78085	3005	164,0249	219,3683	103,5734
3002	20,88356	29,58319	21,92808	3006	188,2123	149,9673	122,3248
3003	25,75691	23,50026	21,80714	3007	234,8507	144,4594	63,3005
3004	24,73811	22,22053	22,94868	3008	146,6482	144,6468	78,8738
Défaut de bague extérieure (centré)				Défaut de bague extérieure (orthogonal)			
signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$	signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$
135	319,9929	328,7147	116,5747	156	147,8647	128,8476	26,91156
136	315,2896	186,095	171,9141	158	139,7767	96,85972	69,24428
137	376,921	219,4763	191,3679	159	255,0334	120,4593	126,4856
138	363,1219	207,1254	196,6495	160	135,5325	119,5861	48,90483

201	35,30707	22,45357	17,84789	-	-	-	-
202	44,22257	34,38921	32,01002	-	-	-	-
203	85,8417	65,8291	55,75688	-	-	-	-
204	25,8978	34,28595	25,65946	-	-	-	-
238	162,8417	65,8291	55,75688	258	120,1833	102,0976	51,75411
239	282,1088	91,51633	86,96609	259	120,7183	70,88305	78,02365
240	250,0348	84,19078	7,3066	260	119,1585	63,04126	82,42401
241	112,4019	67,7288	50,63768	261	104,3268	19,1576	30,5906
Défaut de bague extérieure (opposite)							
Signal	$P_{PD}(O_{be})$	$P_{PD}(O_{bi})$	$P_{PD}(O_b)$				
144	77,00214	27,98118	34,53967				
145	107,4983	37,72	63,25877				
146	77,73364	107,7459	48,70744				
147	98,76796	44,71517	57,28507				
246	60,39568	43,75295	28,73693				
247	52,50831	41,1433	37,33983				
248	79,40718	53,97463	34,45013				
249	81,11029	49,31261	33,4713				

Bibliographie

- [1] A. K. Jalan and A. R. Mohanty, "Model based fault diagnosis of a rotor-bearing system for misalignment and unbalance under steady-state condition," *J. Sound Vib.*, 2009.
- [2] X. Liu, L. Bo, X. He, and M. Veidt, "Application of correlation matching for automatic bearing fault diagnosis," *J. Sound Vib.*, 2012.
- [3] K. A. Loparo, M. L. Adams, W. Lin, M. F. Abdel-Magied, and N. Afshari, "Fault detection and diagnosis of rotating machinery," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 47, no. 5, pp. 1005–1014, 2000.
- [4] B. J. Hamrock and W. J. Anderson, "Rolling-element bearings," *Mechanical Design and Systems Handbook, Second Edition*, pp.29.19-29.24, 1983.
- [5] P. Pennacchi, P. Borghesani, S. Chatterton, and R. Ricci, "An experimental based assessment of the deviation of the bearing characteristic frequencies," in *6th International Conference Acoustic and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques*, Compiegne, 2011.
- [6] O. V. Thorsen and M. Dalva, "A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, no. 5, pp. 1186–1196, 1995.
- [7] L. Renforth, P. S. Hamer, D. Clark, S. Goodfellow, and R. Tower, "Continuous, remote on-line partial discharge (OLPD) monitoring of HV EX/ATEX motors in the oil and gas industry," in *Petroleum and Chemical Industry Technical Conference (PCIC), 2013 Record of Conference Papers Industry Applications Society 60th Annual IEEE*, 2013, pp. 1–8.
- [8] C. Bianchini, F. Immovilli, M. Coconcelli, R. Rubini, and A. Bellini, "Fault detection of linear bearings in brushless AC linear motors by vibration analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 1684–1694, 2011.
- [9] SKF, "fournisseur de produits et de solutions sur les marchés des roulements, des systèmes de lubrification, de la mécatronique, de l'étanchéité et des services." [Online]. Available: <http://www.skf.com/>.
- [10] A. M. Al-Ghamd and D. Mba, "A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 7, pp. 1537–1571, 2006.
- [11] S. Al-Dossary, R. I. R. Hamzah, and D. Mba, "Observations of changes in acoustic emission waveform for varying seeded defect sizes in a rolling element bearing," *Appl. Acoust.*, vol. 70, no. 1, pp. 58–81, 2009.
- [12] B. S. Kim, D. S. Gu, J. G. Kim, Y. C. Kim, and B. K. Choi, "Rolling element bearing fault detection using acoustic emission signal analyzed by envelope analysis with discrete wavelet transform," in *Engineering Asset Lifecycle Management*, Springer, 2010, pp. 596–602.
- [13] F. Hemmati, W. Orfali, and M. S. Gadala, "Rolling element bearing condition monitoring using acoustic emission technique," in *ISMA Conference on Advanced Acoustics and Vibration Engineering*, 2012, pp. 699–714.
- [14] E. Y. Kim, A. C. C. Tan, J. Mathew, and B.-S. Yang, "Condition monitoring of low speed bearings: A comparative study of the ultrasound technique versus vibration measurements," *Aust. J. Mech. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 177–189, 2008.
- [15] J. Lineham, "Ultrasonic probes for inspecting bearings," *World Pumps*, vol. 2008, no. 503, pp. 34–36, 2008.

- [16] V. Hegde and G. S. Maruthi, "Experimental investigation on detection of air gap eccentricity in induction motors by current and vibration signature analysis using non-invasive sensors," *Energy Procedia*, vol. 14, pp. 1047–1052, 2012.
- [17] V. F. Pires, M. Kadivonga, J. F. Martins, and A. J. Pires, "Motor square current signature analysis for induction motor rotor diagnosis," *Measurement*, vol. 46, no. 2, pp. 942–948, 2013.
- [18] R. R. Schoen, T. G. Habetler, F. Kamran, and R. G. Bartfield, "Motor bearing damage detection using stator current monitoring," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, no. 6, pp. 1274–1279, 1995.
- [19] Z. Peng and N. Kessissoglou, "An integrated approach to fault diagnosis of machinery using wear debris and vibration analysis," *Wear*, vol. 255, no. 7–12, pp. 1221–1232, 2003.
- [20] T. J. Harvey, R. J. K. Wood, and H. E. G. Powrie, "Electrostatic wear monitoring of rolling element bearings," *Wear*, vol. 263, no. 7–12, pp. 1492–1501, 2007.
- [21] L. Wang, Y. Yan, Y. Hu, and X. Qian, "Intelligent condition monitoring of rotating machinery through electrostatic sensing and signal analysis," in *Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA), 2013 IEEE International Conference on*, 2013, pp. 1–4.
- [22] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring: industrial, aerospace and automotive applications*. John Wiley & Sons, 2011.
- [23] V. N. Patel, N. Tandon, and R. K. Pandey, "Vibration studies of dynamically loaded deep groove ball bearings in presence of local defects on races," *Procedia Eng.*, vol. 64, pp. 1582–1591, 2013.
- [24] F. Cong, J. Chen, G. Dong, and M. Pecht, "Vibration model of rolling element bearings in a rotor-bearing system for fault diagnosis," *J. Sound Vib.*, vol. 332, no. 8, pp. 2081–2097, 2013.
- [25] J. Mathew and R. J. Alfredson, "The condition monitoring of rolling element bearings using vibration analysis," *J. Vib. Acoust. Stress. Reliab. Des.*, vol. 106, no. 3, pp. 447–453, 1984.
- [26] A. Rai and S. H. Upadhyay, "A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings," *Tribol. Int.*, vol. 96, pp. 289–306, 2016.
- [27] J. Antoni, "Cyclic spectral analysis in practice," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 2, pp. 597–630, 2007.
- [28] P. D. McFadden and J. D. Smith, "Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing," *J. Sound Vib.*, vol. 96, no. 1, pp. 69–82, 1984.
- [29] P. D. McFadden and J. D. Smith, "Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique—a review," *Tribol. Int.*, vol. 17, no. 1, pp. 3–10, 1984.
- [30] R. B. Randall and J. Antoni, "Rolling element bearing diagnostics—A tutorial," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no. 2, pp. 485–520, 2011.
- [31] Y.-T. Su and S.-J. Lin, "On initial fault detection of a tapered roller bearing: frequency domain analysis," *J. Sound Vib.*, vol. 155, no. 1, pp. 75–84, 1992.
- [32] W. A. Smith and R. B. Randall, "Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 64, pp. 100–131, 2015.
- [33] S. Kass, A. Raad, and J. Antoni, *Self-running Fault Diagnosis Method for Rolling Element Bearing*, vol. 58. 2019.
- [34] D. Ho and R. B. Randall, "Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 14, no. 5, pp. 763–788, 2000.
- [35] P. D. McFadden and J. D. Smith, "The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing," *J. Sound Vib.*, vol. 98, no. 2, pp. 263–273, 1985.

- [36] D. Ho and R. B. Randall, "Manifestations of bearing fault vibrations in gearboxes," in *Sixth International Congress on Sound and Vibration*, 1999, pp. 2943–2950.
- [37] R. B. Randall, J. Antoni, and S. Chobsaard, "The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, 2001.
- [38] J. Antoni and R. B. Randall, "Differential diagnosis of gear and bearing faults," *J. Vib. Acoust.*, vol. 124, no. 2, pp. 165–171, 2002.
- [39] J. Antoni, "Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: Facts and fictions," *J. Sound Vib.*, vol. 304, no. 3–5, pp. 497–529, 2007.
- [40] J. Antoni and R. B. Randall, "A stochastic model for simulation and diagnostics of rolling element bearings with localized faults," *J. Vib. Acoust.*, vol. 125, no. 3, pp. 282–289, 2003.
- [41] C. Walford and D. Roberts, "Condition Monitoring of Wind Turbines: Technology Overview, Seeded-Fault Testing, and Cost-Benefit Analysis," *Electr. Power Res. Inst.*, 2006.
- [42] D. Abboud, "Vibration-based condition monitoring of rotating machines in nonstationary regime," *PhD thesis*, INSA Lyon, 2015.
- [43] A. K. S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance," *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2006.
- [44] N. Tondon and A. Choudhury, "A review of vibration and acoustics measurement methods for the detection of defects in rolling element bearing," *Tribol. Int.*, 1999.
- [45] V. Sharma and A. Parey, "A Review of Gear Fault Diagnosis Using Various Condition Indicators," in *Procedia Engineering*, 2016.
- [46] P. Večeř, M. Kreidl, and R. Šmíd, "Condition indicators for gearbox condition monitoring systems," *Acta Polytech.*, vol. 45, no. 6, 2005.
- [47] P. Gupta and M. K. Pradhan, "Fault detection analysis in rolling element bearing: A review," *Mater. Today Proc.*, vol. 4, no. 2, pp. 2085–2094, 2017.
- [48] Y.-C. Choi and Y.-H. Kim, "Fault detection in a ball bearing system using minimum variance cepstrum," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 18, no. 5, p. 1433, 2007.
- [49] J. Antoni, "The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 2, pp. 282–307, 2006.
- [50] J. Antoni and R. B. Randall, "The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 2, pp. 308–331, 2006.
- [51] Y. Wang, Z. He, and Y. Zi, "A demodulation method based on improved local mean decomposition and its application in rub-impact fault diagnosis," *Meas. Sci. Technol.*, 2009.
- [52] Q. Meng and L. Qu, "Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution," *Mech. Syst. Signal Process.*, 1991.
- [53] J. Antoni, "Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 1, pp. 108–124, 2007.
- [54] C. Capdessus, M. Sidahmed, and J. L. Lacoume, "Cyclostationary processes: application in gear faults early diagnosis," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 14, no. 3, pp. 371–385, 2000.
- [55] L. Bouillaut and M. Sidahmed, "Cyclostationary approach and bilinear approach: comparison, applications to early diagnosis for helicopter gearbox and classification method based on HOCS," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 15, no. 5, pp. 923–943, 2001.

- [56] A. C. McCormick and A. K. Nandi, "Cyclostationarity in rotating machine vibrations," *Mech. Syst. Signal Process.*, 1998.
- [57] J. Antoni, "Cyclostationarity by examples," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 23, no. 4, pp. 987–1036, 2009.
- [58] J. Urbanek, T. Barszcz, R. Zimroz, and J. Antoni, "Application of averaged instantaneous power spectrum for diagnostics of machinery operating under non-stationary operational conditions," *Measurement*, vol. 45, no. 7, pp. 1782–1791, 2012.
- [59] J. Urbanek, T. Barszcz, and J. Antoni, "Time–frequency approach to extraction of selected second-order cyclostationary vibration components for varying operational conditions," *Measurement*, vol. 46, no. 4, pp. 1454–1463, 2013.
- [60] S. Kass, A. Raad, and J. Antoni, "Self-running bearing diagnosis based on scalar indicator using fast order frequency spectral coherence," *Measurement*, vol. 138, pp. 467–484, 2019.
- [61] J. Antoni, P. Borghesani, S. Kass, A. Raad, and K. Gryllias, "Methodologies for designing new condition indicators," in *Proceedings of ISMA 2018-International Conference on Noise and Vibration Engineering and USD 2018-International Conference on Uncertainty in Structural Dynamics*, 2013, pp. 883–890.
- [62] J. Antoni, G. Xin, and N. Hamzaoui, "Fast computation of the spectral correlation," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 92, pp. 248–277, 2017.
- [63] D. Abboud and J. Antoni, "Order-frequency analysis of machine signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 87, pp. 229–258, Mar. 2017.
- [64] W. Gardner, "Measurement of spectral correlation," *IEEE Trans. Acoust.*, vol. 34, no. 5, pp. 1111–1123, 1986.
- [65] W. A. Gardner, "The spectral correlation theory of cyclostationary time-series," *Signal Processing*, vol. 11, no. 1, pp. 13–36, 1986.
- [66] W. A. Gardner, *Statistical spectral analysis: a nonprobabilistic theory*. Prentice-Hall, Inc., 1986.
- [67] G. D. Živanović and W. A. Gardner, "Degrees of cyclostationarity and their application to signal detection and estimation," *Signal Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 287–297, 1991.
- [68] J. Antoni, F. Bonnardot, A. Raad, and M. El Badaoui, "Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, no. 6, pp. 1285–1314, 2004.
- [69] V. George, G. H. Gaonkar, J. V. R. Prasad, and D. P. Schrage, "Adequacy of modeling turbulence and related effects on helicopter response," *AIAA J.*, vol. 30, no. 6, pp. 1468–1479, 1992.
- [70] W. A. Gardner, *Introduction to random processes*, vol. 71. McGraw-Hill, 1990.
- [71] W. Gardner and L. Franks, "Characterization of cyclostationary random signal processes," *IEEE Trans. Inf. theory*, vol. 21, no. 1, pp. 4–14, 1975.
- [72] D. Remond and J. Mahfoudh, "From transmission error measurements to angular sampling in rotating machines with discrete geometry," *Shock Vib.*, vol. 12, no. 2, pp. 149–161, 2005.
- [73] F. Bonnardot, "Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité floue." *Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG*, 2004.
- [74] A. Ibrahim, "Contribution au diagnostic de machines électromécaniques: Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée." *Thèse de doctorat, Université Jean Monnet-Saint-Etienne*, 2009.
- [75] D. Abboud, J. Antoni, M. Eltabach, and S. Sieg-Zieba, "Angle \ time cyclostationarity for the

- analysis of rolling element bearing vibrations,” *Measurement*, vol. 75, pp. 29–39, 2015.
- [76] G. D’Elia, Z. Daher, and J. Antoni, “A novel approach for the cyclo-non-stationary analysis of speed varying signals,” in *Proceedings of ISMA*, 2010, pp. 22–27.
- [77] J. Urbanek, T. Barszcz, and A. Jablonski, “Application of angular–temporal spectrum to exploratory analysis of generalized angular–temporal deterministic signals,” *Appl. Acoust.*, vol. 109, pp. 27–36, 2016.
- [78] A. Napolitano, “Generalized almost-cyclostationary processes and spectrally correlated processes: Two extensions of the class of the almost-cyclostationary processes,” in *2007 9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, 2007, pp. 1–6.
- [79] J. Antoni, D. Abboud, and S. Baudin, “Time-angle periodically correlated processes,” in *Cyclostationarity: Theory and Methods*, Springer, 2014, pp. 3–14.
- [80] R. Boustany and J. Antoni, “Cyclic spectral analysis from the averaged cyclic periodogram,” *IFAC Proc. Vol.*, vol. 38, no. 1, pp. 166–171, 2005.
- [81] F. Bonnardot, M. El Badaoui, R. B. Randall, J. Daniere, and F. Guillet, “Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation),” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 19, no. 4, pp. 766–785, 2005.
- [82] C. Mishra, A. K. Samantaray, and G. Chakraborty, “Rolling element bearing defect diagnosis under variable speed operation through angle synchronous averaging of wavelet de-noised estimate,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 72, pp. 206–222, 2016.
- [83] J. Antoni and R. B. Randall, “Unsupervised noise cancellation for vibration signals: part I—evaluation of adaptive algorithms,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, no. 1, pp. 89–101, 2004.
- [84] M. D. Coats, N. Sawalhi, and R. B. Randall, “Extraction of tach information from a vibration signal for improved synchronous averaging,” in *Proceedings of ACOUSTICS*, 2009, pp. 1–8.
- [85] P. Borghesani, P. Pennacchi, R. B. Randall, and R. Ricci, “Order tracking for discrete-random separation in variable speed conditions,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 30, pp. 1–22, 2012.
- [86] Z. Daher, E. Sekko, J. Antoni, C. Capdessus, and L. Allam, “Estimation of the synchronous average under varying rotating speed condition for vibration monitoring,” in *Proceedings of ISMA*, 2010.
- [87] J. Antoni, N. Ducleaux, G. N. Ghem, and S. Wang, “Separation of combustion noise in IC engines under cyclo-non-stationary regime,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 38, no. 1, pp. 223–236, 2013.
- [88] D. Abboud, J. Antoni, S. Sieg-Zieba, and M. Eltabach, “Deterministic-random separation in nonstationary regime,” *J. Sound Vib.*, vol. 362, pp. 305–326, 2016.
- [89] S. Braun, “The synchronous (time domain) average revisited,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no. 4, pp. 1087–1102, 2011.
- [90] J. Antoni and D. Hanson, “Detection of surface ships from interception of cyclostationary signature with the cyclic modulation coherence,” *IEEE J. Ocean. Eng.*, vol. 37, no. 3, pp. 478–493, 2012.
- [91] A. V. Dandawate and G. B. Giannakis, “Statistical tests for presence of cyclostationarity,” *IEEE Trans. signal Process.*, vol. 42, no. 9, pp. 2355–2369, 1994.
- [92] A. Klausen, K. G. Robbersmyr, and H. R. Karimi, “Autonomous Bearing Fault Diagnosis Method based on Envelope Spectrum,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 13378–13383, 2017.

- [93] S. Abbasion, A. Rafsanjani, A. Farshidianfar, and N. Irani, "Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 7, pp. 2933–2945, 2007.
- [94] D.-M. Yang, A. F. Stronach, P. MacConnell, and J. Penman, "Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 16, no. 2–3, pp. 391–411, 2002.
- [95] P. PRIEUR and G. D'URSO, "Des indices de cyclostationnarité pour la surveillance des engrenages," in *15^o Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA*, 1995.
- [96] A. Raad, J. Antoni, and M. Sidahmed, "Indicators of cyclostationarity: Theory and application to gear fault monitoring," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 22, no. 3, pp. 574–587, 2008.
- [97] P. Pennacchi, P. Borghesani, R. Ricci, and S. Chatterton, "An experimental based assessment of the deviation of the bearing characteristic frequencies," in *6th International Conference Acoustic and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques, Compiègne*, 2011.
- [98] R. B. Randall, J. Antoni, and K. Gryllias, "Alternatives to kurtosis as an indicator of rolling element bearing faults," in *Proceedings of ISMA2016 International Conference on Noise and Vibration Engineering*, 2016, pp. 2503–2516.
- [99] J. Antoni and P. Borghesani, "A statistical methodology for the design of condition indicators," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 114, pp. 290–327, 2019.
- [100] W. Aures, "Ein berechnungsverfahren der rauhigkeit," *Acta Acust. united with Acust.*, vol. 58, no. 5, pp. 268–281, 1985.
- [101] "IMS bearings dataset," 2014. [Online]. Available: <http://data-acoustics.com/measurements/bearing-faults/bearing-4/>.
- [102] "The Case Western Reserve University Bearing Data Center Website." [Online]. Available: <https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/>.
- [103] W. Gousseau, J. Antoni, and J. Griffaton, "Analysis of the Rolling Element Bearing data set of the Center for Intelligent Maintenance Systems of the University of Cincinnati," *The thirteenth International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention Technologies*, Paris, France, 2016, pp.1-13.
- [104] H. Qiu, J. Lee, J. Lin, and G. Yu, "Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics," *J. Sound Vib.*, vol. 289, no. 4–5, pp. 1066–1090, 2006.
- [105] W. Li, M. Qiu, Z. Zhu, F. Jiang, and G. Zhou, "Fault diagnosis of rolling element bearings with a spectrum searching method," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 28, no. 9, p. 95008, 2017.
- [106] J. Igba, K. Alemzadeh, C. Durugbo, and E. T. Eiriksson, "Analysing RMS and peak values of vibration signals for condition monitoring of wind turbine gearboxes," *Renew. Energy*, vol. 91, pp. 90–106, 2016.
- [107] R. Yan and R. X. Gao, "Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 2, pp. 824–839, 2007.
- [108] H. Hong and M. Liang, "Fault severity assessment for rolling element bearings using the Lempel–Ziv complexity and continuous wavelet transform," *J. Sound Vib.*, vol. 320, no. 1–2, pp. 452–468, 2009.
- [109] J. Antoni, "The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 74, pp. 73–94, 2016.
- [110] C. Pachaud, R. Salvetat, and C. Fray, "Crest factor and kurtosis contributions to identify defects

- inducing periodical impulsive forces,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 11, no. 6, pp. 903–916, 1997.
- [111] M. Cocconcelli, G. Curcurú, and R. Rubini, “Statistical evidence of central moment as fault indicators in ball bearing diagnostics,” in *The International Conference Surveillance 9*, 2017.
- [112] H. R. Martin, “Statistical moment analysis as a means of surface damage detection,” in *Proceedings of the 7th international modal analysis conference*, 1989, vol. 1, pp. 1016–1021.
- [113] P. Daniel and R. Weber, “Psychoacoustical roughness: Implementation of an optimized model,” *Acta Acust. united with Acust.*, vol. 83, no. 1, pp. 113–123, 1997.
- [114] P. N. Vassilakis, “Auditory roughness as a means of musical expression,” *Sel. Reports Ethnomusicol.*, vol. 12, no. 119–144, p. 122, 2005.
- [115] M. Leman, “Visualization and calculation of the roughness of acoustical musical signals using the synchronization index model (SIM),” in *Proceedings of the COST G-6 Conference on Digital Audio Effects (DAFX-00)*, December, 2000, pp. 7–9.
- [116] R. Duisters, “The modeling of auditory roughness for signals with temporally asymmetric envelopes.” Master’s thesis, Technische Universiteit Eindhoven, Eindhoven, The Netherlands, 2005.
- [117] E. Zwicker and H. Fastl, “Psychoacoustics: Facts and Models,” Springer-Verlag, Berlin, 1990.



FOLIO ADMINISTRATIF

THESE DE L'UNIVERSITE DE LYON OPEREE AU SEIN DE L'INSA LYON

NOM : KASS
(avec précision du nom de jeune fille, le cas échéant)

DATE de SOUTENANCE : 29/11/2019

Prénoms : Souhayb

TITRE : Diagnostic Vibratoire Autonome des Roulements

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2019LYSEI103

Ecole doctorale : Mécanique - Energétique - Génie civil – Acoustique (MEGA)

Spécialité : Acoustique

RESUME :

Le monde de l'industrie et des transports dispose de machines et d'installations de plus en plus performantes et complexes. Ils ne peuvent être exempts de perturbations et de défaillances, influant sur la qualité du produit, pouvant provoquer l'arrêt immédiat d'une machine et porter atteinte au bon fonctionnement d'un système de production entier. Le diagnostic de ces machines, s'appuie essentiellement sur la surveillance de symptômes liés à différentes conditions de dégradation. Ces symptômes peuvent être tirés de diverses sources d'information, parmi lesquelles l'analyse vibratoire et acoustique occupe une place prépondérante. Aujourd'hui, de nombreuses techniques efficaces sont bien établies, ancrées sur des outils puissants offerts notamment par la théorie des processus cyclostationnaires.

La complexité de ces outils exige un expert pour les utiliser et les interpréter. La présence continue d'un expert est difficilement réalisable et coûteuse. Des indicateurs d'état de machines tournantes existent dans la littérature mais ils sont conçus sous l'hypothèse de conditions de fonctionnement parfaites. Ces travaux restent limités, dispersés et généralement non soutenus par des cadres théoriques. Le principal objectif de cette thèse est de réduire le recours à l'intervention humaine en proposant des stratégies pour concevoir deux indicateurs optimaux qui résument l'information de diagnostic en une valeur scalaire. Ces stratégies sont élaborées en distinguant deux familles dans le diagnostic : le cas où les informations sur les défauts sont connues et celle où elles sont inconnues. Ces indicateurs sont destinés à être utilisés dans le cadre d'un processus de diagnostic autonome, sans nécessiter d'intervention humaine, à l'aide des tests d'hypothèses statistiques. La capacité de ces indicateurs est validée sur des données réelles et comparée avec d'autres indicateurs de la littérature en termes de performance de détection.

MOTS-CLÉS : processus cyclostationnaires, machines tournantes, roulements, indicateur, détection et identification de défauts

Laboratoire (s) de recherche : LVA- Laboratoire Vibrations Acoustiques

Directeur de thèse : Jérôme ANTONI et Khaled KHALIL

Président de jury : Mohamad KHALIL

Composition du jury : Amani RAAD (Encadrante libanaise), Chaouki DIAB (Rapporteur), Xavier CHIMENTIN (Rapporteur), Mohamad DIAB (Examinateur), Sandy RIHANA (Examinateur), Mohamad KHALIL (Examinateur), Jérôme ANTONI et Khaled KHALIL.

