الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة الشهيد الشيخ العربي التبسي - تبسة

Mémoire

Présentée pour obtenir le diplôme de

Master

Spécialité : construction mécanique

Filière : Génie mécanique

Analyse vibro-acoustique pour le diagnostic intelligent des défauts dans les machines tournantes

Présenté par :

Guettiche Amine

Mémoire soutenue le 09 / 06 / 2025 devant le jury composé de

Président :	YOUNES Ramdane	Pr
Encadreur :	ALIA Saief eddine	MCB
Examinateur :	MALIM Madani	MAA

Année universitaire :2025/2026

Dédicace

Je dédie ce modeste travail

À mes très chers parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices, leur soutien constant et leurs précieuses prières qui m'ont accompagné tout au long de mon parcours. Aucun mot ne saurait exprimer ma profonde gratitude et mon immense reconnaissance envers eux.

À mes frères et sœurs, pour leur affection, leurs encouragements et leur présence à mes côtés dans les moments les plus importants.

À toute ma famille, qui m'a toujours soutenu et encouragé à poursuivre mes ambitions.

À mes amis et camarades, avec qui j'ai partagé de précieux moments durant mes années d'études, pour leur soutien, leur aide et leur esprit de solidarité.

À mes enseignants et à toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Enfin, je dédie ce mémoire à tous ceux qui croient que la persévérance, le travail et la volonté sont les clés de la réussite.

Remerciement

Je tiens tout d'abord à remercier Allah Tout-Puissant de m'avoir accordé la santé, la patience et la force nécessaires pour mener à bien ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements et ma profonde gratitude à mon encadrant, ***Dr. Saief Eddine Alia****, pour son encadrement, ses conseils précieux, sa disponibilité et son soutien tout au long de la réalisation de ce mémoire.*

Je remercie également les membres du jury, à savoir ***Pr. Ramdane Younes****, président du jury, et* ***Dr. Madani Malim****, examinateur, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce travail, ainsi que pour leurs remarques et suggestions constructives.*

Je tiens aussi à exprimer mes remerciements à tous les enseignants du département de génie mécanique pour leur encadrement et la qualité de la formation reçue durant mon cursus universitaire.

Enfin, je n'oublie pas de remercier ma famille, mes amis et tous ceux qui m'ont soutenu de près ou de loin durant ce parcours.

Amine Guettiche

Résumé

Ce mémoire propose une approche multimodale de diagnostic des défauts de roulements dans les machines tournantes, fondée sur des données vibratoires réelles acquises pendant 50 jours sur un roulement conique à rouleaux SKF 32222 J2 d'une éolienne de 2,2 MW. La méthodologie s'articule autour de trois axes complémentaires. Le premier axe concerne l'analyse vibratoire par décomposition en ondelettes (AMRO), où le kurtosis est utilisé comme critère de sélection du vecteur optimal, et l'analyse d'enveloppe révèle l'apparition d'un défaut de bague intérieure (BPFI) dès le 15ème jour, avec une multiplication des amplitudes spectrales par un facteur 52 jusqu'au 49ème jour.

Le deuxième axe porte sur l'étude perceptive acoustique via un test de comparaison par paires auprès de 25 auditeurs ; l'analyse MDS INDSCAL a produit un espace perceptif bidimensionnel fidèle à la chronologie réelle de la dégradation (R = 0,93). Le troisième axe concerne la classification non supervisée par SOM, qui a segmenté les 50 journées en quatre groupes : état normal, défaut naissant, défaut grave et défaillance complète, avec détection précoce dès le 8ème jour.

Mots clés :

Roulement, Diagnostic vibratoire, Kurtosis, Perception acoustique, Comparaison par paires, SOM, Éolienne.

Abstract

This thesis proposes a multimodal approach to bearing fault diagnosis in rotating machinery, based on real vibration data recorded over 50 days on a SKF 32222 J2 tapered roller bearing mounted on a 2.2 MW wind turbine. The methodology is structured around three complementary axes. The first axis involves vibration signal analysis using multiresolution wavelet decomposition (AMRO), where kurtosis serves as the optimal vector selection criterion, and envelope analysis reveals the onset of an inner race defect (BPFI) from day 15 onwards, with spectral amplitudes increasing by a factor of 52 by day 49. The second axis focuses on acoustic perceptual evaluation through a paired comparison listening test conducted with 25 subjects; MDS INDSCAL analysis produced a two-dimensional perceptual space faithfully reflecting the actual degradation timeline, with a correlation coefficient of R = 0.93. The third axis involves unsupervised classification using Self-Organizing Maps (SOM), which automatically segmented the 50 measurement days into four homogeneous clusters — normal state, incipient fault, severe fault, and complete failure — enabling early fault detection from day 8.

Keywords:

Rolling bearing, Vibration diagnosis, Kurtosis, Acoustic perception, Paired comparison,SOM, Wind turbine.

ملخص

يتناول هذا العمل تطوير مقاربة تشخيصية متعددة الوسائط لمراقبة حالة المحامل في الآلات الدوارة، بالاعتماد على بيانات اهتزازية حقيقية مسجلة على مدى 50 يومًا لمحمل مخروطي أسطواني من نوع SKF 32222 J2مثبت على توربينة رياح بقدرة 2.2ميغاواط.

ترتكز المنهجية المقترحة على ثلاثة محاور تكاملية. يتمثل المحور الأول في تحليل الإشارات الاهتزازية باستخدام التحليل متعدد الدقة بالمويجات(AMRO) ، حيث سمح معيار الكورتوزيس باختيار المتجهات المثلى. كما كشف تحليل الغلاف عن تطور عيب الحلقة الداخلية (BPFI)ابتداءً من اليوم الخامس عشر، مع تزايد ملحوظ في السعات وصل إلى 52 مرة حتى اليوم التاسع والأربعين.

أما المحور الثاني فيتمثل في الدراسة الإدراكية الصوتية من خلال اختبار المقارنة الثنائية على 25 مستمعًا، مما أسفر عن بناء فضاء إدراكي ثنائي الأبعاد يعكس بدقة تسلسل مراحل التدهور، مع معامل ارتباط

$R = 0.93$ بين النتائج المقاسة والمعاد بناؤها.

في حين يعتمد المحور الثالث على التصنيف الآلي باستخدام شبكات الخرائط ذاتية التنظيم(SOM) ، حيث تم تصنيف القيم الخمسين إلى أربع مراحل: الحالة الطبيعية، العيب الناشئ، العيب الحاد، ثم العطل التام، مع تسجيل اكتشاف مبكر لبداية التدهور ابتداءً من اليوم الثامن.

الكلمات المفتاحية

المحامل، الكورتوزيس، الإدراك السمعي، خرائط التنظيم الذاتي(SOM) ، توربينة الرياح.

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 Types de balourd 6
Figure I.2 Types des désalignements..... 6
Figure I.4 Défauts d'engrenages..... 7
Figure I.5 Spectre du signal ST avec un défaut d'engrenages 9
Figure I.6 Cepstre du signal ST..... 10
Figure I.7 Analyse FFT – défaut de déséquilibre..... 12
Figure I.8 FFT du désalignement parallèle 12
Figure I.9 FFT du désalignement angulaire 13
Figure I.10 FFT des petits défauts dans les chemins de roulement..... 14
Figure I.11 FFT d'une usure évidente sous forme de piqûres..... 15
Figure I.12 FFT d'une usure clairement visible sur toute la largeur du roulement 16
Figure I.13 Roulement gravement endommagé en phase finale d'usure..... 17
Figure I.14 Vibratoire normal des engrenages 18
Figure I.15 Spectre vibratoire de l'usure des dents d'engrenage 19
Figure I.16 Spectre de vibration de la charge des dents d'engrenage..... 19

Chapitre II

Figure II.1 Schéma cinématographique et photo d'une éolienne 31
Figure II.2 Dimensions du roulement à rouleaux coniques (SKF 32222 J2)..... 32
Figure II.3 Signal temporel de la 1ère journée..... 34
Figure II.4 Différents détails et approximations du signal de la 1ère journée 34
Figure II.5 Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2 et D3) – 1ère journée..... 35
Figure II.6 Signal temporel de la 3ème journée..... 36
Figure II.7 Détail D2 et approximation A4 du signal de la 3ème journée 36
Figure II.8 Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2, A4) – 3ème journée 37
Figure II.9 Signal temporel – 15ème journée 38
Figure II.10 Détails D2 et D3 – 15ème journée..... 38
Figure II.11 Spectre d'enveloppe du signal reconstruit (D2, D3) – 15ème journée..... 39
Figure II.12 Signal temporel – 20ème journée 40
Figure II.13 Détails D3 – 20ème journée..... 40
Figure II.14 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3) – 20ème journée..... 41
Figure II.15 Signal temporel du 9/04/2013 – 34ème journée 41

Figure II.16 Détails D3 – 34ème journée..... 42
Figure II.17 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3) – 34ème journée..... 42
Figure II.18 Signal temporel du 12/04/2013 – 37ème journée 43
Figure II.19 Détails D3 – 37ème journée..... 43
Figure II.20 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3) – 37ème journée..... 44
Figure II.21 Signal temporel du 24/04/2013 – 49ème journée 44
Figure II.22 Détails D3 – 49ème journée..... 45
Figure II.23 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3) – 49ème journée..... 45
Figure II.24 Signal temporel du 25/04/2013 – 50ème journée 46
Figure II.25 Détails D3 – 50ème journée..... 46
Figure II.26 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3) – 50ème journée..... 47

Chapitre III

Figure III.1 La chaîne de restitution 51
Figure III.2 Interface de la phase d'entraînement 52
Figure III.3 Test de l'interface de comparaison par paires..... 53
Figure III.4 Mesure du facteur de contrainte 54
Figure III.5 Diagramme de dispersion entre les similitudes mesurées et celles reconstituées 55
Figure III.6 Espace perceptif 55

Chapitre IV

Figure IV.1 Les signaux temporels (50 jours)..... 61
Figure IV.2 Les valeurs du kurtosis spectral 62
Figure IV.3 La monotonicité des indicateurs scalaires..... 66
Figure IV.4 La tendance des indicateurs scalaires..... 67
Figure IV.5 L'importance des indicateurs scalaires..... 68
Figure IV.6 Architecture de réseau SOM..... 69
Figure IV.7 Apprentissage du réseau de neurones 70
Figure IV.8 Évolution du kurtosis avec le temps 71
Figure IV.9 Classification de l'état des roulements par SOM sur la base des valeurs de Kurtosis 72

Liste des tableaux

Chapitre II

Tableau II.1 Identification des signaux de chaque période 32
Tableau II.2 Fréquences caractéristiques des défauts du roulement SKF 32222 J2 33

Chapitre IV

Tableau IV.1 Valeurs des 15 indicateurs scalaires calculés pour les 50 journées de mesure……64–65

Sommaire

Dédicace..... ix
Remerciement……..... ix
Résumé..... ix
Abstract..... ix
ملخص..... ix
Liste des figures..... ixi
Liste des tableaux..... ix
Liste des symboles et abréviations..... ix
Introduction générale..... 1

Chapitre I

I.1. Introduction 4
I.2. Généralités sur les machines tournantes..... 5
I.2.1. Principaux composants 5
I.2.2. Défauts typiques et mécanismes de dégradation 5
I.3. Analyse vibratoire dans le diagnostic industriel..... 7
I.3.1. Principes fondamentaux de l'analyse vibratoire 8
I.3.2. Indicateurs classiques de surveillance 10
I.3.3. Signatures fréquentielles des défauts..... 11
I.4. Analyse acoustique et perception sonore 20
I.4.1. Notions de base en acoustique..... 20
I.4.2. Paramètres psychoacoustiques 20
I.4.3. Introduction à la perception auditive 21
I.5. Méthodes de comparaison par paire..... 22
I.6. Travaux récents sur la corrélation vibration–bruit 23
I.7. Conclusion..... 25
Références bibliographiques du Chapitre I 26

Chapitre II

II.1. Introduction..... 30
II.2. Plan expérimental..... 31
II.2.1. Présentation du banc d'essai..... 31
II.3. Diagnostic des défauts par AMRO, traitement de signal et résultats 32
Période 1 — 1ère et 3ème journées 33
Période 2 — 15ème et 20ème journées..... 37

Période 3 — 34ème et 37ème journées 41
Période 4 — 49ème et 50ème journées 44
II.4. Conclusion 47
Références bibliographiques du Chapitre II 48

Chapitre III

III.1. Introduction 49
III.2. Étude théorique 50
III.2.1. Méthodes d'étude de la perception sonore 50
III.3. Tests de perception sonore 51
III.3.1. Stimuli 51
III.3.2. Restitution sonore 51
III.3.3. Interface et participants 52
III.3.4. Évaluation des différences 52
III.4. Résultats et discussion 53
III.4.1.1. Analyse multidimensionnelle 53
III.4.1.2. Détermination du nombre de dimensions 54
III.4.1.3. Calcul des différences entre sujets 54
III.4.1.4. Espace de proximité 55
III.5. Conclusion 56
Références bibliographiques du Chapitre III 57

Chapitre IV

IV.1. Introduction 60
IV.2. Exploration des données 61
IV.2.1. Extraction de caractéristiques 62
IV.3. Méthodologie 66
IV.4. Résultats de la SOM 70
IV.5. Conclusion 73
Références bibliographiques du Chapitre IV 74
Conclusion générale 75

Abréviations

Abréviation	Signification
AFNOR	Association Française de Normalisation
AMRO	Analyse Multirésolution par Ondelettes
ANN	Artificial Neural Networks (Réseaux de Neurones Artificiels)
BPFI	Ball Pass Frequency Inner race (Fréquence de défaut de bague intérieure)
BPFO	Ball Pass Frequency Outer race (Fréquence de défaut de bague extérieure)
BSF	Ball Spin Frequency (Fréquence de rotation des éléments roulants)
CF	Crest Factor (Facteur de crête)
CGS	Centre de Gravité Spectral
CV	Crest Value (Valeur de crête)
DIM	Dimension (de l'espace perceptif MDS)
EMD	Empirical Mode Decomposition (Décomposition Modale Empirique)
FFT	Fast Fourier Transform (Transformée de Fourier Rapide)
FK	Facteur K (indicateur spécifique aux roulements)
FTF	Fundamental Train Frequency (Fréquence fondamentale de cage)
GMF	Gear Mesh Frequency (Fréquence d'engrènement)
HFD	High Frequency Detection (Détection Haute Fréquence)
HHT	Hilbert-Huang Transform
HFRT	High Frequency Resonance Technique (Analyse d'enveloppe)
IEPE	Integrated Electronics Piezo-Electric
IF	Impulse Factor (Facteur d'impulsion)
INDSCAL	Individual Differences Scaling
IoT	Internet of Things
LMS	Laboratoire de Mécanique et de Structures
M	Médiane

Abréviation	Signification
MDS	Multidimensional Scaling (Analyse Multidimensionnelle)
MEMS	Micro-Electro-Mechanical Systems
MODWPT	Maximal Overlap Discrete Wavelet Packet Transform
MSE	Mean Squared Error (Erreur Quadratique Moyenne)
NHR	Noise-to-Harmonic Ratio
OL	Overall Level (Niveau global)
RMS	Root Mean Square (Valeur efficace)
RUL	Remaining Useful Life (Durée de Vie Résiduelle)
SF	Shape Factor (Facteur de forme)
SK	Spectral Kurtosis (Kurtosis Spectral)
Sk	Skewness (Asymétrie)
SNR	Signal-to-Noise Ratio (Rapport signal/bruit)
SOM	Self-Organizing Map (Cartes Auto-Organisatrices)
SST	Synchrosqueezing Transform
Std	Standard Deviation (Écart-type)
VMD	Variational Mode Decomposition

Symboles

Symbole	Signification	Unité
Bd	Diamètre de l'élément roulant	mm
f	Fréquence	Hz
fr	Fréquence de rotation	Hz
Fr	Fréquence de rotation réelle mesurée	Hz
Fe	Fréquence d'engrènement	Hz
Fr1	Fréquence de l'arbre d'entrée du réducteur	Hz
Fr2	Fréquence de l'arbre de sortie du réducteur	Hz
K	Kurtosis	—
Lp	Niveau de pression acoustique	dB
m	Nombre de machines surveillées	—
n	Nombre de points de mesure	—
Nb	Nombre d'éléments roulants	—
p	Pression acoustique	Pa
p0	Pression acoustique de référence (20 µPa)	Pa
Pd	Diamètre primitif du roulement	mm
R	Coefficient de corrélation de Bravais-Pearson	—
θ	Angle de contact du roulement	°
xi_j	i-ème indicateur mesuré sur la j-ème machine	—

Introduction générale

Les machines tournantes, telles que les moteurs électriques, les générateurs, les turbines, les pompes et les compresseurs, constituent des éléments essentiels de l'industrie moderne en assurant la conversion et la transmission de l'énergie dans la plupart des secteurs de production. Selon la norme AFNOR X 60-010, la maintenance est définie comme un ensemble d'actions visant à maintenir ou rétablir un équipement dans un état lui permettant d'assurer la fonction requise. Dans ce contexte, les défaillances imprévues peuvent engendrer des arrêts de production coûteux ainsi que des risques humains et matériels importants. Ainsi, la maintenance conditionnelle s'impose comme une approche efficace, basée sur la surveillance de l'état des machines et l'intervention au moment opportun. Parmi les éléments les plus critiques, les roulements jouent un rôle central, et leur dégradation constitue une cause majeure des arrêts non planifiés.

Bien que l'analyse vibratoire soit largement utilisée en maintenance conditionnelle grâce à ses indicateurs et ses méthodes fréquentielles, elle présente certaines limites, notamment pour la détection précoce des défauts et l'analyse des signaux non stationnaires dans les systèmes à vitesse variable tels que les éoliennes. De plus, l'approche exclusivement vibratoire ne permet pas toujours de capturer l'ensemble des phénomènes physiques liés à la dégradation des machines, ce qui justifie le recours à des approches complémentaires.

Dans ce cadre, l'approche vibroacoustique apparaît comme une alternative prometteuse. En effet, les travaux de Hamzaoui et al. montrent que les vibrations et le bruit reposent sur un même mécanisme de génération physique. Cette convergence permet de combiner les indicateurs vibratoires avec la perception auditive humaine à travers la psychoacoustique. L'utilisation de la méthode de comparaison par paires, associée à l'analyse multidimensionnelle MDS INDSCAL, permet d'extraire des dimensions perceptives et de les relier aux paramètres physiques. Par ailleurs, l'intelligence artificielle, notamment les réseaux de neurones et les cartes auto-organisatrices (SOM), offre de nouvelles perspectives pour la classification automatique des états de dégradation.

Ainsi, la problématique de ce mémoire porte sur la contribution d'une approche multimodale combinant l'analyse vibratoire, l'analyse perceptive et l'intelligence artificielle pour améliorer le diagnostic des défauts de roulements et suivre l'évolution de la dégradation des machines

tournantes, de l'état sain jusqu'à la défaillance complète. Pour répondre à cette problématique, ce travail vise principalement à réaliser une synthèse bibliographique récente, appliquer l'analyse multirésolution par ondelettes (AMRO) sur des données réelles d'un roulement conique SKF 32222 J2 d'une éolienne de 2,2 MW, évaluer la perception sonore des défauts auprès de 25 auditeurs, et utiliser les cartes SOM pour la classification non supervisée des états de dégradation.

La méthodologie adoptée se déroule en trois étapes : une analyse vibratoire par ondelettes pour détecter le défaut de bague intérieure à partir du kurtosis et de l'analyse d'enveloppe, une étude perceptive basée sur 8 sons représentatifs évalués par 25 auditeurs afin de construire un espace perceptif via MDS INDSCAL, et enfin l'application des cartes SOM sur 50 valeurs de kurtosis pour segmenter automatiquement les données en quatre états : état sain, défaut naissant, défaut sévère et défaillance complète.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres :

le premier chapitre présente la revue bibliographique et les bases théoriques des machines tournantes, de la vibroacoustique et de l'intelligence artificielle. Le deuxième chapitre est consacré à l'analyse vibratoire et aux résultats de l'AMRO sur les données de l'éolienne. Le troisième chapitre traite de l'analyse acoustique et du protocole expérimental d'écoute ainsi que de la construction de l'espace perceptif. Enfin, le quatrième chapitre présente l'application des cartes SOM pour le diagnostic et la classification des états de dégradation, avant une conclusion générale et des perspectives de recherche.

Chapitre I

Synthèse bibliographique et bases théoriques

I.1. Introduction

Les machines tournantes constituent aujourd'hui l'un des piliers fondamentaux de la production industrielle moderne. Leur bon fonctionnement conditionne directement la productivité, la sécurité et la rentabilité des installations. Selon la norme AFNOR X 60-010 **[1]**, la maintenance est définie comme « un ensemble d'activités destinées à maintenir ou rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise ». Face à l'enjeu économique que représentent les arrêts non programmés, la maintenance conditionnelle s'est imposée comme la stratégie la plus efficace, reposant sur la surveillance continue des paramètres représentatifs de l'état de santé des machines.

L'analyse vibratoire en constitue l'outil principal. Comme le souligne Augeix **[2]**, une surveillance par niveaux globaux ne peut convenir que dans le cadre d'une politique de sécurité, ce qui illustre la nécessité d'aller au-delà des indicateurs globaux pour obtenir un diagnostic précis. Plus récemment, l'acoustique et la perception sonore se sont révélées être des approches complémentaires précieuses. En effet, Hamzaoui et al. **[8, 9]** ont établi que les vibrations et le bruit partagent le même mécanisme de génération, justifiant ainsi l'utilisation de l'acoustique comme alternative ou complément à l'analyse vibratoire classique.

Ce premier chapitre dresse une synthèse bibliographique et pose les bases théoriques nécessaires à la compréhension des travaux développés dans les chapitres suivants. Il s'articule autour de cinq grandes thématiques : généralités sur les machines tournantes, les principes de l'analyse vibratoire dans le diagnostic industriel, les fondements de l'acoustique et de la perception sonore, les méthodes de comparaison par paire, et enfin une revue des travaux récents portant sur la corrélation entre vibrations et perception acoustique.

I.2 Généralités sur les machines tournantes

Les machines tournantes, au sens large, sont des dispositifs tels que les moteurs, les générateurs, les turbines, les pompes et les réducteurs qui convertissent l'énergie électrique en énergie mécanique et inversement (et transmettent la puissance par l'intermédiaire d'arbres, d'engrenages et de roulements). Ces machines sont essentielles dans les applications industrielles, les transports, les systèmes énergétiques (éolien, houlomoteur, marémoteur) ainsi que les entraînements électriques modernes. Un ensemble comprend généralement un rotor (l'arbre à faire tourner et les pièces qui y sont montées), un stator, des roulements, des accouplements et parfois un ou plusieurs étages d'engrenages. Ces machines jouent un rôle crucial en matière de sécurité, de productivité et de coûts de maintenance, et leur fiabilité et leur disponibilité ont une incidence majeure sur ces deux aspects [25].

I.2.1 Principaux composants

Quelle que soit la nature ou la fonction d'une machine tournante, on retrouve un ensemble de composants communs dont la maîtrise est indispensable à la compréhension des mécanismes de génération de vibrations et de bruit.

Les arbres de rotation constituent les éléments de base de toute machine tournante. Ils transmettent le couple moteur et supportent les organes de transmission, travaillant en torsion, en flexion et parfois en traction.

Les roulements à billes et à rouleaux assurent le guidage en rotation des arbres tout en reprenant les efforts radiaux et axiaux. La détection précoce de leurs défauts représente un enjeu majeur de la maintenance conditionnelle. Bolaers et al. **[4]** ont notamment proposé des méthodes avancées de débruitage des signaux vibratoires pour améliorer la détection des écaillages de roulement.

Les engrenages assurent la transmission du mouvement rotatif par contact direct entre des dentures taillées sur des roues mécaniques. Les défauts de denture (fissures, piqûres, écaillages, usures) se manifestent par des modulations de la fréquence d'engrènement et par l'apparition de bandes latérales caractéristiques dans le spectre vibratoire. Younes et al. **[23, 24]** ont étudié expérimentalement ces signatures dans le cadre d'une approche vibro-acoustique perceptive.

I.2.2 Défauts typiques et mécanismes de dégradation

La connaissance des défauts typiques des machines tournantes est indispensable à la mise en place d'une stratégie de surveillance efficace. Bigret et Féron en ont dressé un inventaire

exhaustif dans leur ouvrage de référence. On distingue les défauts distribués, qui affectent l'ensemble d'un organe, et les défauts localisés, qui se concentrent en un point précis.

Le balourd constitue le défaut le plus fréquent des machines tournantes. Il résulte d'une distribution non uniforme de la masse autour de l'axe de rotation, entraînant une force centrifuge périodique dont la fréquence est égale à la fréquence de rotation fr.

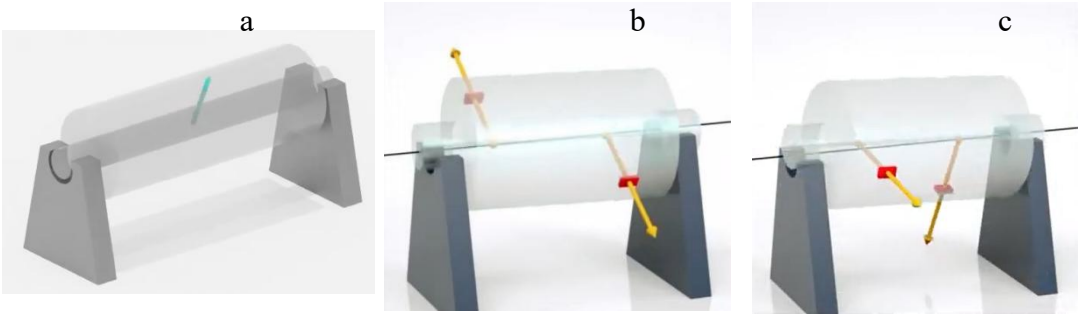


Figure I.1. Types de balourd

a : Déséquilibre statique

b : Déséquilibre du couple

c : Déséquilibre dynamique

Le désalignement apparaît lorsque les axes de deux arbres couplés ne sont pas parfaitement coaxiaux. Le désalignement angulaire génère des vibrations principalement axiales à fr et ses harmoniques ; le désalignement parallèle produit des vibrations radiales principalement à 2fr.

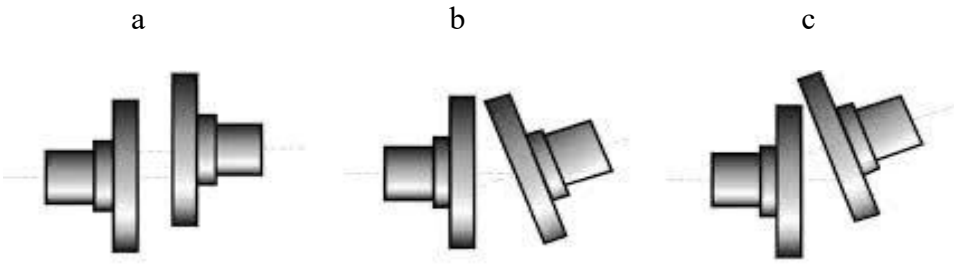


Figure I.2. Types des désalignements

a : Désalignement parallèle

b : Désalignement angulaire

c : Désalignement combiné

Les défauts de roulement Les roulements constituent des éléments de support essentiels et figurent parmi les pièces les plus sujettes aux défaillances des machines tournantes. Les défauts courants incluent l'écaillage et les fissures sur les bagues intérieure et extérieure ou sur les éléments roulants, les défaillances de lubrification, la contamination et les variations de jeu. Ces défauts génèrent des signatures vibratoires impulsionnelles et des fréquences de défaut caractéristiques, qui sont analysées en détail à l'aide de techniques avancées de traitement du signal **[26].**

Les défauts d'engrenage Dans les transmissions par engrenages, les réducteurs sont une source fréquente de défaillance. Les problèmes d'engrenages typiques incluent l'usure, la fissuration, la casse ou l'écaillage des dents, ainsi que l'excentricité et le défaut d'alignement. Ces problèmes sont souvent causés par une surcharge, une lubrification insuffisante, une contamination, des erreurs de fabrication ou d'installation, ainsi que par la fatigue. Chaque type de défaut présente un profil vibratoire distinct, observable aux fréquences de rotation des engrenages et de l'arbre **[27].**



Figure I.4. Défauts d'engrenages

I.3 Analyse vibratoire dans le diagnostic industriel

L'analyse vibratoire est la technique de surveillance conditionnelle la plus répandue. Comme le rappelle Augeix **[2]**, « la surveillance par niveaux globaux ne peut convenir que dans le cadre d'une politique de sécurité », ce qui illustre la nécessité d'aller au-delà des simples indicateurs globaux pour obtenir un diagnostic précis. Son principe repose sur le constat fondamental que tout défaut mécanique modifie le comportement vibratoire de la machine.

La mise en œuvre requiert une chaîne de mesure complète : accéléromètres piézoélectriques (IEPE), conditionneur de signal, système d'acquisition numérique et logiciel de traitement. Bolaers et al. **[4]** ont montré que le positionnement optimal des capteurs sur les paliers, dans les directions radiale et axiale, est déterminant pour la qualité des informations recueillies.

La surveillance vibratoire s'articule autour de deux niveaux complémentaires. Le premier niveau, dit de *surveillance*, consiste à suivre l'évolution temporelle d'indicateurs scalaires globaux. Le second niveau, dit de *diagnostic*, fait appel à des outils de traitement du signal plus élaborés pour caractériser précisément la nature et la localisation du défaut détecté.

I.3.1 Principes fondamentaux de l'analyse vibratoire

L'analyse vibratoire interprète les mouvements mesurés pour en déduire l'état d'un système. Elle repose sur la représentation des signaux dans différents domaines, chacun révélant des informations spécifiques.

Transformée de Fourier (FFT) La transformée de Fourier décompose un signal en composantes sinusoïdales, fournissant ainsi son contenu fréquentiel. En pratique, la transformée de Fourier discrète est implémentée efficacement sous la forme de la FFT, permettant une analyse spectrale en temps réel dans les systèmes de surveillance de l'état des machines. Les spectres et les spectres d'enveloppe obtenus par FFT sont des outils standard pour le diagnostic des machines tournantes et pour le calcul de la vitesse et du déplacement à partir de l'accélération par intégration dans le domaine fréquentiel **[22].**

Analyse spectrale L'analyse spectrale utilise la FFT et des outils associés pour examiner le contenu fréquentiel, les harmoniques, les bandes latérales et les composantes à large bande. Elle est fondamentale pour la détection des excitations périodiques, des fréquences d'engrènement, des fréquences de défauts de roulement et des phénomènes de résonance. Les méthodes spectrales à haute résolution permettent d'améliorer encore la séparation des raies spectrales rapprochées dans les machines complexes [22].

La **figure 1.5** le spectre d'accélération mesuré sur le palier 3 d'un réducteur dans la direction axiale dans la bande de fréquence [0-25600Hz]. Le spectre montre l'apparition de la fréquence d'engrènement Fe=6125 Hz et ces harmoniques 2Fe=12250 Hz et 3Fe=18375 Hz. D'après les zones 1 et 2 on constate l'apparition de bandes latérales aux alentours de la fréquence d'engrènement et ces harmoniques, correspondant à la fréquence de l'arbre d'entrée du réducteur Fr1=150 Hz et la fréquence de l'arbre de sortie Fr2=25 Hz. Cela, signifie qu'on est en présence d'un défaut sur les dents de la roue et du pignon. La décroissance des amplitudes de Fe et ces harmoniques 2Fe et 3Fe, confirme qu'on a une usure des dents.

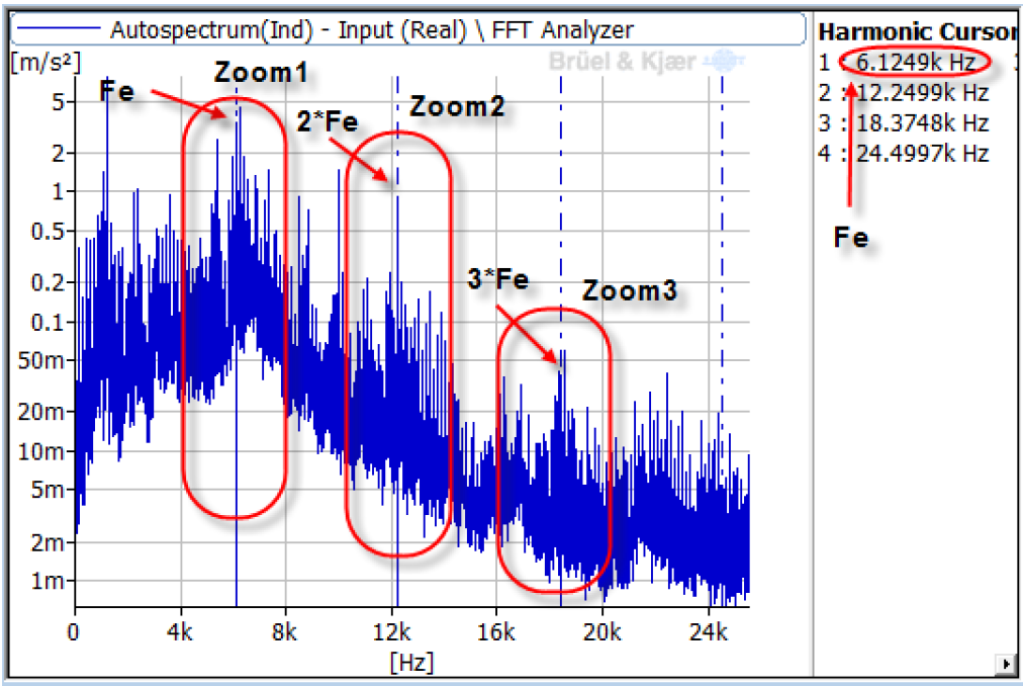


Figure I.5. Spectre du signal ST avec un défaut d'engrenages

Analyse cepstrale L'analyse cepstrale est obtenue en appliquant la transformée de Fourier inverse au logarithme du spectre de puissance. Cette approche est particulièrement utile pour détecter les structures périodiques faibles, telles que les bandes latérales générées par la modulation dans les boîtes de vitesses, où le chevauchement des composantes peut masquer des motifs dans le spectre d'origine. En « compressant » efficacement les familles de bandes latérales en pics uniques à des fréquences spécifiques, l'analyse cepstrale facilite l'identification des périodicités liées aux défauts [23].

La représentation cepstrale du même signal ST sur la **figure I.6** montre clairement l'apparition des deux harmoniques des fréquences d'entrée et de sortie du réducteur avec un peigne décroisant de ces harmoniques, ce qui confirme la présence du défaut sur la denture de la roue et du pignon.

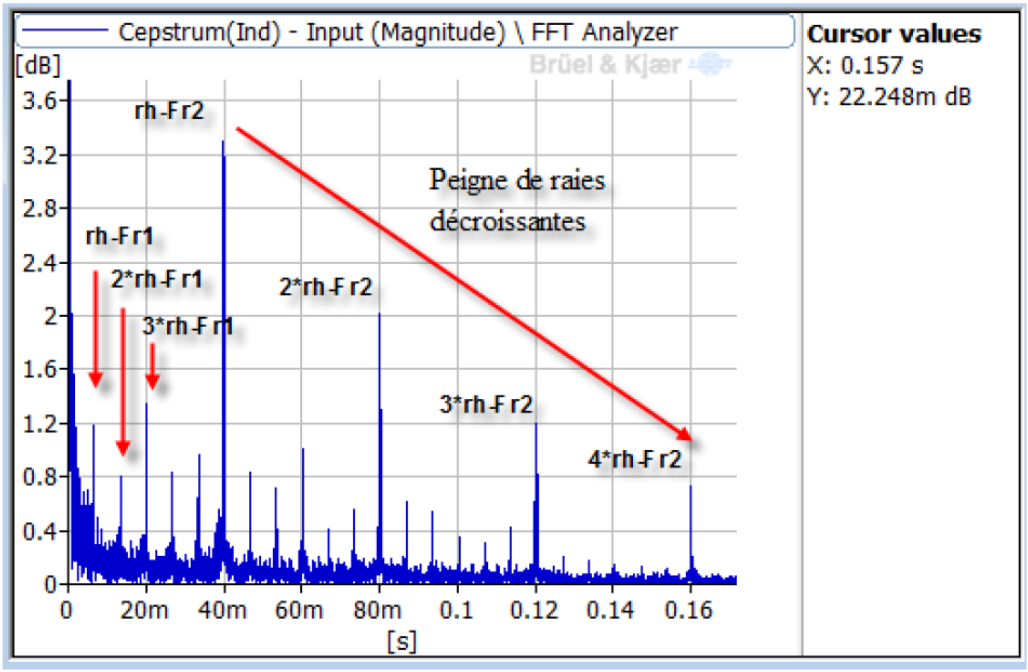


Figure I.6 Cepstre du signal ST.

I.3.2 Indicateurs classiques de surveillance

Il existe différents indicateurs de surveillance du niveau vibratoire d'une machine permettant la détection ou le suivi de l'évolution d'un défaut ou d'un ensemble de défauts tels que ceux d'engrenages et de roulements.

Parmi ces indicateurs, on trouve d'après l'étude de la référence [4] :

- Les indicateurs scalaires dérivant de la puissance et de l'amplitude crête du signal vibratoire (valeur efficace ''RMS'', valeur crête, facteur de crête, kurtosis.) ;

- Les indicateurs spectraux permettant le suivi de l'évolution de la signature vibratoire (spectre à résolution constante, spectre à pourcentage de bandes constant.) ;

- Les indicateurs spécifiques associés à la détection précoce d'un défaut particulier (amplitude d'une raie spectrale, amplitudes des harmoniques spectraux). Comme le facteur K qui est spécifique aux roulements.

La valeur efficace RMS (Root Mean Square)

C’est un indicateur scalaire très utilisé, bien qu’il présente des inconvénients. Il est sensible à l’effet de masque, c'est-à-dire qu’il peut s’avérer inefficace à l’apparition de certains défauts. Globalement, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts, ce qui représente un inconvénient majeur dans le cadre de la maintenance conditionnelle. Le RMS a été appliqué avec succès limité pour la détection de défauts localisés [13].

Le kurtosis

Le kurtosis mesure l'acuité ou l'impulsivité d'un signal. Très sensible aux à-coups causés par une défaillance précoce des roulements ou des engrenages, il est particulièrement précieux lors des premiers stades de développement d'un défaut. En pratique, le kurtosis est souvent calculé après un filtrage passe-bande, une décomposition modale variationnelle ou un filtrage d'enveloppe afin d'isoler la bande de fréquences d'intérêt [4].

L'analyse d'enveloppe (HFRT)

Le spectre d'enveloppe repose sur la démodulation des bandes de résonance structurelles à haute fréquence. Il révèle les fréquences de défaut caractéristiques et leurs bandes latérales associées aux défauts des roulements et des engrenages, même en conditions de fonctionnement bruyantes. Il est considéré comme l'un des outils les plus efficaces pour localiser et identifier des types de défauts spécifiques dans les machines tournantes **[4].**

I.3.3 Signatures fréquentielles des défauts

a) Signature de balourd

Le spectre vibratoire est caractérisé par une composante dominante à la vitesse de rotation de 1 tr/min, qui détermine généralement la réponse globale. L'amplitude vibratoire à cette fréquence augmente proportionnellement au carré de la vitesse de rotation. Dans le domaine temporel, le signal est généralement sinusoïdal, notamment en l'absence d'autres défauts **[28].**

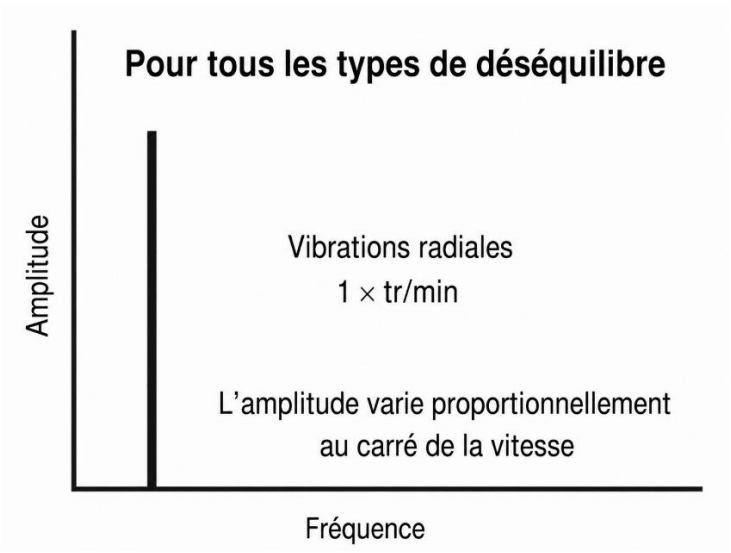


Figure I.7. Analyse FFT – défaut de déséquilibre

b) Signature de désalignement

Le spectre de vibration présente généralement des amplitudes élevées sur les composantes 1X et 2X, et parfois 3X. La vibration axiale est souvent dominante, en particulier dans les cas de désalignement angulaire

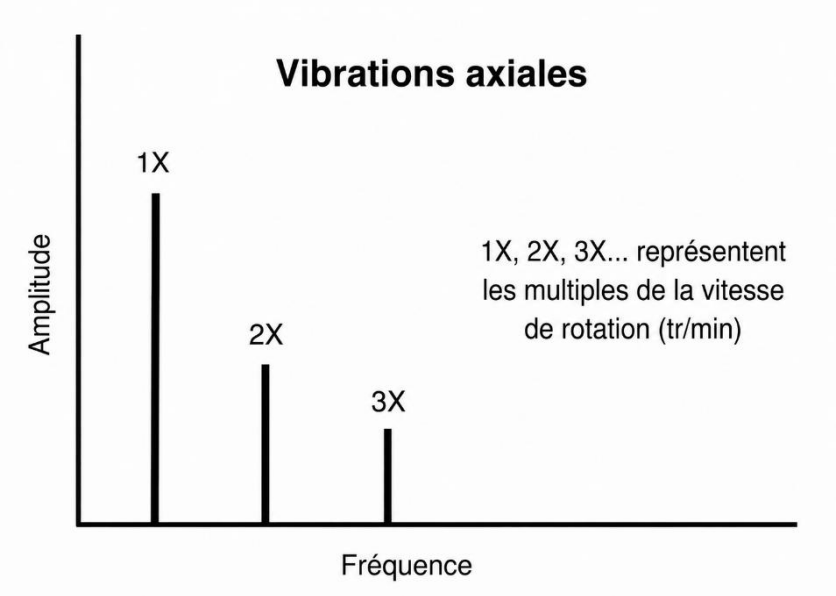


Figure I.8. FFT du désalignement parallèle

Un défaut d'alignement parallèle tend à générer une composante 2X importante en raison d'une excitation deux fois par révolution. Dans les cas les plus graves, des harmoniques supérieures peuvent apparaître, accompagnées d'une augmentation du niveau de vibration global (RMS) [28].

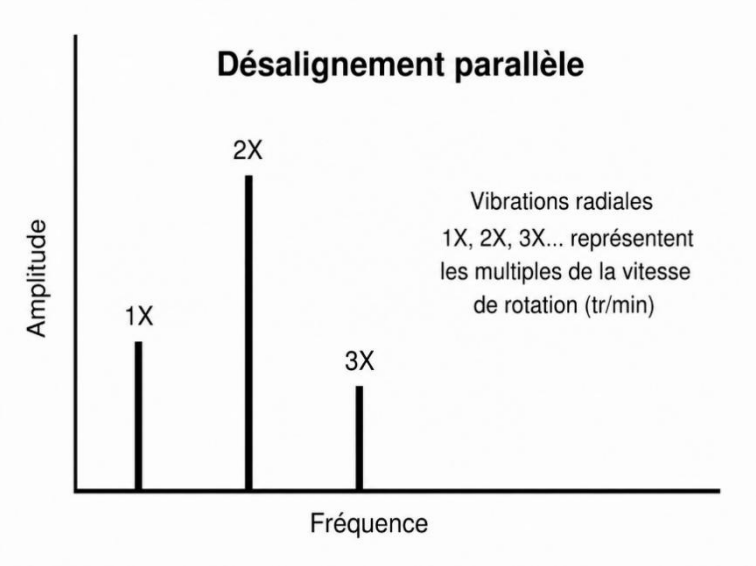


Figure I.9. FFT du désalignement angulaire

c) Signature des défauts de roulement

Des défauts peuvent affecter n'importe quelle partie du roulement et engendrer des vibrations à haute fréquence. En effet, le degré d'usure modifie le profil vibratoire. Dans la plupart des cas, il est possible d'identifier le composant défectueux grâce aux fréquences de vibration spécifiques qu'il génère. Les défauts des chemins de roulement et des éléments roulants sont facilement détectables. En revanche, il n'en va pas de même pour les défauts apparaissant dans les cages de roulement. Bien que de nombreuses techniques permettent de localiser les défauts, aucune méthode établie ne permet de prédire avec certitude quand un défaut de roulement entraînera une défaillance fonctionnelle [28].

Les fréquences des défauts de roulement ne sont pas directement proportionnelles à la vitesse de rotation. Cependant, les formules suivantes sont utilisées pour déterminer ces fréquences [28]

$$BPFO = \left(\frac{N_b}{2}\right) * \left(1 - \left(\frac{B_d}{P_d}\right)\cos(\theta)\right) * fr \quad (1)$$

$$BPFI = \left(\frac{N_b}{2}\right) * \left(1 + \left(\frac{B_d}{P_d}\right)\cos(\theta)\right) * fr \quad (2)$$

$$FTF = \left(\frac{1}{2}\right) * \left(1 - \left(\frac{B_d}{P_d}\right)\cos(\theta)\right) * fr \quad (3)$$

$$BSF = \left(\frac{P_d}{2B_d}\right) * \left(1 - \left(\left(\frac{B_d}{P_d}\right)^2\right) * (\cos(\theta))^2\right) * fr \quad (4)$$

- **Étape 1 du défaut de roulement**

Diagnostic des pannes de machines par analyse vibratoire : le spectre FFT des défauts de roulement peut être divisé en quatre zones (A, B, C et D), où nous observerons les variations au fur et à mesure de l'usure du roulement. Ces zones sont décrites comme suit :

Zone A : zone de vitesse de rotation et d'harmoniques de la machine

Zone B : zone des fréquences des défauts de roulement (5 à 30 kHz)

Zone C : zone des fréquences propres des composants du roulement (30 à 120 kHz)

Zone D : zone de détection des hautes fréquences (au-delà de 120 kHz).

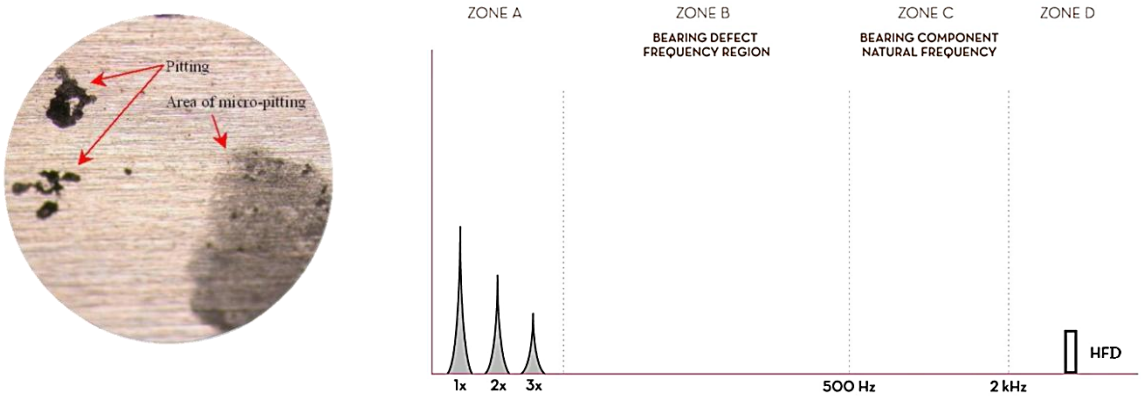


Figure I.10. FFT des petits défauts dans les chemins de roulement

- **Étape 2 du défaut de roulement**

À l'étape suivante (figure I.11), les chemins de roulement fatigués commencent à présenter de minuscules piqûres. Le passage des éléments roulants sur ces piqûres génère des oscillations, ou fréquences propres des composants du roulement, qui se situent principalement dans la plage de 30 à 120 kHz. Selon la gravité des défauts, il est possible que des fréquences latérales (fréquence de défaut du roulement ± tr/min) apparaissent au-dessus et en dessous du pic de fréquence propre à la fin de la deuxième étape. Les techniques de détection haute fréquence (DHF) peuvent afficher une amplitude deux fois supérieure à celle des mesures effectuées lors de la première étape [28].

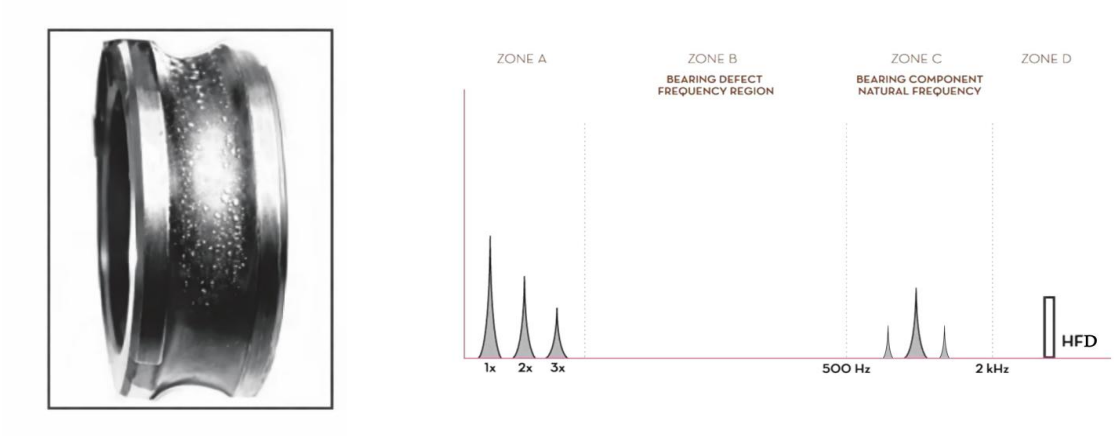


Figure 0.11. FFT d'une usure évidente sous forme de piqûres

- **Étape 3 du défaut de roulement**

Au stade 3 (Figure II.12), les fréquences discrètes du roulement et leurs harmoniques sont visibles sur la FFT. Elles peuvent être accompagnées de plusieurs bandes latérales. L'usure est généralement visible sur le roulement et peut s'étendre jusqu'au bord de la piste de roulement.

Les micro-piqûres du stade précédent s'agrandissent et leur nombre augmente. Lorsque des bandes latérales bien définies accompagnent une fréquence de défaut du roulement ou ses harmoniques, les composantes HFD ont presque doublé par rapport au stade 3. Il est généralement conseillé de remplacer le roulement à ce stade. Certaines études indiquent qu'après le stade 3, la durée de vie restante du roulement peut être de 1 heure à 1 % de sa durée de vie moyenne [28].

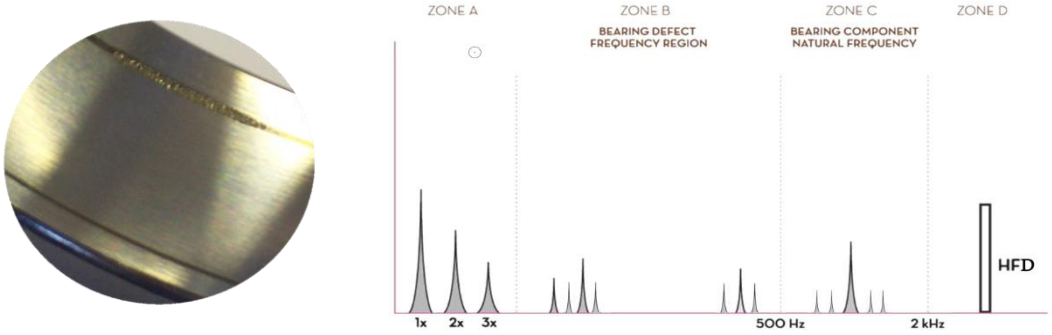


Figure I.12. FFT d'une usure clairement visible sur toute la largeur du roulement.

- **Étape 4 de la dégradation des roulements**

Dans la phase finale (Figure II.13), les piqûres fusionnent, créant des rainures rugueuses et un écaillage des chemins de roulement et/ou des éléments roulants. Le roulement est alors fortement endommagé. L'amplitude de la composante à 1 × tr/min augmente également. Cette augmentation peut entraîner la croissance de nombreuses harmoniques de vitesse de rotation. On peut se représenter cela comme un jeu accru dans les roulements, permettant un déplacement plus important du rotor.

Les fréquences discrètes des défauts du roulement et les fréquences propres des composants du roulement commencent à fusionner pour former un « bruit de fond » aléatoire, à large bande et à haute fréquence. Initialement, l'amplitude moyenne de ce bruit peut être importante. Cependant, elle diminue et la largeur du bruit augmente. Dans la phase finale, l'amplitude augmente à nouveau et la largeur du bruit de fond s'accroît également [28]. Cependant, l'amplitude du bruit de fond haute fréquence et une partie du HFD peuvent en fait diminuer (en raison de l'aplatissement des piqûres qui se transforment en écaillures), mais juste avant la rupture, l'énergie du pic atteint généralement des amplitudes extrêmes.

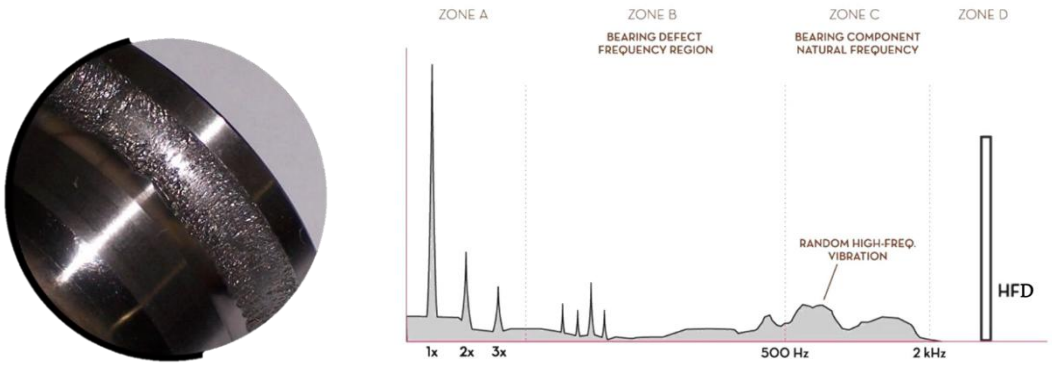


Figure I.13. Roulement gravement endommagé en phase finale d'usure

d) Signature de défaut d'engrenage

Une boîte de vitesses est un équipement rotatif susceptible de générer les harmoniques basses fréquences normales dans son spectre vibratoire, mais également une activité importante dans la région des hautes fréquences en raison des impacts sur les dents d'engrenage et les roulements. Le spectre de toute boîte de vitesses présente les vitesses de rotation à 1× et 2× tr/min, ainsi que la fréquence d'engrènement (GMF). La GMF est calculée en multipliant le nombre de dents d'un pignon ou d'une roue par sa vitesse de rotation respective [28].

GMF= nombre de dents × fréquence de rotation

L'usure des dents et le jeu peuvent exciter les fréquences propres de la roue dentée, ainsi que les fréquences d'engrènement et leurs bandes latérales. L'analyse par renforcement du signal permet de recueillir les vibrations d'un seul arbre à l'intérieur d'une boîte de vitesses **[28].**

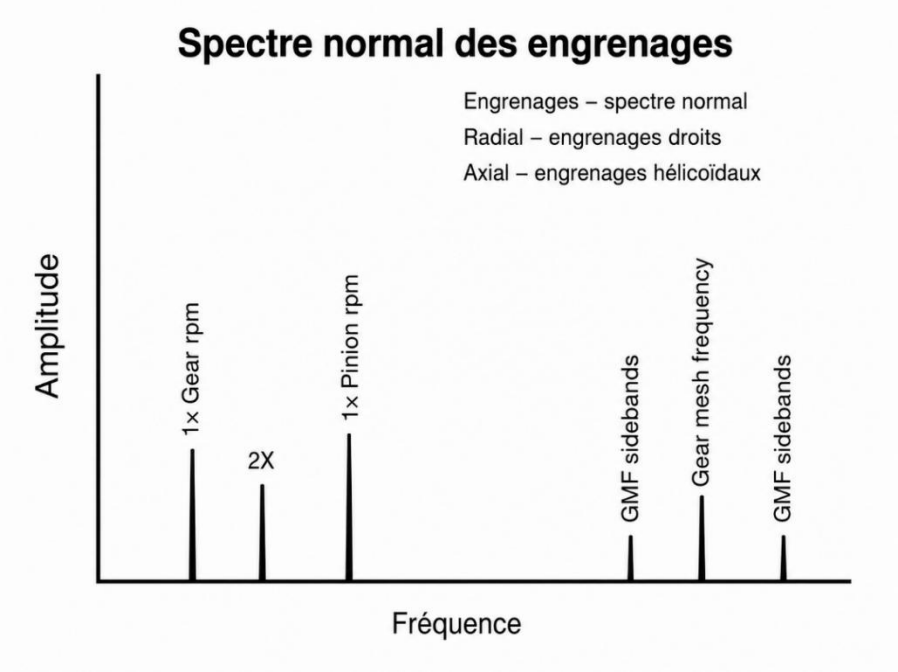


Figure I.14. vibratoire normal des engrenages

- **Usure des dents d'engrenage**

Une caractéristique importante de l'usure des dents d'engrenage est l'excitation des fréquences naturelles de l'engrenage, accompagnée de bandes latérales. L'espacement entre ces bandes est proportionnel à la vitesse de rotation de la dent défectueuse [28]. L'amplitude de la fréquence naturelle de l'engrenage (GMF) peut varier, mais des bandes latérales de forte amplitude apparaissent généralement en présence d'usure. Ces bandes latérales constituent un meilleur indicateur d'usure que la GMF elle-même.

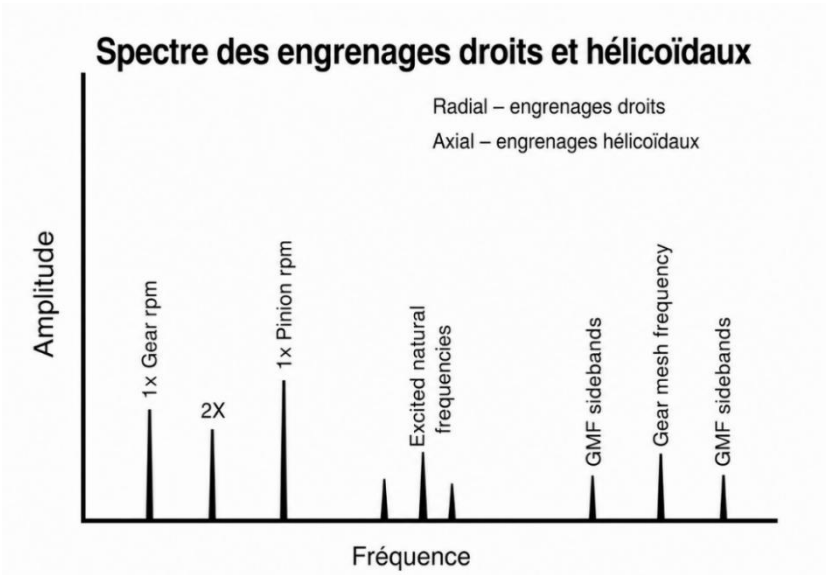


Figure I.15. Spectre vibratoire de l'usure des dents d'engrenage

- **Charge sur les dents d'engrenage**

Lorsque la charge sur une boîte de vitesses augmente, l'amplitude de la force contre-matrice (GMF) peut également augmenter. Des amplitudes de GMF élevées n'indiquent pas nécessairement un problème, en particulier si les fréquences latérales restent basses et qu'aucune fréquence propre d'engrenage n'est excitée [28]. Il est conseillé de réaliser l'analyse vibratoire d'une boîte de vitesses lorsque celle-ci transmet sa puissance maximale.

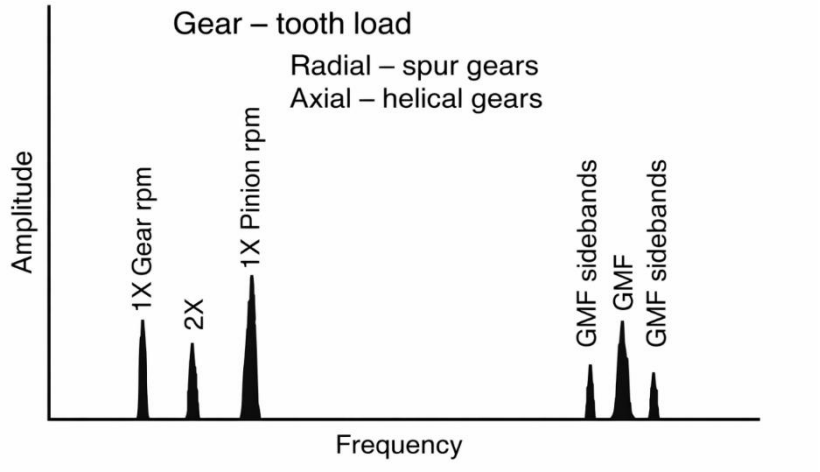


Figure I.16. Spectre de vibration de la charge des dents d'engrenage

I.4 Analyse acoustique et perception sonore

I.4.1 Notions de base en acoustique

L'acoustique industrielle s'intéresse aux bruits rayonnés par les structures vibrantes et à leur perception. Un son se caractérise par son niveau de pression acoustique L, exprimé en décibels :

$$Lp = 20 \log_{10}\left(\frac{p}{p_0}\right)[\text{dB}]) \quad (5)$$

où $p_0 = 20\,\mu$Pa est la pression de référence correspondant au seuil d'audition. L'oreille humaine est sensible entre $20\text{ Hz} \leq f \leq 20\,000\text{ Hz}$.

L'étude du rayonnement acoustique des structures vibrantes constitue une discipline à part entière. Hamzaoui et al. **[8]** ont développé un modèle vibro-acoustique théorique d'un rotor sur roulements, permettant de simuler différents types de défauts et de prédire leur signature acoustique. Dans la partie expérimentale de ces travaux **[9]**, les auteurs ont confirmé que la relation entre défauts mécaniques et génération de bruit est bien définie qualitativement, même si la précision quantitative reste limitée par les incertitudes sur les caractéristiques des paliers.

Hamzaoui **[8]** a également proposé une méthode de prédiction du bruit rayonné par des structures vibrantes à partir de mesures vibratoires temporelles, en utilisant une approche intégrale simplifiée dans le domaine temporel. Cette méthode a permis d'identifier, par une approche subjective couplée à des tests d'écoute de similarité, les zones de surfaces les plus rayonnantes.

I.4.2 Paramètres psychoacoustiques

La psychoacoustique étudie les relations entre les grandeurs physiques objectives du son et les sensations subjectives perçues. Roussarie **[19]** a montré que le centre de gravité spectral (CGS) constitue un paramètre fortement corrélé avec l'attribut perceptif de *brillance* du timbre sonore : plus le CGS est élevé, plus le son est perçu comme brillant et aigu.

La **sonie (Loudness)** quantifie la sensation subjective de force sonore. Elle est mesurée en sons (sone) et dépend non seulement du niveau sonore global, mais aussi de la distribution spectrale de l'énergie. Parizet et al. **[16]** ont montré dans leur étude sur les trains à grande vitesse que l'intensité sonore constitue le facteur perceptif dominant, influencé principalement par la vitesse du convoi.

Vincent **[21]** a étudié la qualité sonore des systèmes de soufflage et de climatisation automobiles. Ses résultats ont révélé que les dimensions perceptives principales dans ce contexte

sont la sonie et des indicateurs liés à la composante harmonique du son : rugosité, centre de gravité spectral et rapport signal/harmoniques (NHR en dBA). Ces travaux illustrent comment l'analyse perceptive permet d'identifier les attributs réellement utilisés par les auditeurs pour différencier des sons industriels.

Miloudi et al. **[13]** ont combiné approches physiques et subjectives pour évaluer la qualité des sons rayonnés par des plaques excitées. Leur étude, basée sur un plan d'expériences et un test subjectif de préférence par paires, a permis d'identifier les paramètres structuraux ayant la plus grande influence sur la qualité sonore perçue, notamment les conditions aux limites et la position du point d'impact.

I.4.3 Introduction à la perception auditive

La perception auditive humaine est un phénomène complexe impliquant à la fois des mécanismes physiologiques (traitement par le système auditif périphérique et central) et des processus cognitifs (interprétation, mémoire, attention). Cette subjectivité impose le recours à des méthodes statistiques rigoureuses pour extraire des informations fiables à partir de jugements perceptifs.

Une propriété fondamentale de la perception auditive, particulièrement exploitée en évaluation sensorielle, est la faible capacité de mémoire auditive à court terme. L'oreille humaine est bien plus précise pour comparer deux sons présentés en succession rapide que pour évaluer un son de façon absolue. Cette limitation justifie le recours aux méthodes d'évaluation comparative. Comme le montrent Parizet et al. **[17]** dans leur étude comparative de six méthodes d'évaluation, le pouvoir de discrimination est systématiquement plus important pour les tests de comparaison que pour les évaluations absolues.

Minard **[14]** a étudié l'influence du contexte d'écoute (réverbération de la salle, état d'attention des auditeurs) sur la qualité sonore perçue des Systèmes de Traitement d'Air. Ses résultats ont mis en évidence que l'attention des auditeurs peut influer de manière significative sur les jugements perceptifs, plaidant pour une standardisation rigoureuse des protocoles expérimentaux.

I.5 Méthodes de comparaison par paire

Le principe de cette méthode est que, pour un auditeur non entraîné, comparer deux stimuli et indiquer celui qu'il préfère est plus facile qu'évaluer séparément chacun d'eux, en raison des faibles capacités de la mémoire auditive. L'auditeur entend donc toutes les paires de sons différents qu'il est possible de constituer ; en pratique, pour N sons, ce nombre de paires, correspondant à la demi-matrice supérieure, est de N(N-1) /2. Une question précise est toujours posée (par exemple :« quel son préférez-vous ? »). La réponse peut être à choix forcé (l'auditeur doit choisir l'un des sons), ce qui peut éviter que les auditeurs, par facilité, répondent préférentiellement que les deux bruits sont équivalents. Cependant, on constate que, de façon générale, les auditeurs accomplissent leur tâche avec beaucoup de sérieux, ce qui réduit l'ampleur de ce risque ; c'est pourquoi il est préférable d'autoriser la réponse « les deux bruits sont équivalents », rendant ainsi le test plus confortable à l'auditeur.

L'ordre de présentation des paires doit faire en sorte que deux apparitions successives d'un même son soient, le plus possible, distantes l'une de l'autre. Cela réduit l'effet d'ancrage : si tous les bruits étaient successivement confrontés à l'un d'entre eux, des caractéristiques propres à celui-ci pourraient prendre une trop grande importance et orienter les réponses. Une autre précaution consiste à ce que chaque son apparaisse aussi souvent comme le premier ou le second des paires. Des techniques existent pour construire des successions de paires respectant ces deux conditions [29] ; l'idéal est de permuter aléatoirement l'ordre des sons, pour chaque auditeur, avant de construire la succession des paires.

Les réponses des auditeurs étant codées numériquement (entre 0 ou 1 dans le cas de choix forcé, nombre entre 0 et 1 sinon), la première étape d'analyse consiste à calculer le nombre d'erreurs circulaires commises par chaque auditeur. Une des limitations de la méthode de comparaison par paires est le nombre de stimulus, car un nombre N de sons entraîne N(N-1)/2paires au minimum. Par exemple pour 15 sons, cela représente 105 paires; si chaque échantillon dure dix secondes, la durée minimale d'écoute sera supérieure à 35 min, ce qui est très long pour un auditeur et entraîne un risque d'une moindre qualité de ses réponses.

I.6 Travaux récents sur la corrélation vibration–bruit

Méthodes de traitement et d'analyse des signaux vibroacoustiques

L'analyse vibroacoustique, fondée sur la corrélation entre les signaux vibratoires et acoustiques, constitue l'une des approches les plus prometteuses pour le diagnostic intelligent des défauts dans les machines tournantes. Contrairement aux méthodes reposant exclusivement sur les accéléromètres, l'approche vibroacoustique exploite la complémentarité des deux modalités de mesure afin d'obtenir une représentation plus complète et plus robuste de l'état de santé d'une machine **[36], [37].** Les travaux publiés entre 2023 et 2025 témoignent d'une dynamique de recherche soutenue dans ce domaine, notamment autour de la fusion multi-modale, du débruitage des signaux et de l'intégration de l'intelligence artificielle dans les chaînes de diagnostic **[32], [35].**

Les techniques d'analyse temps-fréquence demeurent au cœur des approches vibroacoustiques modernes. La décomposition en modes variationnels (VMD — *Variational Mode Decomposition*) constitue à ce titre une méthode particulièrement employée pour séparer les composantes d'un signal non-stationnaire bruité. Zhou et al. ont proposé une méthode hybride combinant la VMD et la transformée en paquets d'ondelettes à recouvrement maximal (MODWPT), permettant d'extraire les caractéristiques spectrales intrinsèques des signaux vibratoires des engrenages tout en éliminant efficacement les composantes fantômes et le bruit haute fréquence **[30].** Les auteurs ont démontré la supériorité de leur approche sur les méthodes classiques telles que le seuillage par ondelettes (WTD) et la décomposition empirique en modes (EMD-RD) **[30].**

Par ailleurs, Bai et al. ont conduit une revue systématique des méthodes temps-fréquence appliquées au diagnostic des machines tournantes, soulignant que la VMD souffre d'une dépendance au réglage empirique de ses paramètres, et que son intégration avec la transformée par synchrosqueezing (SST) ouvre des perspectives prometteuses pour les signaux à vitesse variable **[31].**

Du côté du diagnostic acoustique, les travaux récents exploitent la nature non-intrusive du signal sonore. Wei et al. ont introduit une méthode légère d'extraction de caractéristiques acoustiques en domaine complexe pour la détection de défauts dans les machines tournantes, sans nécessiter de contact physique avec la machine, ce qui facilite son déploiement en conditions industrielles **[33].**

Fusion des signaux vibration–acoustique

La fusion de données multi-sources constitue une avancée significative par rapport aux analyses mono-canal. En combinant les informations issues des accéléromètres et des microphones, il est possible de pallier les insuffisances inhérentes à chaque modalité prise séparément, notamment la sensibilité au bruit ambiant des signaux acoustiques et la limitation spatiale des capteurs de vibrations **[34], [35].**

Dans ce cadre, une étude publiée dans *Heliyon* (2024) propose une approche combinant la fusion acoustique–vibratoire avec la VMD optimisée par l'algorithme du porc-épic à crête (CPO), pour le diagnostic des roulements à billes. Les auteurs soulignent que les méthodes à signal unique souffrent d'une information incomplète et d'une forte sensibilité au bruit, et démontrent que la fusion améliore significativement la robustesse du diagnostic **[34].**

Chen, Huang et Kang ont quant à eux proposé un descripteur hybride dénommé MAVgram (*Multi-modal Acoustic-Vibration gram*), combinant les représentations spectrales des deux modalités dans un cadre 2D unifié, transmis ensuite à un réseau de neurones profond entraîné par apprentissage par transfert. L'approche atteint une précision de classification de 93,47 % avec seulement 15 % des données d'entraînement disponibles **[32].**

Avantages de l'approche vibroacoustique par rapport à l'analyse vibratoire seule

Les travaux récents convergent vers plusieurs conclusions relatives à la supériorité de l'approche vibroacoustique.

- Richesse informationnelle accrue. La combinaison des deux modalités fournit des informations complémentaires sur les mécanismes de défaillance : les vibrations renseignent sur les forces dynamiques internes, tandis que le bruit rayonné reflète le couplage structurel entre les composants [34], [35].

- Robustesse au bruit. La redondance introduite par la fusion multi-modale confère une meilleure résistance aux perturbations environnementales, particulièrement dans les environnements industriels bruyants [32], [36].

- Détection précoce des défauts incipients. Des études récentes indiquent que les signatures acoustiques de certains défauts — notamment les fissures de fatigue dans les roulements — apparaissent plus tôt que leurs équivalents vibratoires, permettant une détection anticipée [33], [34].

I.7 Conclusion

Ce premier chapitre a permis de poser les bases théoriques et bibliographiques nécessaires à la compréhension des travaux développés dans cette thèse. D'un point de vue technique, les indicateurs scalaires (kurtosis **[4, 7]**, facteur de crête **[15]**, RMS **[4]**, CGS **[19]**) et les outils fréquentiels (analyse spectrale, cepstrale **[16]**, d'enveloppe, par ondelettes **[7]**) constituent la boîte à outils classique du diagnostic vibratoire, avec des capacités et des limites bien documentées.

D'un point de vue méthodologique, la méthode de comparaison par paires **[10, 18]** associée à l'analyse multidimensionnelle MDS INDSCAL **[5]** constitue un cadre rigoureux pour extraire des dimensions perceptives significatives à partir de jugements subjectifs de dissemblance, en s'appuyant sur les travaux fondateurs de Torgerson **[20]** et Borg & Groenen **[3]**.

Enfin, la synthèse des travaux de Younes et al. **[23, 24]**, Kenzari **[11]**, Hamzaoui et al. **[8, 9]** et Miloudi et al. **[13]** confirme la pertinence et la faisabilité de l'approche vibro-acoustique perceptive pour l'optimisation du diagnostic des machines tournantes. Les chapitres suivants s'appuieront sur ces bases pour présenter la démarche expérimentale et les résultats obtenus.

Références bibliographiques

[1] AFNOR, Norme AFNOR X 60-010, Paris, 1990. → Cité en Introduction (définition de la maintenance).

[2] Augeix D., Analyse vibratoire des machines tournantes, Techniques de l'Ingénieur BM 5145, 2005. → Cité en §1.2.1 et §1.2.3e (facteur K, maxim de surveillance).

[3] Borg I., Groenen P., Modern Multidimensional Scaling: Theory and Applications, Springer, 1997. → Cité en §1.4.2 (détermination du nombre de dimensions, coude du Stress).

[4] Bolaers F., Cousinard O., Marconnet P., Rasolofondraibe L., Advanced detection of rolling spalling from denoising vibratory signals, Control Engineering Practice, 12, 181–190, 2004. → Cité en §1.1.2, §1.2.1, §1.2.3a, §1.2.3b, §1.2.4 (positionnement capteurs, RMS, kurtosis, enveloppe).

[5] Carroll J.D., Chang J.J., Analysis of individual differences in multidimensional scaling, Psychometrika, 35, 283–319, 1970. → Cité en §1.4.2 (algorithme INDSCAL) et §1.6 (conclusion).

[6] Belsak A., Flasker J., Detecting cracks in the tooth root of gears, Engineering Failure Analysis, 14, 1466–1475, 2007. → Cité en §1.1.1 (signaux non-stationnaires) et §1.2.2 (analyse spectrale, fissures de denture).

[7] Djebala A., Ouelaa N., Hamzaoui N., Detection of bearing defects using discrete wavelet analysis, Meccanica, 43, 339–348, 2008. → Cité en §1.1.3, §1.2.2, §1.2.3b, §1.2.4 (optimisation paramètres ondelettes, kurtosis roulements).

[8] Hamzaoui N., Boisson C., Lesueur C., Vibro-acoustic analysis and identification of defects in rotating machinery, Part I: Theoretical model, Journal of Sound and Vibration, 216, 553–570, 1998. → Cité en Introduction, §1.3.1, §1.5.1, §1.6.

[9] Hamzaoui N., Boisson C., Lesueur C., Vibro-acoustic analysis and identification of defects in rotating machinery, Part II: Experimental study, Journal of Sound and Vibration, 216, 571–583, 1998. → Cité en Introduction, §1.3.1, §1.5.1, §1.6.

[10] IEC 60268-13, Listening tests on loudspeakers, International Electrotechnical Commission, 1998. → Cité en §1.4.1 (méthode standard de comparaison par paires) et §1.6.

[11] Kenzari M., Diagnostic vibro-acoustique des défauts d'engrenages : Analyse d'une démarche de perception sonore, Mémoire de master, INSA Lyon, 2009. → Cité en §1.5.2, §1.5.4, §1.6 (travaux fondateurs, extrapolation des modèles).

[12] Kruskal J., Wish M., Multidimensional Scaling, Sage Publications, 1978. → Cité en §1.4.2 (règle empirique N stimuli → (N−1)/4 dimensions robustes).

[13] Miloudi A., Hamzaoui N., Guyader J.L., Subjective evaluations of sound radiated by impacted plates, Applied Acoustics, 71, 531–538, 2010. → Cité en §1.3.2, §1.5.1, §1.6 (plan d'expériences, évaluation subjective de plaques).

[14] Minard A., Perception et confort acoustiques des Systèmes de Traitement d'Air, Thèse de doctorat, Université de La Rochelle et Université de Liège, 2005. → Cité en §1.3.3 et §1.5.4 (influence du contexte d'écoute sur les jugements perceptifs).

[15] Pachaud C., Salvetat R., Fray C., Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces, Mechanical Systems and Signal Processing, 11, 903–916, 1997. → Cité en §1.2.3b (comparaison kurtosis / facteur de crête, conditions de détection) et §1.6.

[16] Parizet E., Hamzaoui N., Jacquemoud J., Noise assessment in a high-speed train, Applied Acoustics, 63, 1109–1124, 2002. → Cité en §1.3.2 (sonie dominante, préférence basses fréquences) et §1.4.3.

[17] Parizet E., Hamzaoui N., Sabatie G., Comparison of some listening test methods: a case study, Acta Acustica united with Acustica, 91, 356–364, 2005. → Cité en §1.3.3, §1.4.1, §1.4.3, §1.5.4 (comparaison méthodes, choix forcé à éviter, standardisation).

[18] Ross R.T., Optimum orders for presentations of pairs in paired comparisons, Journal of Educational Psychology, 25, 375–382, 1934. → Cité en §1.4.1 (série de Ross, ordre de présentation des paires) et §1.6.

[19] Roussarie V., Analyse perceptive de structures vibrantes simulées par modèle physique, Thèse de doctorat, Université du Maine, 1999. → Cité en §1.2.3d (définition et formule du CGS, attribut de brillance) et §1.3.2.

[20] Torgerson W.S., Multidimensional scaling: I. Theory and method, Psychometrika, 17, 401–419, 1952. → Cité en §1.4.2 (algorithme MDSCAL de base) et §1.6.

[21] Vincent H., Étude de la qualité sonore d'appareils de soufflage et de climatisation, Mémoire de master, Université Pierre et Marie Curie, Paris, 2005. → Cité en §1.3.2 (sonie, CGS, NHR dans les sons automobiles) et §1.4.3.

[22] Winsberg S., De Soete G., A latent class approach to fitting the weighted Euclidean model CLASCAL, Psychometrika, 58, 315–330, 1993. → Algorithme CLASCAL cité dans la section MDS §1.4.2 (classes d'auditeurs, solutions parcimonieuses).

[23] Younes R., Ouelaa N., Hamzaoui N., Djebala A., Experimental study of real gear transmission defects using sound perception, International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 76, 927–940, 2015. → Cité en §1.1.2, §1.2.2, §1.2.3c, §1.2.3d, §1.5.2, §1.5.3, §1.6.

[24] Younes R., Hamzaoui N., Ouelaa N., Djebala A., Perceptual study of the evolution of gear defects, Applied Acoustics, 99, 60–67, 2015. → Cité en §1.5.3, §1.5.4, §1.6 (défauts simulés, extrapolation des modèles, suivi sans tests répétés).

[25] S. R. K. C. M. C. G. F. V. &. K. R. Kumar, "A Comprehensive Review of Remaining Useful Life Estimation Approaches for Rotating Machinery," *Energies.,* 2024.

[26] Y. L. J. H. Z. &. Z. M. Lei, "A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery.," Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 35, pp. 108-126, 2013.

[27] O. D. D. &. B. D. Das, "Machine learning for fault analysis in rotating machinery: A comprehensive review," Heliyon, vol. 9, 2023.

[28] Practical_Machinery_Vibration_Analysis_and_Predictive_Maintenance.pdf.

[29] H.A. David, The method of paired comparison. Oxford University Press, New-York (1988).

[30] Zhou, X., Wang, X., Wang, H., Xing, Z., Yang, Z., & Cao, L. (2023). Method for denoising the vibration signal of rotating machinery through VMD and MODWPT. *Sensors*, 23(15), 6904. https://doi.org/10.3390/s23156904

[31] Bai, R., et al. (2023). Application of time-frequency analysis in rotating machinery fault diagnosis. *Shock and Vibration*, 2023, Article 9878228. https://doi.org/10.1155/2023/9878228

[32] Chen, Z., Huang, Z., & Kang, W. (2023). A novel transfer learning method utilizing acoustic and vibration signals for rotating machinery fault diagnosis. *arXiv preprint*, arXiv:2310.14796. https://arxiv.org/abs/2310.14796

[33] Wei, X., Ding, L., Wang, D., Ma, L., & Chen, C. (2024). A lightweight complex-domain acoustic feature extraction method for rotating machinery fault detection. *Measurement Science and Technology*, 35(9), 096208. https://doi.org/10.1088/1361-6501/ad5b8f

[34] [Auteurs anonymisés lors de la révision]. (2024). Rolling bearing fault diagnosis based on acoustic-vibration data fusion and mode decomposition combined with the crested porcupine optimization algorithm. *Heliyon*. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39000 [accepté novembre 2024]

[35] [Auteur anonymisé]. (2024). A performance-interpretable intelligent fusion of sound and vibration signals for bearing fault diagnosis via dynamic CAME. *Nonlinear Dynamics*. https://doi.org/10.1007/s11071-024-10157-1

[36] Dai, M., Jo, H., Kim, M., & Ban, S.-W. (2025). MSFF-Net: Multi-sensor frequency-domain feature fusion network with lightweight 1D CNN for bearing fault diagnosis. *Sensors*, 25(14), 4348. https://doi.org/10.3390/s25144348

[37] Zhang, Y. (2025). A multi-modal deep learning framework for intelligent mechanical fault diagnosis: Fusion of acoustic and vibration sensor data. *Frontiers in Mechanical Engineering*. https://doi.org/10.3389/fmech.2025.1631818

[38] Lin, Y., et al. (2025). Cross-fusion Transformer for bearing fault diagnosis integrating acoustic and vibration features. In *AIP Advances*, 15(2), 020702. https://doi.org/10.1063/5.0241011

[39] Fu, G., Wei, Q., & Yang, Y. (2024). Bearing fault diagnosis with parallel CNN and LSTM. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 21(2), 2385–2406. https://doi.org/10.3934/mbe.2024105

Chapitre II

Analyse vibratoire classique des défauts

II.1. Introduction

Le diagnostic des défauts constitue une étape essentielle dans la surveillance et la maintenance des systèmes industriels. Il permet aux opérateurs de disposer d'informations précises sur l'état de fonctionnement des équipements et de détecter les anomalies dès leur apparition. Une détection précoce des défauts contribue à prévenir les défaillances majeures, à limiter les interruptions de production et à réduire les coûts de maintenance. À cet effet, plusieurs méthodes de surveillance ont été développées, notamment l'analyse dynamique, l'analyse vibratoire, la tribologie ainsi que les techniques de contrôle non destructif [1].

Parmi ces approches, l'analyse vibratoire occupe une place prépondérante dans le diagnostic des machines tournantes. En effet, les signaux vibratoires contiennent des informations précieuses sur le comportement dynamique des systèmes mécaniques. Les roulements, qui figurent parmi les composants les plus sollicités, sont souvent à l'origine d'une grande partie des défaillances observées. Chaque élément constitutif du roulement, tel que la bague intérieure, la bague extérieure ou les éléments roulants, possède des fréquences caractéristiques dont l'évolution peut révéler la présence d'un défaut. L'apparition d'une anomalie se traduit généralement par une augmentation de l'amplitude vibratoire aux fréquences correspondantes, ce qui rend leur surveillance indispensable pour garantir la fiabilité et la disponibilité des machines.

L'efficacité du diagnostic repose en grande partie sur les techniques de traitement des signaux utilisées pour extraire les informations pertinentes. Les méthodes classiques, telles que l'analyse temporelle et l'analyse fréquentielle, ont largement démontré leur intérêt dans l'identification des défauts. Cependant, elles présentent certaines limites lorsqu'il s'agit d'analyser des signaux non stationnaires, dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Afin de surmonter cette difficulté, l'analyse par ondelettes a été introduite comme une alternative performante. Cette méthode offre une représentation conjointe dans les domaines temporel et fréquentiel, ce qui la

rend particulièrement adaptée à l'étude des signaux présentant des phénomènes transitoires, des modulations d'amplitude ou des comportements périodiques complexes [2].

II.2. Plan expérimental :

II.2.1. Présentation du banc d'essai :

Les signaux de vibration utilisés dans cette étude ont été obtenus à partir d'un système de surveillance en ligne, fourni par Green Power Monitoring Systems (USA) **[1]**. Ces signaux de vibrations ont été obtenus à partir d'un essai de fonctionnement jusqu'à la défaillance d'un roulement conique à rouleaux effectué sur une éolienne d'une puissance nominale de 2,2 MW. L'arbre à grande vitesse d'éolienne était entraîné par une boîte de vitesses, la vitesse de rotation est de 1800 tr/min pendant la production d'énergie (Fig. 1)**.** Le roulement testé est un type SKF 32222 J2 supportant un arbre dont la vitesse nominale est de 30 r/s. Le diamètre extérieur, l'alésage et la largeur du roulement étaient respectivement de 200 mm, 110 mm et 56 mm. Le défaut a été initié au niveau de la bague intérieure du roulement. La figure 2 illustre les dimensions du roulement testé**.**

La base de données contenait 50 mesures de vibrations de 50 jours de surveillance consécutifs, c'est-à-dire toute la durée de vie du roulement testé jusqu'à la panne. Le signal de vibration a été mesuré par un accéléromètre placé selon la direction radiale. La fréquence d'échantillonnage est de 97656 Hz et le temps de mesure était de 6 secondes. Le signal brut de vibration a été traité pour extraire les indicateurs communs de vibration dans le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps-fréquence **.**

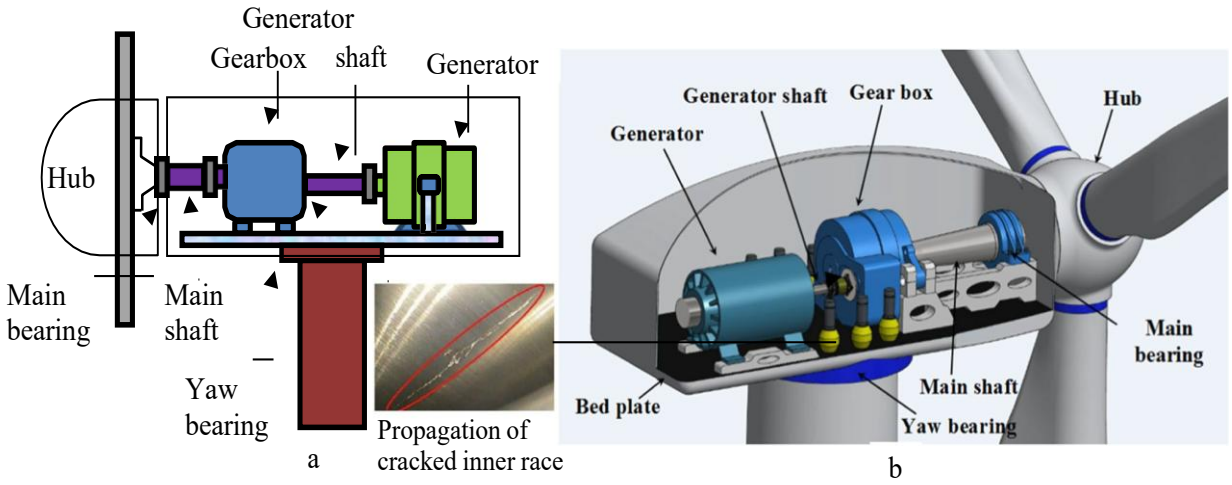
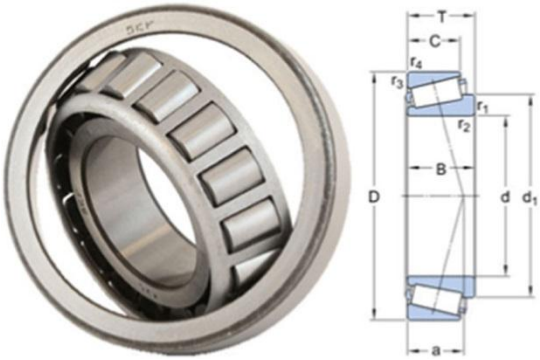


Figure II.1. Schéma cinématographique et photo b d'une éolienne



d1: 151 mm

B: 53 mm

C: 46mm

r1, 2 : min: 3mm

r3, 4: min: 2.5mm

a: 46mm

Figure II.2. Dimensions du roulement à rouleaux coniques (SKF 32222 J2)

II.3. Diagnostic des défauts par AMRO, traitement de signal et résultats :

Dans cette partie nous allons faire le diagnostic des défauts de roulements de type SKF 32222 J2 utilisé dans l'éolien, en utilisant l'AMRO.

En raison de la difficulté du traitement de tous les signaux (**50**) et de détecter les défauts qui évoluent rapidement, et afin de balayer toutes la période, nous avons divisé ces signaux en quatre périodes. Ensuite, nous avons pris deux signaux de chaque période afin de les traités, Tableau II.1.

Périodes	Signaux
Période 1	1ère Journée
	3ème Journée
Période 2	15ème Journée
	20ème Journée
Période 3	34ème Journée
	37ème Journée
Période 4	49ème Journée
	50ème Journée

Tableau II.1. Identification des signaux de chaque Période

Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements sont présentées dans le tableau 2.

Défaut	coefficient de défaut	Fréquence de rotation (Hz)	Fréquence de défaut (Hz)
FTF	0.42	30	12.6
BPFO	6.72	30	201.6
BPFI	9.47	30	283.2
BSF	1.435	30	43.05

Tableau II.2. Fréquences caractéristiques des défauts

Pour le traitement de signal par l'analyse multirésolution en ondelette des signaux mesurés, nous avons utilisé un programme Matlab, développé par Prof. Abderrazek DJEBALA, du Laboratoire de Mécanique et Structures Groupe Comportement Dynamique des Structures et Maintenance Industrielle de l'Université de Guelma **[1].**

L'**AMRO** permet d'avoir un certain nombre de vecteurs constitués de détails, correspondant aux hautes fréquences, et des approximations correspondant aux plus basses d'entre elles. Le vecteur optimal de la décomposition, qu'on nommera signal reconstruit, est dans notre cas celui qui permet la détection du défaut avec la meilleure résolution possible, cela nous conduit à sélectionner celui le mieux filtré.

Notre objectif est de chercher les symptômes des défauts, par exemple le Kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux chocs, son utilisation comme un critère de choix du vecteur optimal est tout à fait justifiée. Ce vecteur sera donc le détail ou l'approximation ayant le plus grand **kurtosis**. Nous présentons dans ce qui suit l'application de l'analyse multirésolution en ondelettes sur les signaux choisis **[3].**

- **Période 1:**
  - ✓ **1ère journée**

La **figure II.3** présente le signal mesuré la 1ère journée. On constate que le signal ne donne pas aucune information utile. L'application de l'AMRO nous permet d'avoir plus d'informations, le signal est divisé en 4 vecteurs de détails (**D**) et 4 vecteurs d'approximation (**A**).

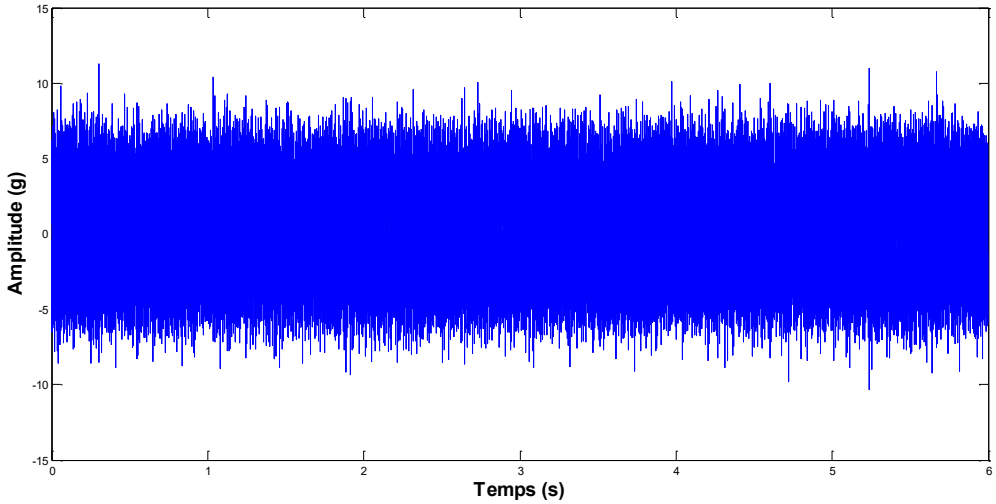


Figure II.3. Signal temporel de la 1ère journée

La **figure II.4** représente les différents détails et approximations issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. En se basant sur le **kurtosis** comme critère de choix, le détail 2 (**D2**) est celui le vecteur optimal, suivi par le détail 3 (**D3**).

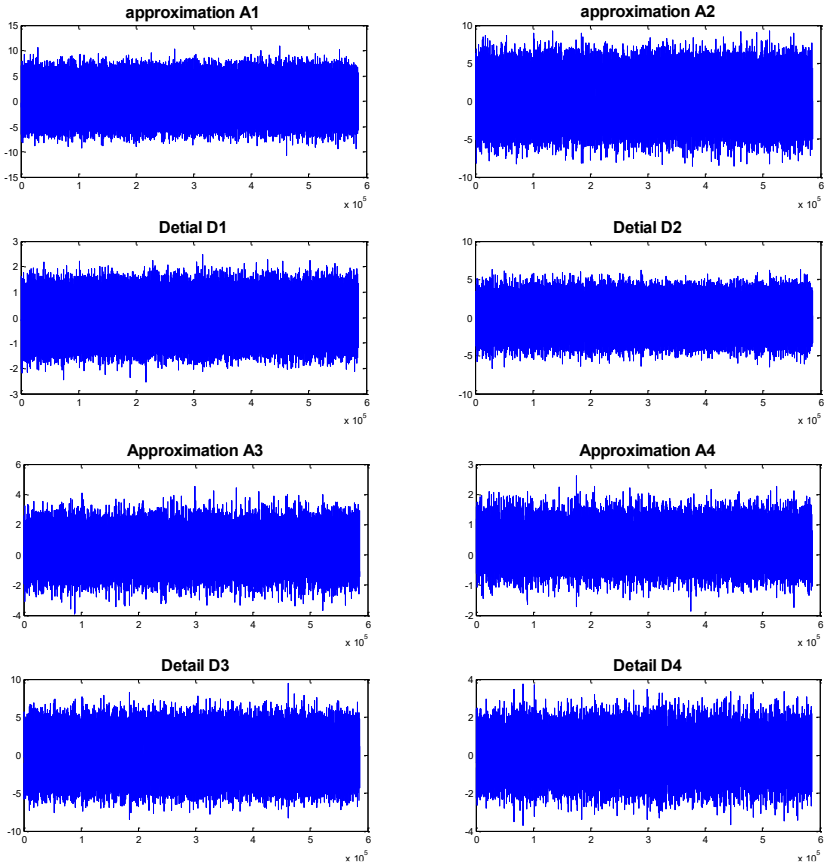


Figure II.4. Différents détails et approximations du signal de la 1ère journée

La **figure II.5** montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits (**D2** et **D3**) de la 1ère journée. On constate après le traitement du signal, l'apparition de la fréquence de rotation (**Fr = 30 Hz**) ainsi que leurs harmoniques, on remarque aussi qu'aucun pic clair correspond aux défauts de roulement est apparu sur ces signaux.

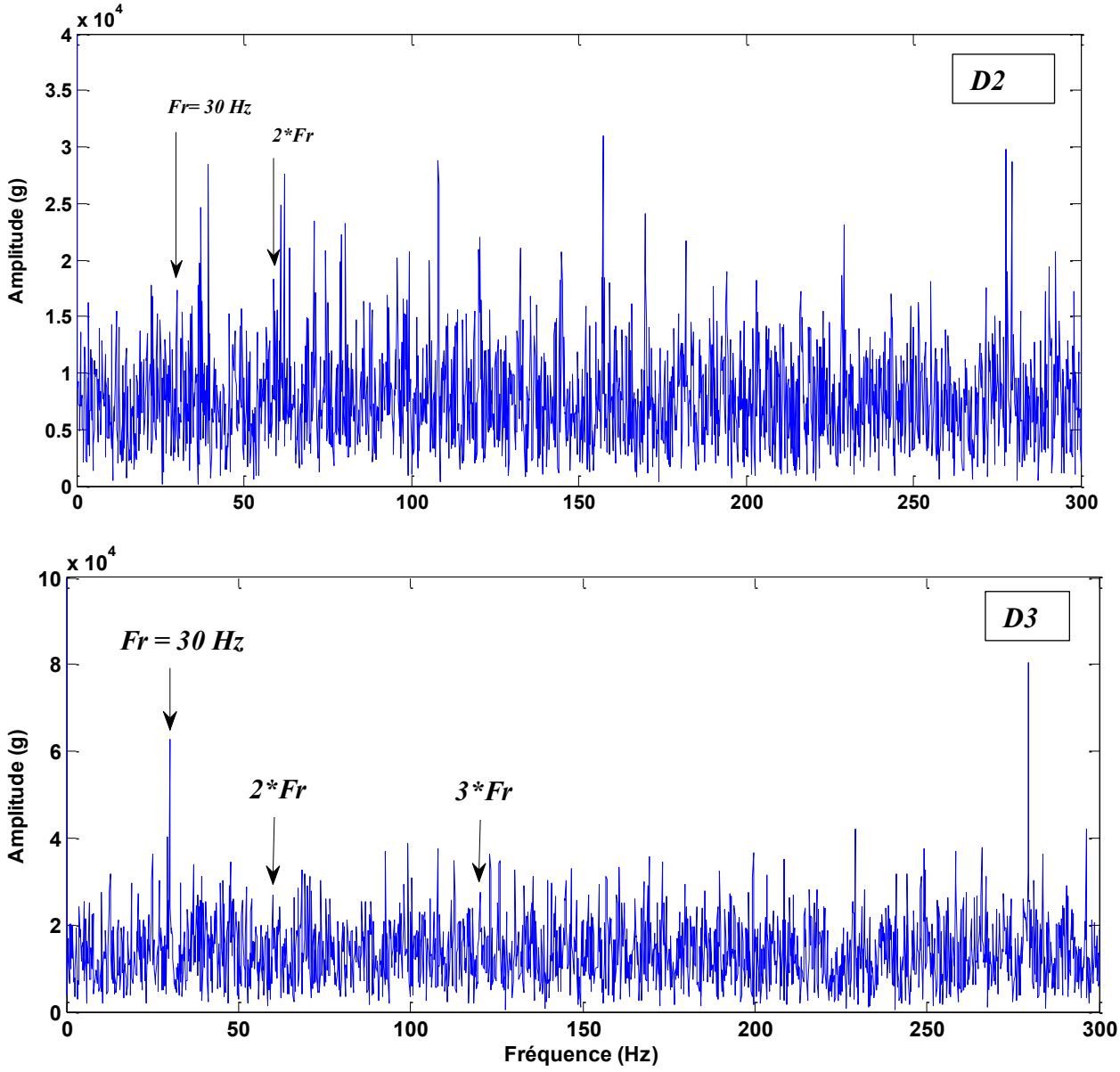


Figure II.5. Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2 et D3)

✓ **3ème Journée**

La **figure II.6** présente le signal mesuré la *3ème journée*.

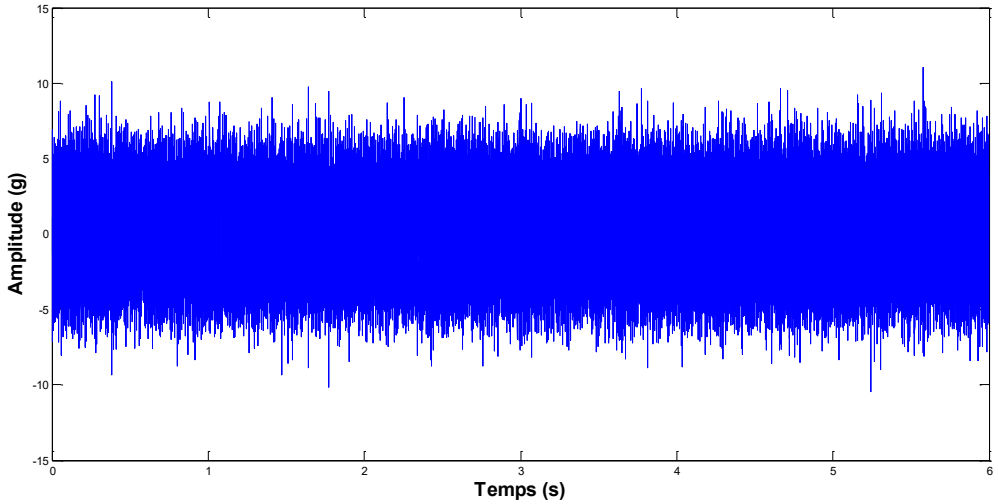


Figure II.6. Signal temporel de la 3ème journée

La **figure II.7** représente le détail **D2** et l'approximation **A4** issus de la décomposition en ondelettes du signal mesuré la 3ème journée.

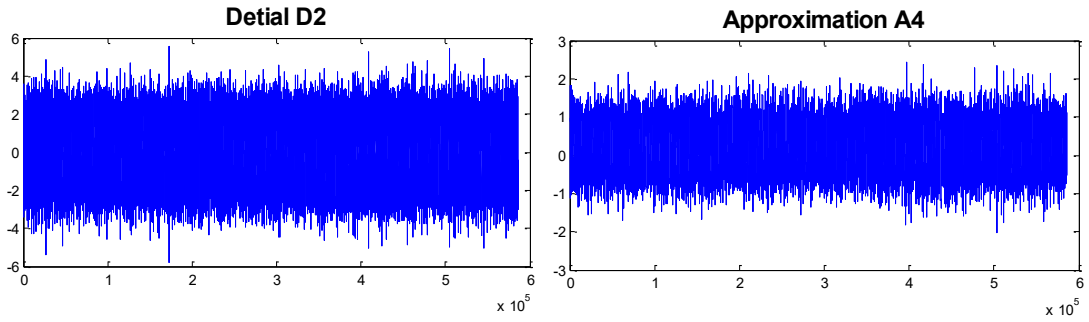


Figure II.7. Détail D2 et approximation A4 du signal de la 3ème journée

La **figure II.8** montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits (**D2** et **A4**) de la 3ère journée. Les résultats montrent l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation réelle **Fr = 29.67 Hz**, et leurs harmoniques. Aucun pic correspond aux défauts de roulement est apparu.

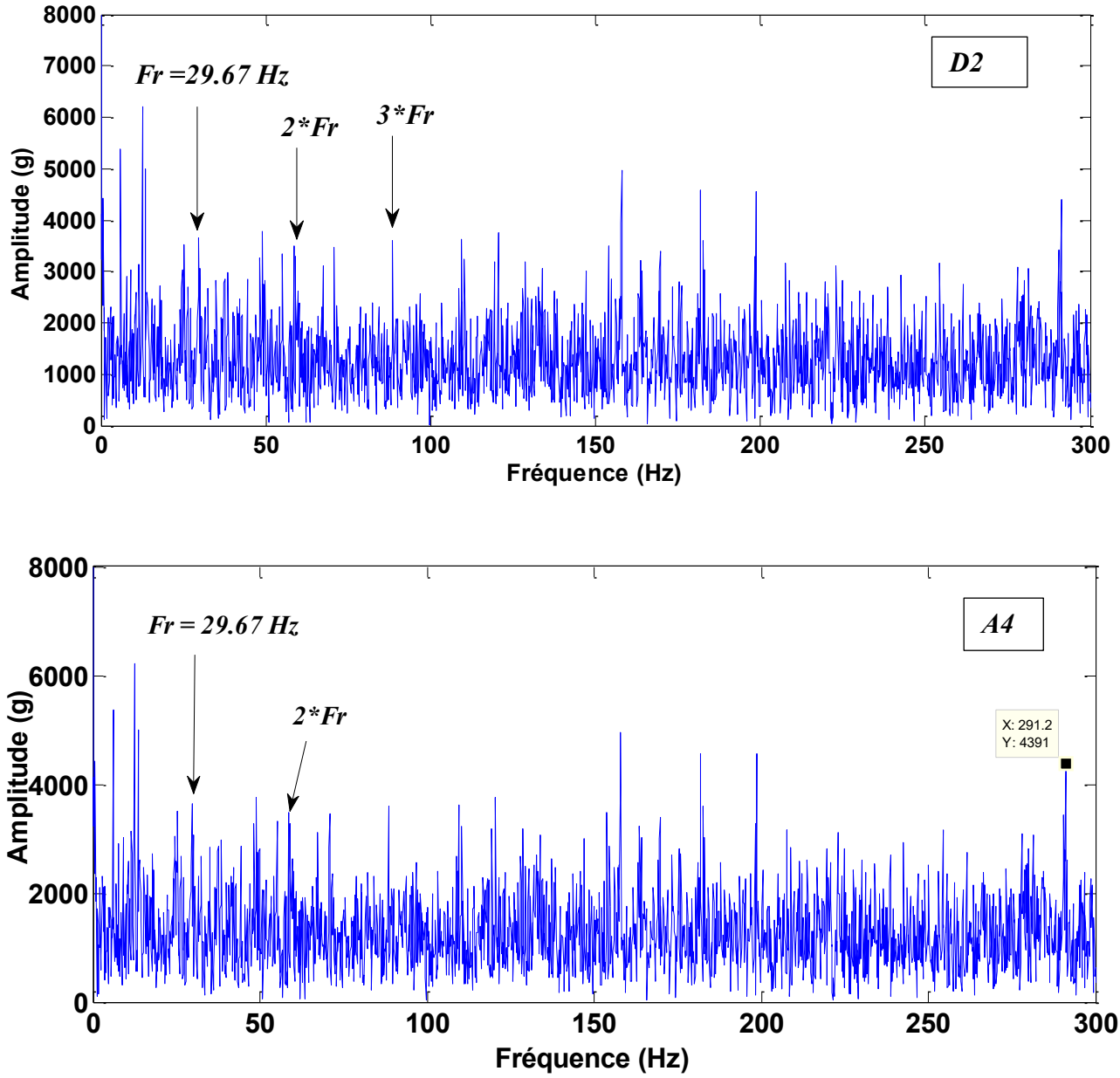


Figure II.8. Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2, A4)

- **Période 2 :**
  - ✓ **15ème journée**

La **figure II.9** présente le signal mesuré la 15ème journée**.** Le signal est divisé en 4 détailles et 4 approximations.

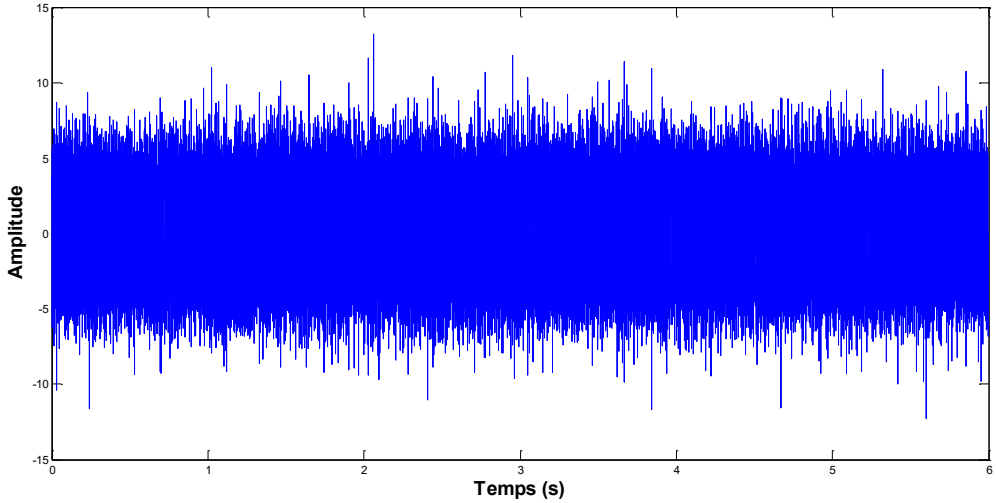


Figure II.9. Signal temporel

La **figure II.10** représente les détails **D2** et **D3** issus de la décomposition en ondelettes du signal mesuré la 15ème journée.

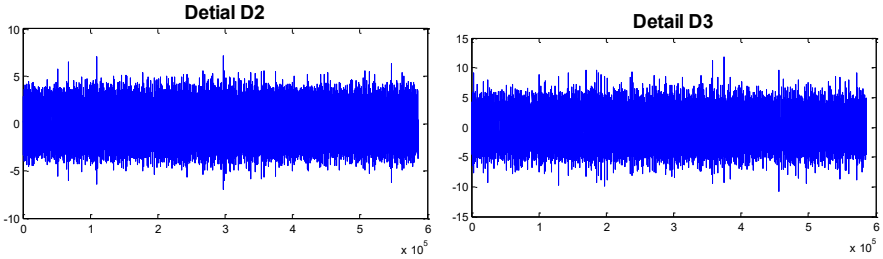


Figure II.10. Détails D2 et D3

La **figure II.11** montre les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits (**D2** et **D3**) du signal mesuré la 15ème journée. Les résultats du traitement des signaux **D2** et **D3** montrent l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation réelle **Fr = 31.33 Hz** et leurs harmoniques. Aussi, on remarque l'apparition des pics correspondant au défaut de la bague intérieur, **BPFI = 297 Hz,** ainsi que leur harmonique. Cela confirme la présence du défaut sur la bague intérieure du roulement **[1].**

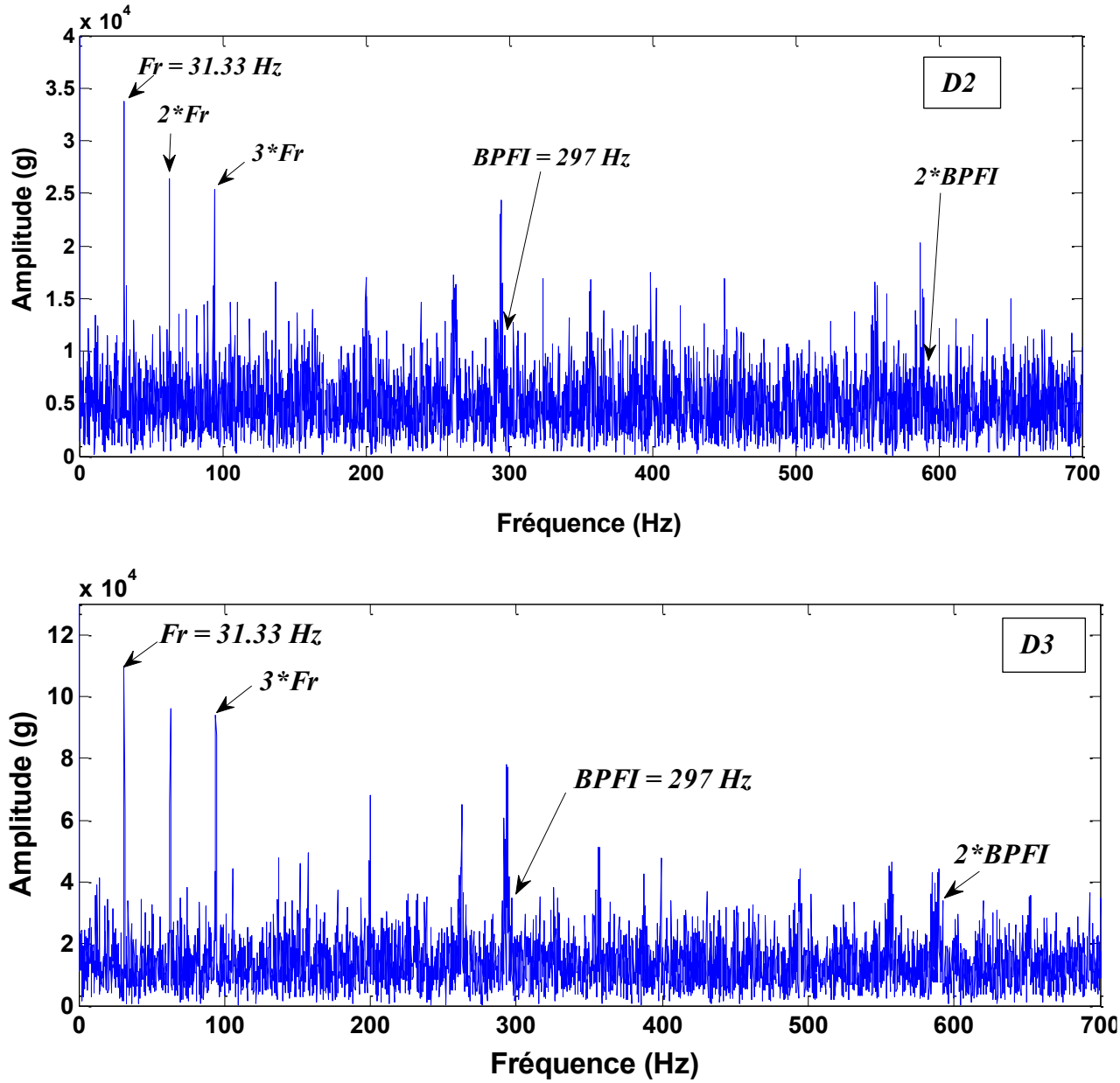


Figure II.11. Spectre d'enveloppe du signal reconstruit (D2, D3)

✓ **20ème Journée**

La **figure II.12** présente le signal mesuré *le* ***26/03/2013***. Quatre détails et quatre approximations sont issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. En se basant sur les valeurs du ***Kurtosis*** comme critère de choix, le détail 3 (***D3***) est celui le vecteur optimal (***figure 13***).

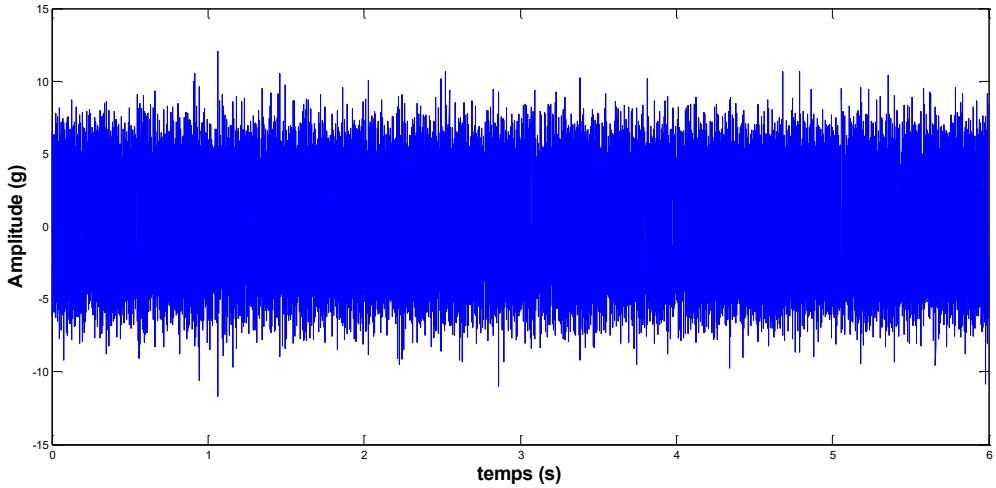


Figure II.12. Signal temporel

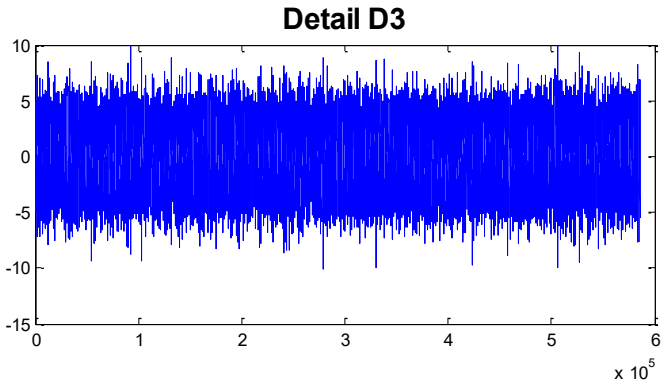


Figure II.13. Détails D3

La **figure II.14.** présente le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). Les résultats montrent l'apparition du pic correspondant à la fréquence de rotation réel **Fr = 30 Hz**., Ainsi que le pic correspondant à **283.7 Hz** et ses harmoniques ce qui confirme la présence du défaut sur la bague intérieur (**BPFI**). La comparaison entre les résultats des deux journées (**15** et **20**), montre clairement qu'il y a une augmentation d'amplitudes (**3,8.10^4** et **5,10^4**), ce qui confirme l'évolution de défaut vers l'état grave, et par conséquence la dégradation de l'état du roulement **[1].**

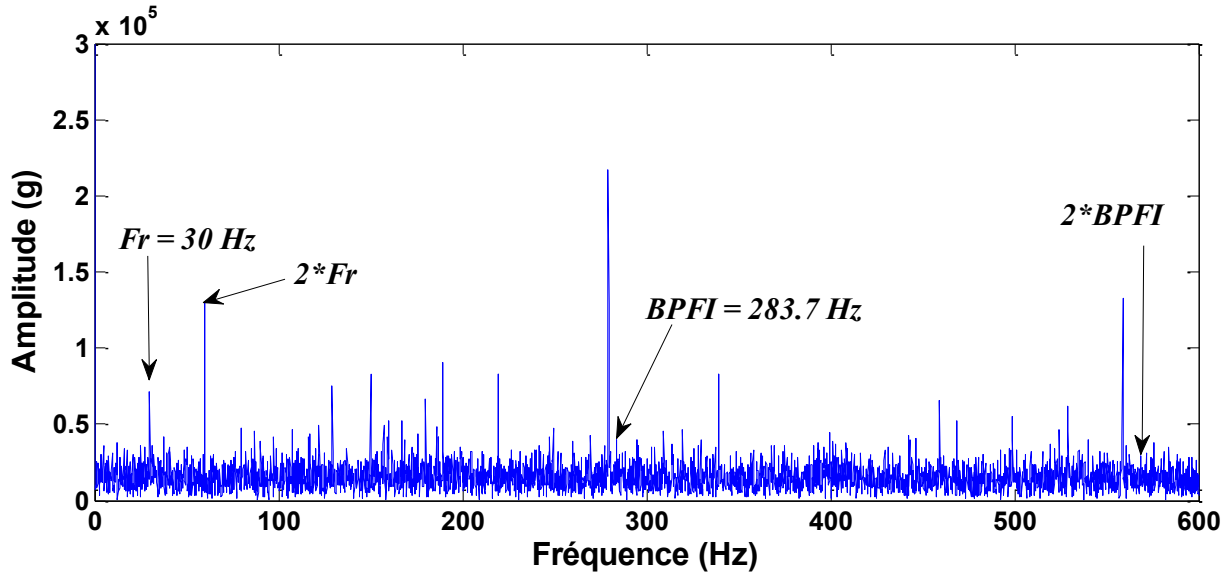


Figure II.14 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

- **Période 3 :**
  - ✓ **34ème Journée**

La **figure II.15.** présente le signal mesuré le **9/04/2013**. On constate que le signal ne permet de détecter aucune information claire. Quatre détails et quatre approximations sont issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. En se basant sur le **kurtosis** (**K = 6.9202**) comme critère de choix, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**Figure II.16.**).

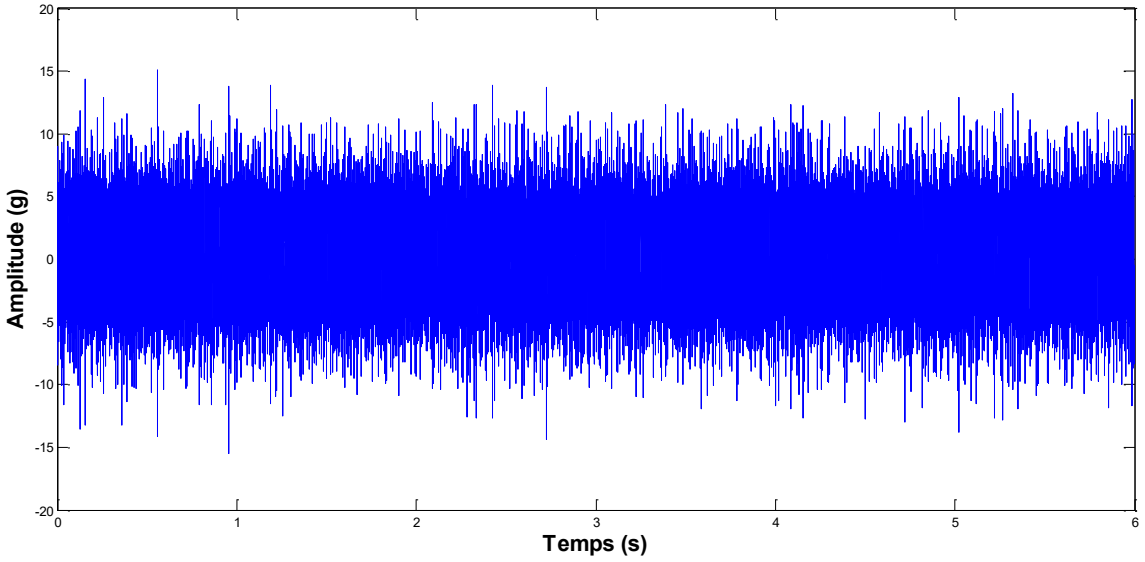


Figure II.15. Signal temporel du 9/04/2013

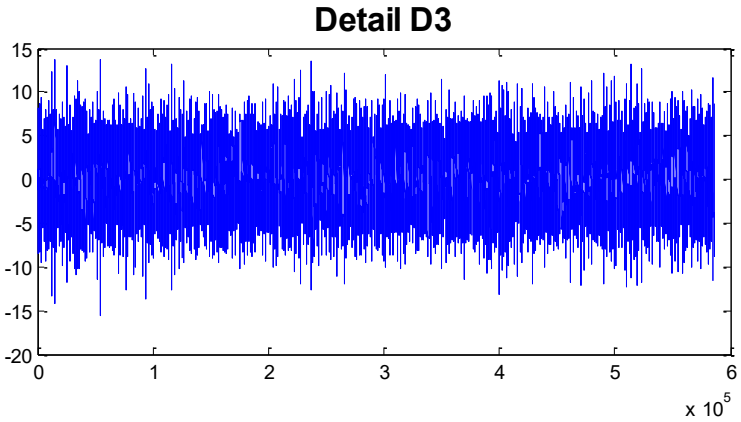


Figure II.16. Détails D 3

On présente sur la **Figure II.17** le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**), qui monte l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation réel **Fr = 29.56 Hz**, et de ses harmoniques. On remarque aussi l'apparition des pics à **279.8 Hz** et ses harmoniques qui corresponds à un défaut sur la bague intérieur (**BPFI**). Nous remarquons aussi que l'amplitude de défaut (**BPFI**) est augmentée presque **six fois** (**6.10^5**) par apport au **20ème** journée (**$0,5.10^5$**), ce qui implique que la taille de défaut (**BPFI**) est augmenté **[1].**

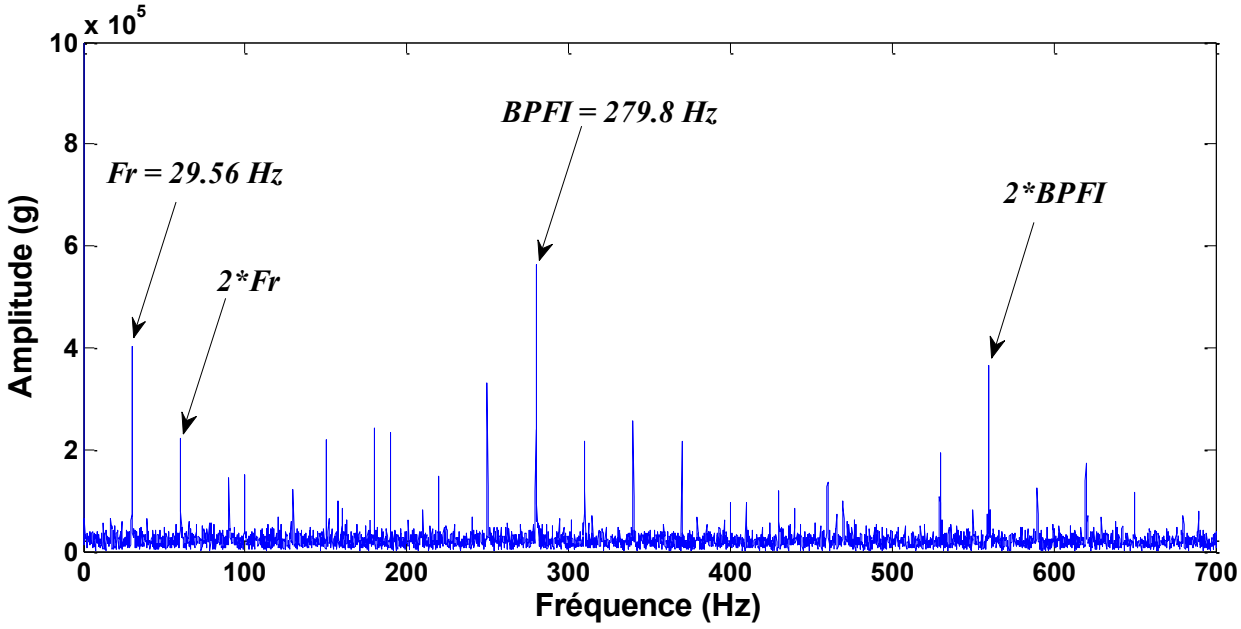


Figure II.17. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

✓ **37ème Journée**

La **Figure II.18** présente le signal mesuré le **12/04/2013**. D'après la valeur du **Kurtosi**, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**Figure II.19**).

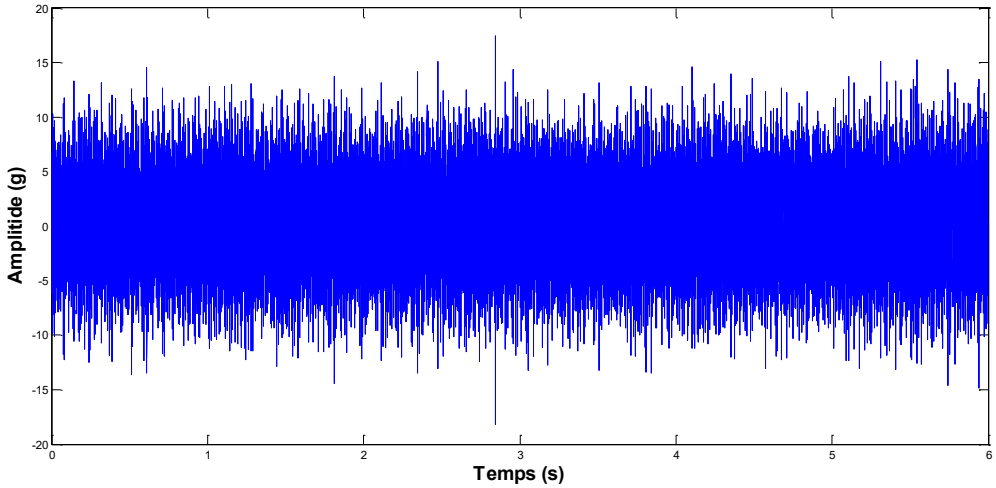


Figure II.18. Signal temporel du 12/04/2013

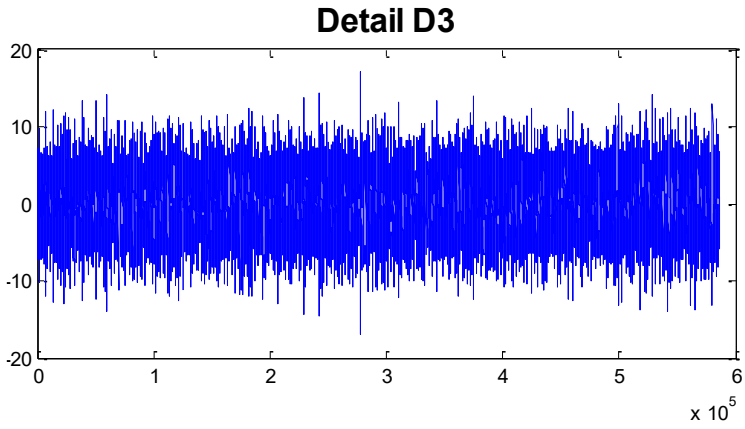


Figure II.19. Détails D3

On présente sur la **figure II.20** le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). De la même manière que précédemment on remarque la présence des pics qui correspondent aux fréquences de rotation **Fr = 29.52 Hz** et de défaut **BPFI =280 Hz** ainsi que leurs harmoniques. Nous remarquons aussi que l'amplitude de défaut (**BPFI**) est clairement remarqué (**10.10^5**) par apport aux journées précédentes, ce qui implique que le défaut (**BPFI**) est aggravé **[1].**

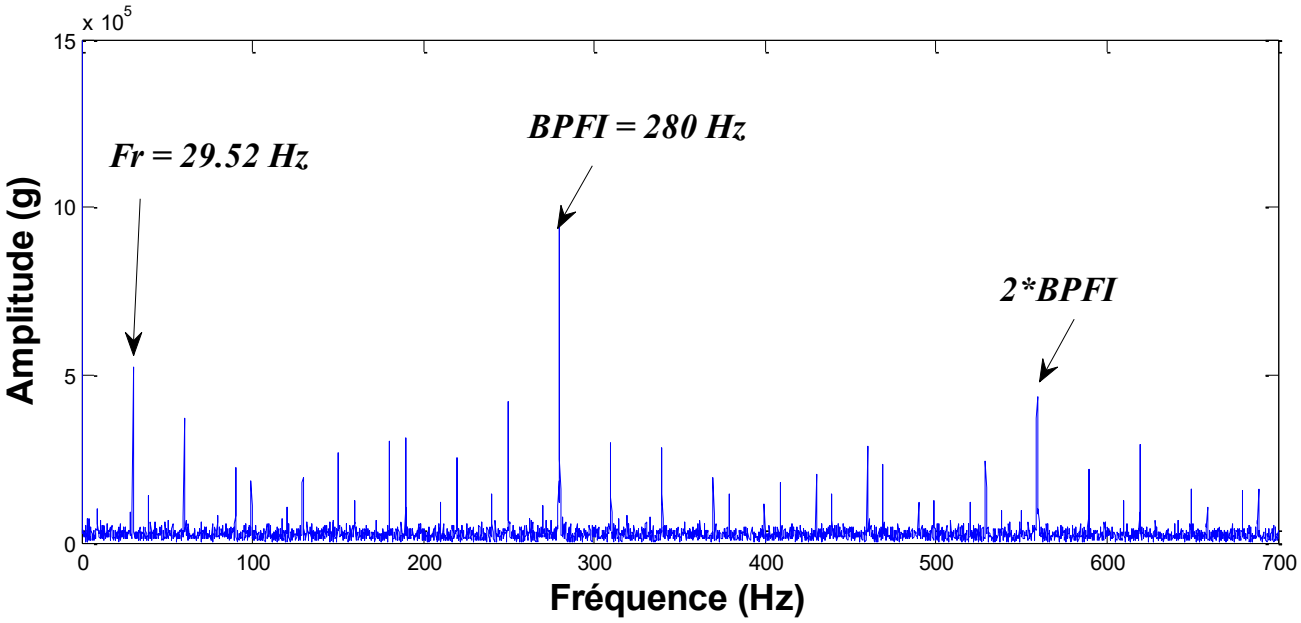


Figure II.20. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

- **Période 4 :**
  - ✓ **49ème Journée**

La **figure II.21** présente le signal mesuré le **24/04/2013**. D'après la valeur du **Kurtosi**, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**Figure II.22.**).

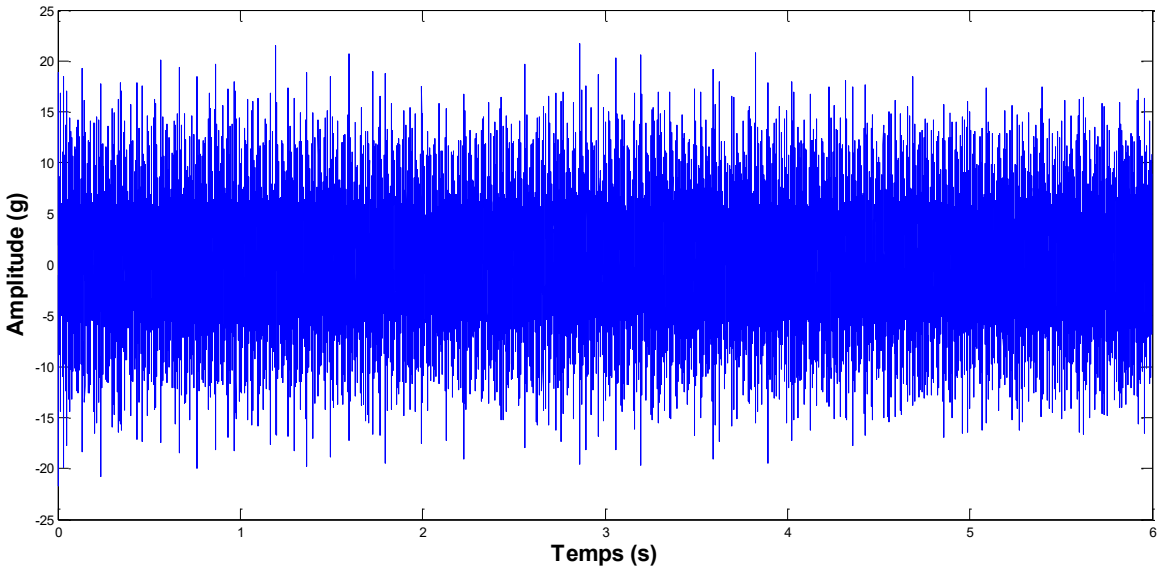


Figure II.21. Signal temporel du 24/04/2013

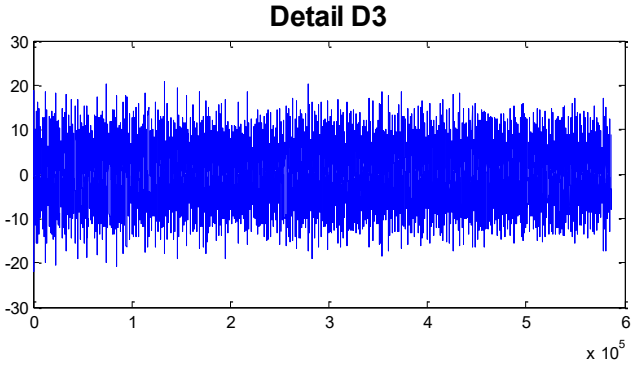


Figure II.22. Détails D3

La **Figure II.23** montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). Les résultats montrent l'apparition de pics correspondant à la fréquence de rotation **Fr = 29.56 Hz**. Aussi des pics correspondant au défaut de la bague intérieur **BPFI = 280 Hz**. Il est clairement remarquable que l'amplitude a augmenté jusqu'à **52 fois** (**2.10^6**) dès les premiers jours. Cela signifie que le roulement atteint la phase finale de sa vie, et par conséquence l'état de défaillance de roulement **[1].**

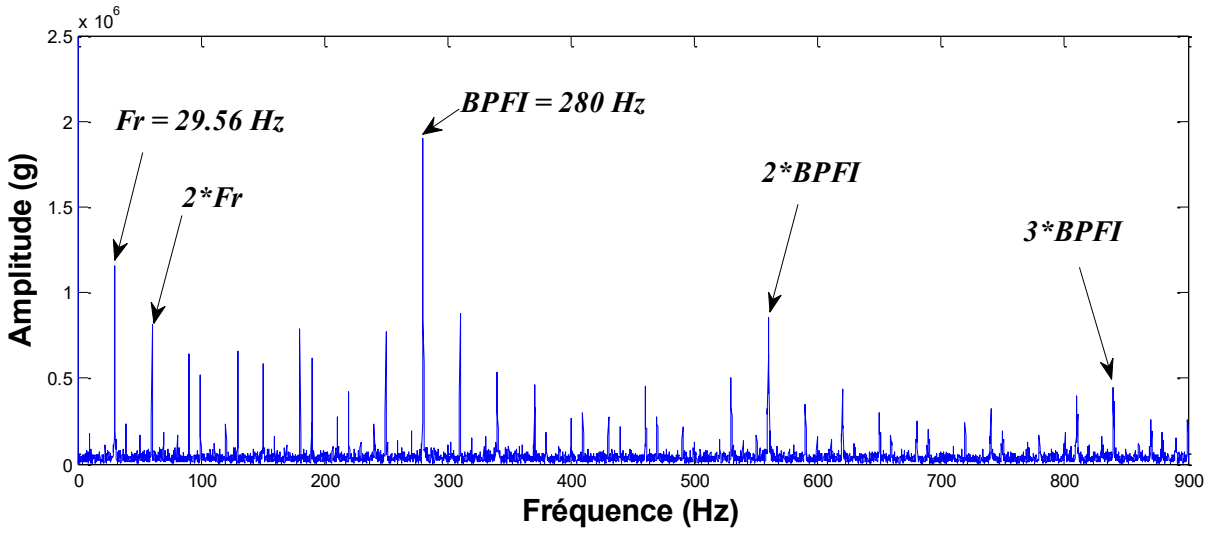


Figure II.23. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

✓ **50ème Journée**

La **figure II.24** présente le signal mesuré le **dernier jour**. On remarque clairement que le signal est trop bruité, et cela à cause de défaillance du roulement (Roulement cassé). D'après la valeur du **Kurtosi**, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**figure 25**).

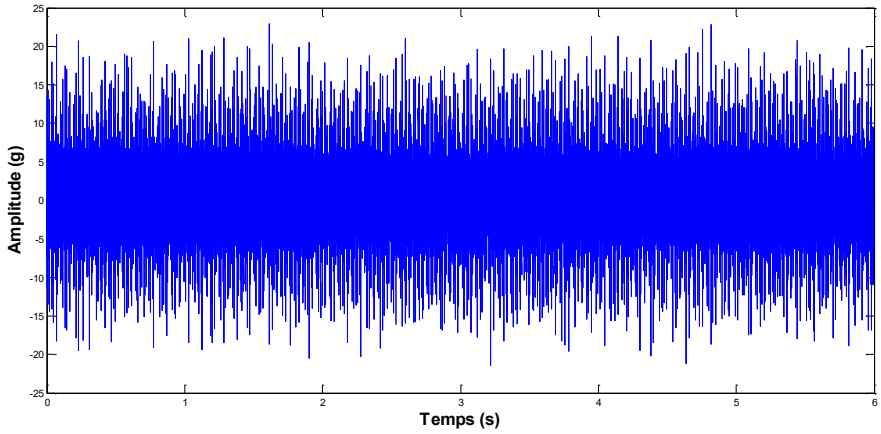


Figure II.24. Signal temporel du 25/04/2013

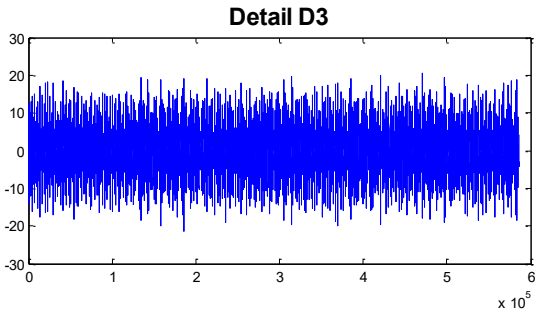


Figure II.25. Détails D3

La **figure II.26** montre spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). Les résultats montrent l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation. Aussi des pics correspondant au défaut de la bague intérieur **BPFI**. Après **50** jours de fonctionnement la défaillance du roulement se produit, et le signal devient très bruité, le diagnostic devient aussi difficile. Dans ce cas il faut chercher d'autres méthodes plus sophistiqué pour le diagnostic et la localisation des défauts **[1, 4].**

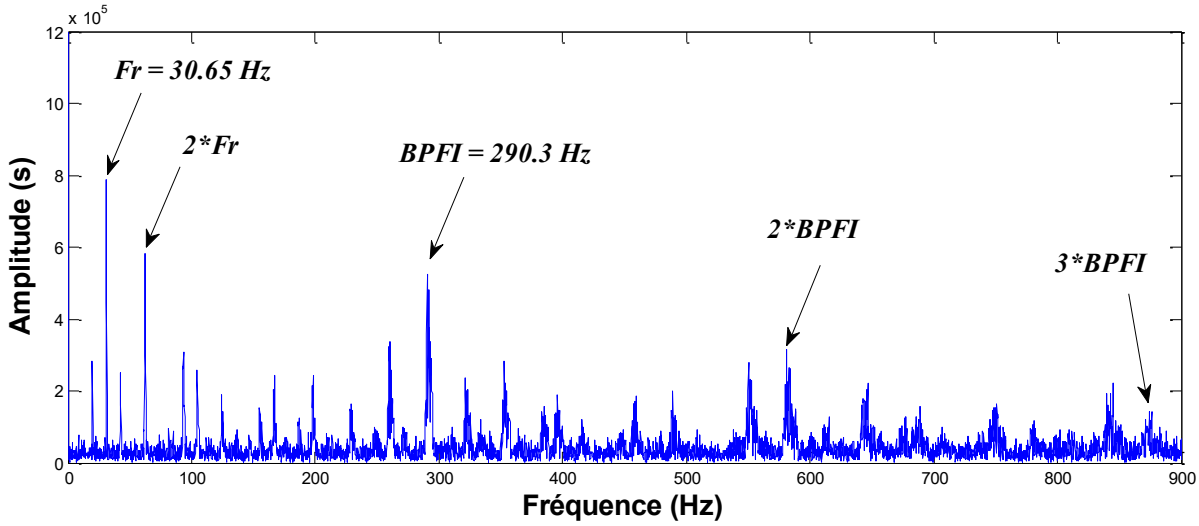


Figure II.26. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

II.4. Conclusion

Dans cette étude, l'analyse multirésolution par ondelettes a été appliquée à des signaux vibratoires réels acquis à l'aide d'un accéléromètre installé sur le palier d'un roulement d'une éolienne destinée à la production d'énergie électrique. Les données, enregistrées sous format MATLAB, proviennent d'un suivi expérimental réalisé sur une période de 50 jours, durant laquelle un défaut a été introduit au niveau de la bague intérieure du roulement [1].

Les résultats obtenus ont permis de mettre en évidence l'intérêt de l'analyse par ondelettes pour l'extraction des caractéristiques pertinentes liées à l'évolution du défaut. Parmi les différents indicateurs étudiés, le Kurtosis s'est révélé être le critère le plus performant pour l'identification et la sélection des coefficients d'ondelettes les plus représentatifs de l'état du roulement.

L'utilisation de l'analyse multirésolution en ondelettes a également démontré son efficacité pour la détection précoce et la localisation des défauts dans les machines tournantes. Néanmoins, bien que cette approche permette d'identifier la présence et l'emplacement des anomalies, elle reste limitée dans l'évaluation précise du niveau de dégradation du composant concerné.

Afin d'améliorer les performances du diagnostic et de dépasser les limites des méthodes vibratoires conventionnelles, le chapitre suivant sera consacré à l'exploitation des réseaux de neurones artificiels. Cette approche d'intelligence artificielle sera utilisée pour la classification des signaux vibratoires traités, dans le but d'obtenir une évaluation plus fiable et plus précise de l'état de santé de la machine [3,4].

Références Bibliographiques

[1] Green Power Monitoring Systems (GPMS), Online condition monitoring dataset of a 2.2 MW wind turbine gearbox and bearing failure tests, Technical Report, USA, 2016.

[2] R. B. Randall, J. Antoni, *"Rolling element bearing diagnostics — A tutorial",* Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 25, no. 2, pp. 485–520, 2011.

[3] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing,* 3rd ed. Academic Press, Burlington, MA, 2009.

[4] Z. K. Peng, F. L. Chu, *"Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography",* Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 18, no. 2, pp. 199–221, 20

Chapitre III

Perception acoustique pour le diagnotic des défauts

III.1. Introduction

Tous les systèmes en fonctionnement génèrent des signaux vibratoires et acoustiques qui reposent sur le même mécanisme de génération. La surveillance d'une machine en fonctionnement s'effectue par l'analyse de ces signaux vibratoires ou acoustiques. La combinaison des méthodes vibratoires et acoustiques permet de définir une discipline vibro-acoustique, qui englobe divers domaines aux approches et techniques très différentes. En ce qui concerne la perception sonore, une incertitude apparaît en raison de la variabilité individuelle. La perception sonore relève donc de l'acoustique physiologique, bien que toutes les lois définissant les relations psychologiques entre les grandeurs physiques et les sensations soient statistiques et que les limites de validité apparaissent dès que l'incertitude devient supérieure au phénomène mesuré.

Lors de leur fonctionnement, les équipements électromécaniques et les machines génèrent des vibrations et du bruit que les êtres humains perçoivent et interprètent. Les personnes qui écoutent une machine en fonctionnement associent nécessairement le bruit généré à l'objet qui le transmet. Cette propriété, grâce à l'évolution de nouvelles techniques, a été exploitée pour créer une nouvelle science appelée vibro-acoustique, qui combine l'aspect objectif des indicateurs vibratoires avec l'aspect subjectif de la perception sonore humaine. Le principe consiste à les relier en établissant une corrélation entre la physique et la perception sonore afin d'optimiser l'utilisation des indicateurs vibratoires pour accroître leurs champs d'action et leur efficacité. Plusieurs études ont approfondi et affiné l'analyse de l'impact perceptif des sons et l'ont mis en relation avec les caractéristiques des structures. La méthode de comparaison par paires est principalement recommandée [1,2] comme méthode standard pour obtenir directement les jugements de dissemblance entre les stimuli audio. Les auditeurs doivent évaluer la dissemblance globale des paires en reportant leur estimation sur une échelle linéaire allant de « très similaire » à « trèsdissemblable ».

Les matrices de dissemblance individuelles sont remplies avec les estimations des auditeurs et conduisent à une matrice moyenne adaptée à l'algorithme MDS INDSCAL.

L'approche perceptuelle du son a été utilisée dans plusieurs domaines. Par exemple, dans l'industrie automobile, cette approche a été utilisée pour l'étude des sons produits par les systèmes de climatisation. Vincent [3] a mené une étude sur les sons produits par les systèmes de climatisation dans un contexte d'interaction acoustique et thermique. Dans le secteur ferroviaire, cette approche a été utilisée en relation avec la perception du bruit intérieur dans un train à grande vitesse afin d'améliorer le confort et de répondre aux attentes des consommateurs. Parizet et al. [4] ont utilisé des enregistrements sonores binauraux réalisés à différentes positions dans un train à grande vitesse comme stimuli lors de tests d'écoute. Minard [5], dans sa thèse de doctorat, a étudié le confort acoustique ressenti par les utilisateurs (STA), notamment par rapport à des systèmes de climatisation de différentes tailles installés dans des bureaux.

III.2 Étude théorique

III.2.1. Méthodes de perception sonore

Les tests de perception peuvent avoir plusieurs objectifs : évaluer l'acceptabilité d'un prototype sonore, le comparer à des modèles concurrents ou, de manière générale, identifier les dimensions sonores impliquées dans la perception du bruit produit par un type d'objet particulier. Plusieurs méthodes, dont certaines sont issues de recherches plus fondamentales en psychophysique, sont disponibles : estimation de l'amplitude, évaluation absolue, évaluations comparatives, mesure de similarité, catégorisation, comparaisons par paires. La complexité de leur mise en œuvre, ainsi que les résultats qu'elles fournissent, peuvent être très variables.

Ce travail ne prend pas en considération les méthodes d’analyse sensorielle, qui sont souvent utilisées dans d’autres domaines, tels que l’agroalimentaire [16-19]. Ces méthodes consistent, d’une part, à demander à un petit nombre d’experts de caractériser objectivement les produits afin d’obtenir le profil sensoriel du produit, et d’autre part, à interroger des clients (non formés) d’un simple point de vue hédonique. Ainsi, ces méthodes sont peu utilisées pour les études acoustiques et ne sont pas indispensables dans ce cas. Selon la littérature, ces profils sensoriels peuvent être obtenus en interrogeant des auditeurs non formés, à l'aide de certaines des procédures décrites ci-dessous. Le test subjectif consiste à faire écouter aux sujets toutes les paires possibles d'échantillons sonores. Chaque sujet écoute les deux sons de chaque paire autant de fois qu'il le souhaite.

III.3. Tests de perception sonore

III.3.1. Stimuli

Parmi les 50 sons mesurés, 8 ont été sélectionnés pour le test d'écoute. Une première sélection a été effectuée sur la base d'une écoute préliminaire qui a permis de retenir les sons les plus distincts. La deuxième méthode de sélection des sons, proposée dans cette étude, s'est appuyée sur les valeurs les plus significatives des indicateurs scalaires calculés, tels que le facteur de forme (SF), le facteur d'impulsion (IF), le rapport signal/bruit (SNR), le kurtosis (K), l'asymétrie (Sk), l'écart-type (Std), la valeur efficace (RMS), la médiane (M), le facteur de crête (CF), le niveau global (OL), la valeur de crête (CV) et le facteur K (FK). Comme le montre un travail précédent [22], le kurtosis est l'indicateur de choc le plus sensible ; les 8 sons présentant les valeurs de kurtosis les plus significatives ont donc été sélectionnés parmi les 50 sons mesurés.

III.3.2. Restitution sonore

Les tests d'évaluation de la dissemblance ont été réalisés dans une salle ordinaire du Laboratoire de Mécanique et de Structures (LMS) de l'Université de Guelma, en Algérie. La reproduction sonore a été effectuée à l'aide d'un casque stéréo Sennheiser HD201. La composition de la chaîne de restitution est présentée à la figure 4.

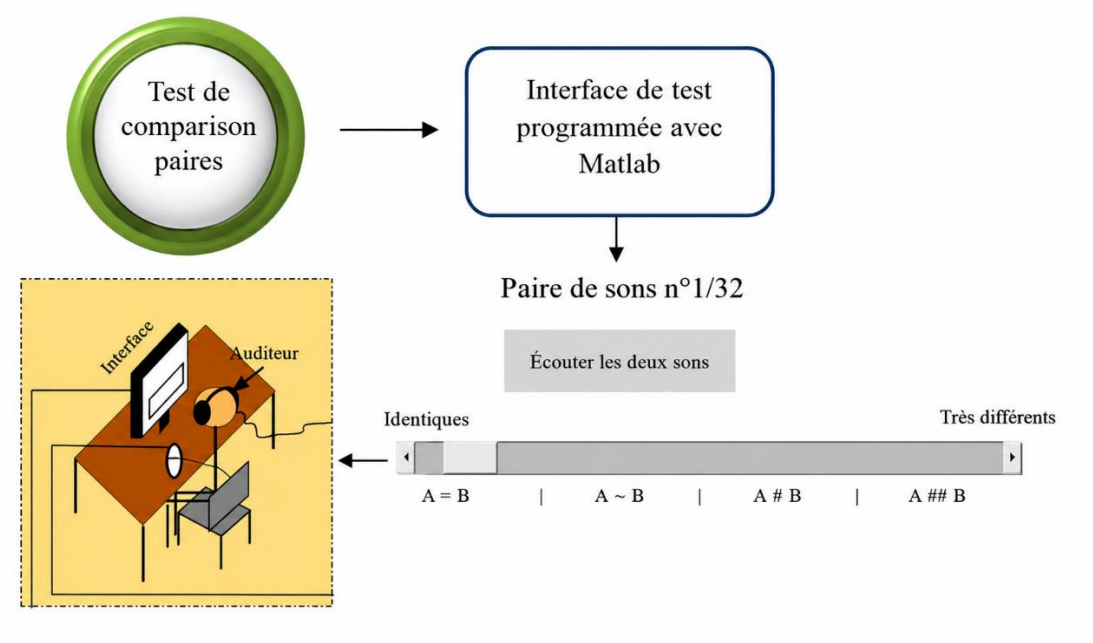


Figure III. 1. La chaîne de restitution

III.3.3. Interface et participants

L'interface de test a été créée à l'aide de MATLAB en deux phases : la première, appelée phase d'apprentissage (Figure III. 5), consiste à faire écouter des sons aux participants afin qu'ils se familiarisent avec les sons du test en cours. La deuxième phase est une phase de comparaison par paires portant sur la dissemblance. 25 auditeurs, âgés de 22 à 50 ans (âge moyen = 30 ans, écart-type = 10), ont été sélectionnés pour ces deux tests. Au début du test, le sujet a reçu des informations contextuelles et le fonctionnement de l'interface lui a été expliqué, chaque étape du test étant détaillée à l'aide d'un exemple tiré de l'interface.

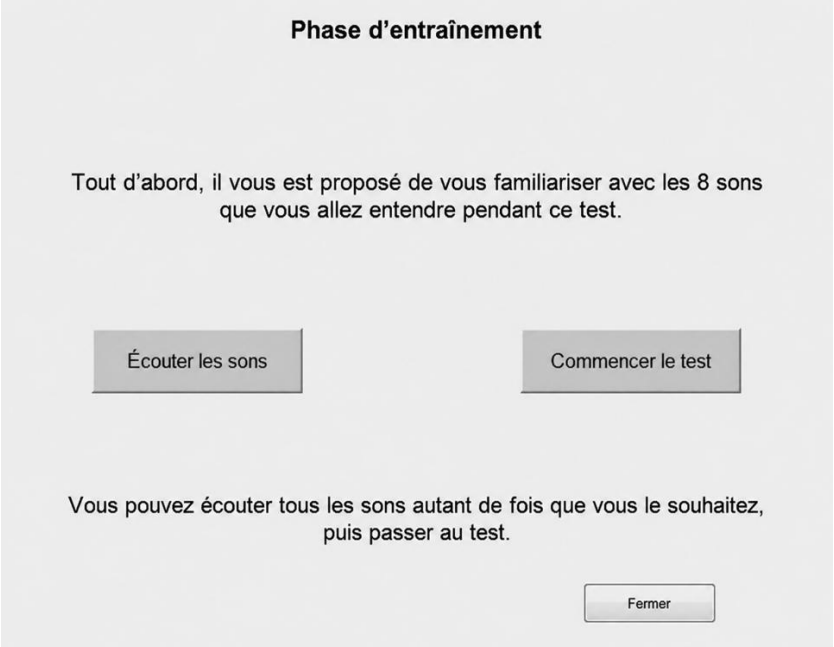


Figure III. 2. Interface de la phase d'entraînement

III.3.4. Évaluation des différences

Le test de comparaison par paires est souvent utilisé pour évaluer les différences entre des échantillons sonores [23-27]. Il s'agit d'un test subjectif dans lequel toutes les paires possibles d'échantillons sonores sont diffusées aux sujets. En général, l'ordre de présentation des stimuli au sein de chaque paire est déterminé de manière aléatoire afin d'éliminer l'effet de l'ordre de présentation et de limiter le nombre de paires à présenter aux sujets. Les paires ont été organisées selon une série de Ross [28]. De plus, seules quelques paires de stimuli identiques sont intégrées afin de vérifier la cohérence des réponses des sujets. Le nombre total de paires de stimuli est de n(n-1) / 2 paires de sons, où n est le nombre de conditions à tester. En pratique, chaque sujet écoute les deux sons de chaque paire autant de fois qu'il le souhaite.

Ensuite, on demande au sujet de déplacer un curseur entre « identiques » à gauche et « très différents » à droite en fonction du degré de dissemblance perçu entre les sons. La position du curseur pour une paire de sons est convertie en une valeur de dissemblance comprise entre 0 et 1. Cette étape dure environ 15 à 20 minutes. La Figure III. 6 montre l'interface du test de comparaison telle qu'elle apparaît au sujet.

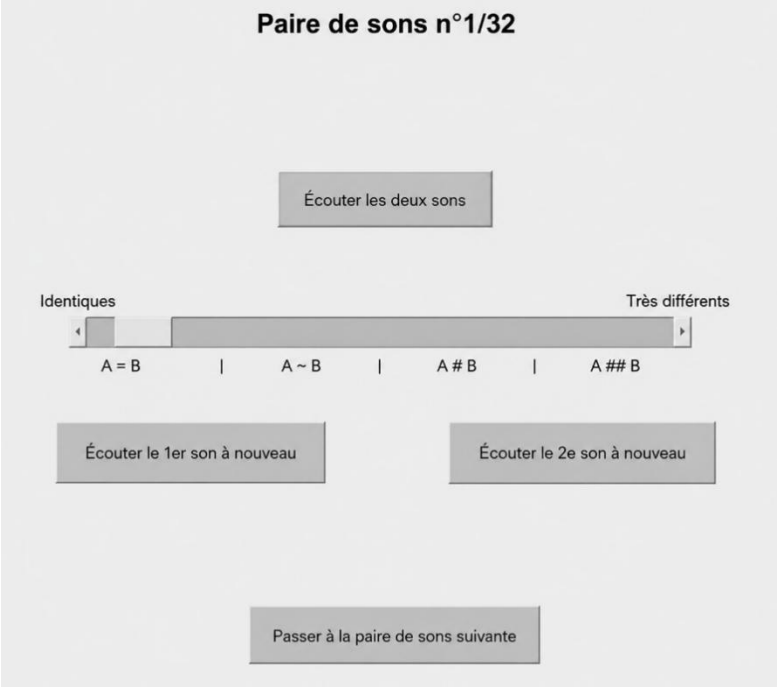


Figure III.3. Test de l'interface de comparaison par paires

III.4. Résultats et discussion

III.4.1. Résultats du test de perception sonore

III.4.1.1. Analyse multidimensionnelle

L'analyse de proximité multidimensionnelle (mise à l'échelle multidimensionnel) est une technique qui représente un ensemble de proximités entre des éléments par des points dans un espace euclidien. Dans ce cas, les éléments sont des sons, et la proximité entre les sons est évaluée, ce qui permet de formuler différents jugements. Le principe de cette analyse consiste à faire correspondre les dissemblances mesurées entre les stimuli avec les distances entre les points représentant ces stimuli dans un espace euclidien.

Les auditeurs n'accordent pas le même poids aux dimensions perceptives lors du test d'écoute. Cette caractéristique est prise en compte par l'analyse de proximité pondérée multidimensionnelle INDSCAL, qui consiste à appliquer un poids à chaque dimension en fonction du sujet. Dans cette étude, les données ont été traitées à l'aide de l'algorithme MDS INDSCAL.

III.4.1.2. Détermination du nombre de dimensions

Le nombre de dimensions permettant de représenter un espace perceptuel est inconnu lors de l'application de la méthode de l'échelle multidimensionnelle. Dans ce cas, le nombre de dimensions à prendre en compte est choisi en analysant l'erreur donnée par la valeur de contrainte. La Figure III. 7 montre la courbe de contrainte obtenue lors des tests. Il s'agit d'une courbe bidimensionnelle, c'est pourquoi la solution bidimensionnelle a été choisie.

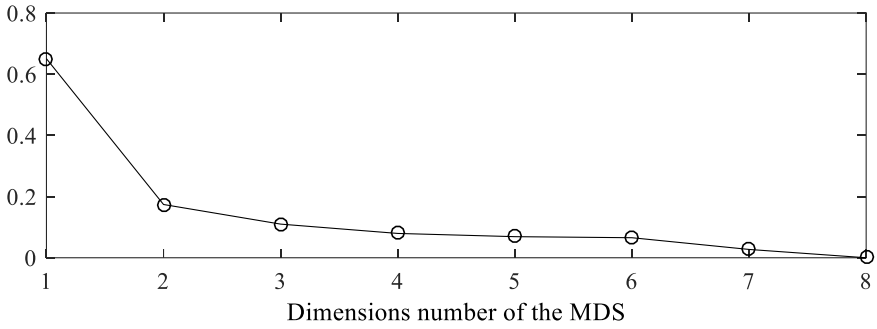


Figure III. 4. Mesure du facteur de contrainte

III.4.1.3. Calcul des différences entre sujets

Les différences entre les sujets sont calculées à partir de leurs réponses à différentes paires de stimuli. La mesure de différence retenue dépend de la nature de la réponse. La dissemblance entre deux sujets k et lest définie comme suit [29] :

$$d_1(k,l) = 1 - r(k,l) \qquad (1)$$

où r(k, l) est le coefficient de corrélation linéaire de Bravais-Pearson [30] entre les notes de dissemblance attribuées par le sujet k et celles attribuées par le sujet l.

Le score de similarité donné par le coefficient de Bravais-Pearson est R = 0,93 (Figure III. 8). Ce résultat confirme la bonne restitution des dissemblances.

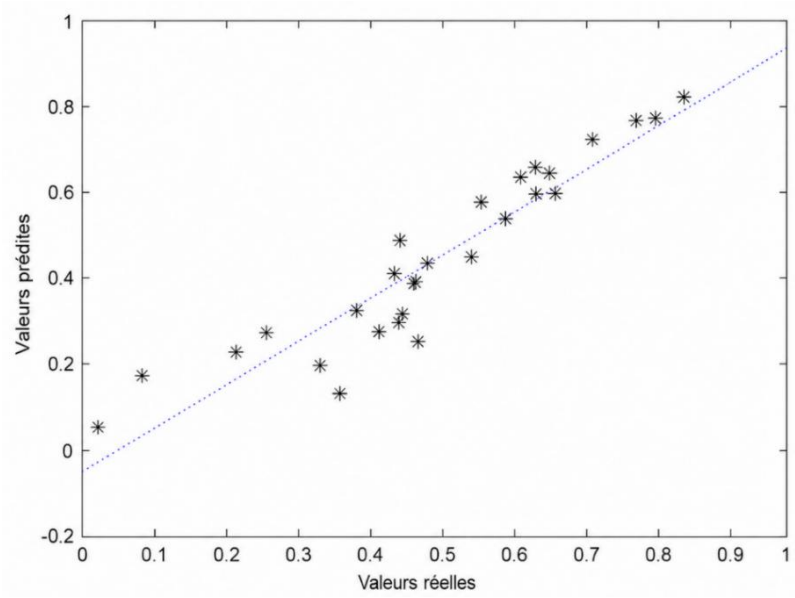


Figure III. 5. Diagramme de dispersion entre les similitudes mesurées et celles reconstituées

III.4.1.4. Espace de proximité

La Figure III. 9 présente les coordonnées du son dans un espace bidimensionnel (DIM1 et DIM2), où DIM1 représente l'évolution de la gravité du défaut. On constate que les résultats des coordonnées concordent parfaitement avec la chronologie des sons enregistrés, du son 1 (S1) correspondant au cas sans défaut au son 8 (S8) correspondant au défaut le plus prononcé. De plus, sur la base de DIM 1, les sons peuvent être regroupés en 4 zones, qui représentent l'évolution de l'aggravation du défaut, de l'état sain à l'état très dégradé.

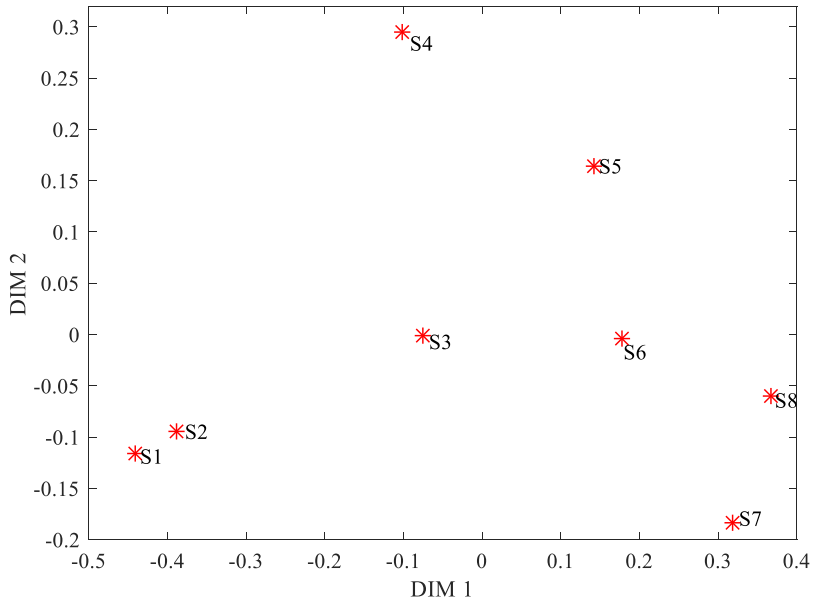


Figure III. 6. Espace perceptif

III.5. Conclusion

Ce chapitre a présenté la méthodologie adoptée pour évaluer perceptivement les défauts acoustiques à travers une démarche structurée combinant l'analyse instrumentale et l'expérimentation humaine.

La méthode de comparaison par paires a constitué le cœur de cette approche. En construisant des échantillons sonores représentatifs et en organisant des sessions de tests avec des participants ciblés, il a été possible de recueillir des jugements perceptifs fiables et reproductibles. La matrice de comparaison a ainsi permis de quantifier les préférences auditives de manière systématique, en limitant les biais liés à l'évaluation directe.

Le traitement mathématique des résultats, fondé sur le calcul des scores et le classement hiérarchique des défauts, a fourni une représentation ordonnée de la gêne perçue par les auditeurs. L'analyse statistique complémentaire a permis de vérifier la cohérence des jugements et la robustesse des classements obtenus.

La confrontation entre les données issues de la perception humaine et celles issues des mesures physiques a révélé à la fois des convergences et des écarts significatifs. Si certains défauts fortement perceptibles correspondent effectivement à des niveaux d'amplitude élevés dans les mesures objectives, d'autres présentent une gêne subjective disproportionnée par rapport à leur magnitude physique. Ce constat souligne que les indicateurs acoustiques classiques ne suffisent pas toujours à rendre compte de l'expérience auditive réelle, et justifie pleinement le recours à des protocoles psychoacoustiques dans l'évaluation de la qualité sonore.

En somme, les résultats de ce chapitre constituent une base fiable pour la suite de l'analyse, en établissant un classement des défauts acoustiques fondé sur la perception humaine, tout en identifiant les limites d'une approche exclusivement instrumentale. Ces éléments alimenteront directement les recommandations formulées en conclusion générale du mémoire.

References

1. 60268-13 I (1998) Sound System Equipment—Part 13: Listening Tests on Loudspeakers. International Electrotechnical Commission

2. Lipshitz SP, Vanderkooy J (1981) The great debate: Subjective evaluation. Journal of the Audio Engineering Society 29 (7/8):482-491

3. Vincent H (2005) Etude de la qualité sonore d'appareils de soufflage et de climatisation. M. Sc Thesis, Pierre & Marie Curie University, Paris,

4. Parizet E, Hamzaoui N, Jacquemoud J (2002) Noise assessment in a high-speed train. Applied acoustics 63 (10):1109-1124

5. Minard A (2013) Acoustic perception and comfort of air-treatment systems. Université de La Rochelle,

6. Nacer H (2008) Prédiction du rayonnement acoustique des structures à partir de mesures vibratoires: Evaluation d'une méthode intégrale simplifiée en temporel. Revue de Mécanique Appliquée et Théorique 1 (10):759-767

7. Abdelhamid M, Nacer H, Louis GJ (2010) Subjective evaluations of sound radiated by impacted plates, using the design of experiments method. Applied acoustics 71 (6):531-538

8. Kohonen T (1982) Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological cybernetics 43 (1):59-69

9. Qiu H, Lee J, Lin J, Yu G (2003) Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics. Advanced Engineering Informatics 17 (3-4):127-140

10. Ferles C, Papanikolaou Y, Naidoo KJ (2018) Denoising autoencoder self-organizing map (DASOM). Neural Networks 105:112-131

11. Hu J, Zhang L, Liang W (2013) Dynamic degradation observer for bearing fault by MTS–SOM system. Mechanical Systems and Signal Processing 36 (2):385-400

12. Moshou D, Hostens I, Papaioannou G, Ramon H (2005) Dynamic muscle fatigue detection using self-organizing maps. Applied Soft Computing 5 (4):391-398

13. Li Z, Fang H, Huang M, Wei Y, Zhang L (2018) Data-driven bearing fault identification using improved hidden Markov model and self-organizing map. Computers & Industrial Engineering 116:37-46

14. Zhao Z-l, Qiu Z-c, Zhang X-m (2016) Vibration control of a pneumatic driven piezoelectric flexible manipulator using self-organizing map based multiple models. Mechanical Systems and Signal Processing 70:345-372

15. Rai A, Upadhyay S (2017) Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and k-medoids clustering. Mechanical Systems and Signal Processing 93:16-29

16. Depledt F, Sauvageot F (2002) Évaluation sensorielle des produits alimentaires. Techniques de l'ingénieur Biochimie alimentaire, analyses et alimentation humaine base documentaire : TIB470DUO (ref. article : f4000)

17. Lobreau-Callen D, Clément M-C, Marmion V (2000) Les miels. Techniques de l'ingénieur Filière de production : produits d'origine animale base documentaire : TIB432DUO (ref. article : f7000)

18. Crochemore S, Nesa D, Couderc S (2004) Méthodes d'analyse sensorielle des matériaux plastiques. Techniques de l'ingénieur Plastochimie et analyse physico-chimique base documentaire : TIB139DUO (ref. article : am3290)

19. Gouronnec A-M (2004) Analyses olfactométriques ou mesure des odeurs par analyse sensorielle. Techniques de l'ingénieur Analyses dans l'environnement : eau et air base documentaire : TIB831DUO (ref. article : p446)

20. Dreyfus G (2005) Neural networks: methodology and applications. Springer-Verlag Berlin Heidelberg,

21. Du K-L, Swamy MN (2013) Neural networks and statistical learning. Springer-Verlag London,

22. Younes R, Ouelaa N, Hamzaoui N, Djebala A (2015) Experimental study of real gear transmission defects using sound perception. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology 76 (5-8):927-940

23. Susini P, McAdams S, Winsberg S (1999) A multidimensional technique for sound quality assessment. Acta acustica 85 (5):650-656

24. McDermott BJ (1969) Multidimensional analyses of circuit quality judgments. The Journal of the Acoustical Society of America 45 (3):774-781

25. Suzuki T, Yasui S, Ojima Y (2010) Evaluating adaptive paired comparison experiments. In: Frontiers in Statistical Quality Control 9. Springer, pp 341-350

26. Mattila V-V Ideal point modelling of speech quality in mobile communications based on multidimensional scaling (MDS). In: Audio Engineering Society Convention 112, 2002. Audio Engineering Society,

27. Wältermann M, Scholz K, Möller S, Huo L, Raake A, Heute U An instrumental measure for end-to-end speech transmission quality based on perceptual dimensions: Framework and

realization. In: Ninth Annual Conference of the International Speech Communication Association, 2008.

28. Roussarie V (1999) Analyse perceptive de structures vibrantes simulées par modèle physique. Dissertation, Université du Maine, France

29. Zimmer K, Ellermeier W, Schmid C (2004) Using probabilistic choice models to investigate auditory unpleasantness. Acta acustica 90 (6):1019-1028

30. David HA (1988) The method of paired comparisons. C. Griffin ; Oxford University Press, London; New York

Chapitre IV

Application de la méthode SOM pour le diagnostic des défauts de roulements

IV. 1. Introduction

Les machines en fonctionnement génèrent naturellement des signaux vibratoires et acoustiques issus des mêmes phénomènes physiques. L'analyse de ces signaux constitue un outil essentiel pour la surveillance de l'état des équipements industriels et la détection précoce des anomalies. En combinant les informations provenant des vibrations et du bruit rayonné, l'approche vibroacoustique offre une vision plus complète du comportement dynamique des systèmes mécaniques. Cependant, l'interprétation des signaux acoustiques demeure complexe en raison de la variabilité de la perception auditive humaine, ce qui confère à l'acoustique une dimension à la fois physique et physiologique.

Parallèlement aux méthodes classiques de traitement du signal, les techniques d'intelligence artificielle connaissent un développement important dans le domaine de la surveillance des machines tournantes. Parmi ces techniques, les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Networks, ANN) se distinguent par leur capacité à apprendre à partir des données et à reconnaître automatiquement des schémas caractéristiques associés aux différents états de fonctionnement. Les cartes auto-organisatrices (Self-Organizing Maps, SOM) représentent une catégorie particulière de ces réseaux. Elles permettent de regrouper et de visualiser des ensembles de données complexes en fonction de leur degré de similarité, facilitant ainsi les tâches de classification et de diagnostic.

Dans ce chapitre, une étude expérimentale menée sur une éolienne industrielle suivie pendant une période de 50 jours est présentée. L'objectif principal est d'évaluer les performances de la méthode des cartes auto-organisatrices SOM pour la classification des défauts de roulement à partir des signaux vibratoires et acoustiques enregistrés. Cette approche vise à identifier avec précision l'état de fonctionnement de la machine et à améliorer l'efficacité du processus de diagnostic.

IV.2. Exploration des données :

Dans cette base de données, il y a 50 signaux de vibration de 6 secondes, mesurés pendant 50 jours consécutifs. Pour visualiser les signaux de vibration dans le domaine temporel on a tracé sur la figure IV.1 les 50 signaux de vibration l'un après l'autre.

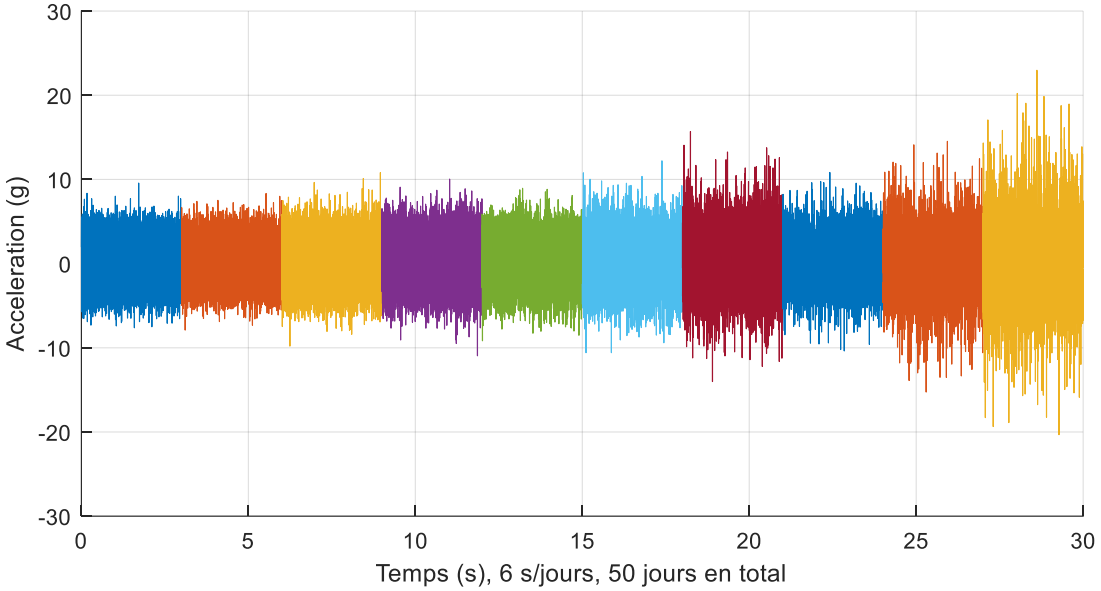


Figure IV.1. Les signaux temporels

L'analyse des signaux vibratoires dans le domaine temporel met en évidence une augmentation progressive de l'impulsivité du signal. Des indicateurs statistiques tels que le kurtosis, la valeur crête à crête et le facteur de crête constituent ainsi des paramètres pertinents pour le suivi de l'état des éoliennes et la détection des défauts [1].

Dans le domaine fréquentiel, le kurtosis spectral est reconnu comme un outil efficace pour le diagnostic et le pronostic des éoliennes, grâce à sa capacité à mettre en évidence les composantes fréquentielles associées aux défauts [2].

La Figur IV. 2 présente l'évolution du kurtosis spectral en fonction de la fréquence et des différents jours de mesure.

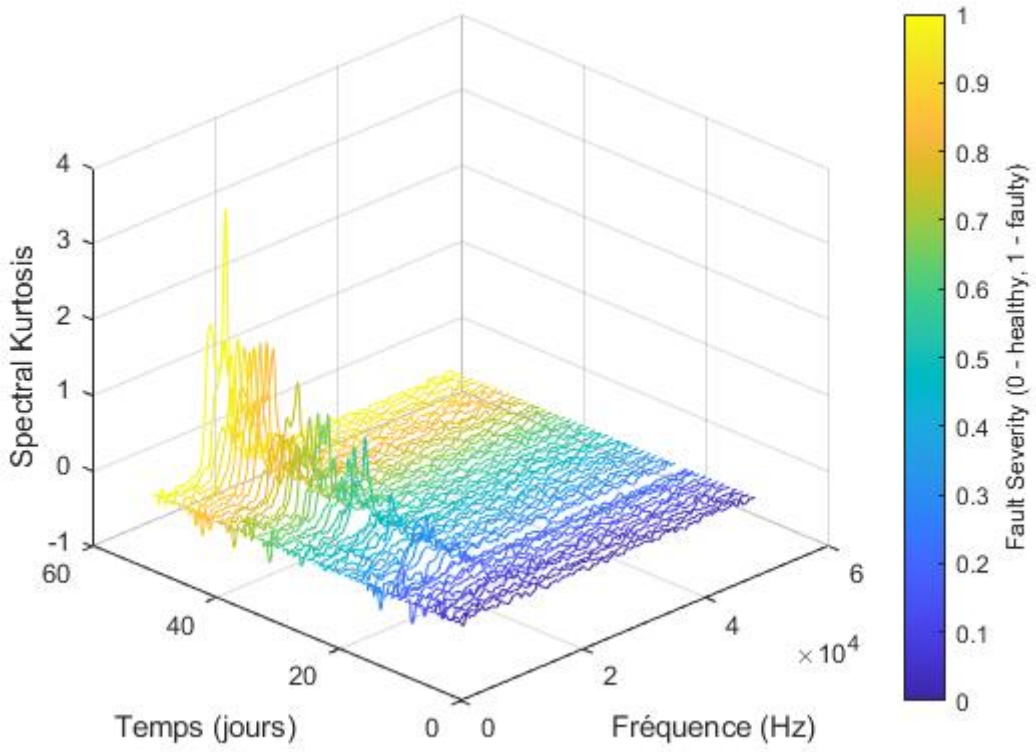


Figure IV.2. Les valeurs du kurtosis spectral

La gravité du défaut, représentée par la barre de couleur, correspond aux jours de mesure normalisés entre 0 et 1. On constate une augmentation progressive du kurtosis spectral autour de 10 kHz avec l'évolution de la dégradation de la machine. Les paramètres statistiques issus du kurtosis spectral, notamment la moyenne et l'écart-type, peuvent ainsi être utilisés comme indicateurs pertinents pour le suivi de l'état du roulement [2].

IV. 2.1. Extraction de caractéristiques :

La classification des signaux mesurés par la méthode non-supervisé SOM a été réalisée en introduisant comme entré les valeurs des indicateurs scalaires. On présente dans ce qui suit les valeurs de 15 indicateurs scalaires les plus utilisé dans la surveillance de l'état de santé des machines. Un code Matlab a été utilisé pour calculer les indicateurs scalaires présentés dans le tableau 1.

Les indicateurs scalaires calculés sont :

1. Mean : Valeur moyenne
2. Std : Écart-type
3. Skewness : Asymétrie
4. Kurtosis : Aplatissement

5. Peak2Peak : Valeur crête à crête
6. RMS : Valeur efficace
7. Crest Factor : Facteur de crête
8. Shape Factor : Facteur de forme
9. Factor Impulse : Facteur Impulsion
10. Margin Factor : Facteur de marge
11. Energy : Énergie
12. SKMean : le kurtosis spectral de la valeur moyenne
13. SK Std : le kurtosis spectral de l'écart-type
14. SK Skewness : le kurtosis spectral de l'asymétrie
15. SK Kurtosis : le kurtosis spectral du kurtosis

Jour	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	Peak2Peak	RMS	Crest Factor	Shape Factor	Impulse Factor	Margin Factor	Energy	SK Mean	SK Std	SK Skewness	SK Kurtosis
1	0,35	2,27	0,004	3,00	21,62	2,30	4,91	1,25	6,16	3,36	3,09E+06	0,001	0,03	-0,23	3,36
2	0,24	2,06	0,003	3,02	19,31	2,08	4,91	1,25	6,16	3,72	2,53E+06	0,005	0,02	0,06	3,35
3	0,22	2,10	-0,001	3,02	21,47	2,11	5,21	1,25	6,54	3,88	2,62E+06	-0,001	0,02	-0,50	5,00
4	0,21	2,01	0,001	3,04	19,52	2,02	5,29	1,26	6,64	4,13	2,39E+06	0,009	0,03	1,47	8,12
5	0,22	2,06	0,001	3,04	21,22	2,07	5,01	1,26	6,28	3,81	2,51E+06	0,014	0,03	0,11	3,85
6	0,29	2,08	-0,008	3,02	20,05	2,10	4,80	1,25	6,01	3,59	2,58E+06	0,002	0,03	-0,13	3,81
7	0,21	1,97	-0,001	3,02	18,84	1,98	4,85	1,25	6,08	3,84	2,31E+06	0,004	0,03	-1,47	8,12
8	0,24	1,81	0,002	3,01	17,86	1,83	4,86	1,25	6,10	4,18	1,96E+06	0,001	0,02	0,27	2,86
9	0,21	2,00	0,002	3,07	21,12	2,01	5,43	1,26	6,83	4,27	2,36E+06	0,002	0,05	-2,58	20,17
10	0,23	1,98	-0,002	3,01	18,83	2,00	5,05	1,25	6,33	3,97	2,34E+06	0,008	0,03	0,52	4,01
11	0,22	2,11	-0,001	3,12	21,86	2,12	5,49	1,26	6,90	4,09	2,64E+06	0,008	0,04	2,38	11,49
12	0,19	2,13	-0,013	3,09	21,59	2,14	4,76	1,26	5,98	3,51	2,69E+06	0,020	0,06	3,20	17,80
13	0,22	2,13	0,000	3,16	24,05	2,14	5,79	1,26	7,29	4,29	2,68E+06	0,016	0,06	2,87	11,63
14	0,36	2,25	-0,002	3,08	22,63	2,28	5,28	1,26	6,63	3,65	3,05E+06	0,001	0,05	-0,06	7,07
15	0,19	2,18	0,000	3,15	25,51	2,19	6,05	1,26	7,63	4,39	2,80E+06	0,004	0,07	-0,40	12,11
16	0,21	2,19	0,002	3,27	26,44	2,20	6,18	1,26	7,80	4,49	2,83E+06	0,021	0,08	2,60	11,09
17	0,21	2,20	0,001	3,35	25,09	2,21	5,57	1,27	7,05	4,05	2,86E+06	0,029	0,09	3,10	12,50
18	0,35	2,21	0,002	3,11	23,87	2,24	5,33	1,26	6,71	3,77	2,93E+06	0,010	0,04	1,82	7,31
19	0,20	1,93	0,002	3,03	17,82	1,94	4,69	1,26	5,89	3,82	2,20E+06	0,011	0,03	1,78	9,30
20	0,26	2,23	-0,001	3,09	23,71	2,24	5,37	1,26	6,75	3,78	2,95E+06	0,016	0,03	0,74	4,07
21	0,32	1,92	-0,007	3,14	19,94	1,95	5,22	1,26	6,58	4,25	2,23E+06	0,013	0,06	3,16	14,41
22	0,28	2,24	0,002	3,13	21,84	2,26	5,12	1,26	6,45	3,60	2,99E+06	0,022	0,05	2,17	8,99
23	0,20	2,07	0,006	3,11	21,65	2,08	5,75	1,26	7,24	4,38	2,53E+06	0,027	0,08	3,96	22,49
24	0,20	2,03	0,003	3,16	21,81	2,03	5,43	1,26	6,84	4,24	2,43E+06	0,016	0,06	2,41	8,68
25	0,25	2,13	-0,003	3,11	22,56	2,15	5,17	1,26	6,51	3,81	2,71E+06	0,013	0,04	1,95	9,95
26	0,17	1,88	0,002	3,05	19,51	1,89	5,34	1,26	6,71	4,45	2,09E+06	0,015	0,04	1,93	9,32

27	0,20	2,14	-0,010	3,72	29,34	2,15	6,83	1,28	8,73	5,19	2,71E+06	0,056	0,19	3,49	15,78
28	0,26	2,33	0,001	3,35	25,38	2,35	5,53	1,27	7,01	3,79	3,23E+06	0,028	0,09	2,70	10,14
29	0,20	2,20	0,001	3,28	23,42	2,21	5,19	1,26	6,57	3,76	2,86E+06	0,043	0,13	4,20	24,14
30	0,21	2,25	0,009	3,36	25,09	2,26	5,77	1,27	7,32	4,11	2,99E+06	0,050	0,13	3,20	14,19
31	0,26	2,42	0,000	3,37	26,56	2,43	5,41	1,27	6,86	3,58	3,47E+06	0,029	0,09	3,05	12,56
32	0,17	2,09	-0,003	3,54	26,68	2,10	6,42	1,27	8,16	4,95	2,59E+06	0,046	0,14	3,26	12,88
33	0,18	2,16	-0,003	3,74	28,17	2,17	6,53	1,28	8,35	4,92	2,76E+06	0,066	0,24	3,34	13,98
34	0,30	2,49	-0,004	3,57	30,55	2,51	6,00	1,28	7,66	3,89	3,70E+06	0,040	0,12	2,93	11,09
35	0,33	2,60	0,003	3,93	33,83	2,62	6,63	1,28	8,52	4,17	4,03E+06	0,068	0,20	3,40	14,37
36	0,17	2,34	0,002	3,93	34,25	2,35	7,49	1,28	9,62	5,27	3,22E+06	0,061	0,20	3,25	13,44
37	0,30	2,67	-0,005	3,73	35,60	2,69	6,49	1,28	8,33	3,98	4,24E+06	0,052	0,15	3,28	12,96
38	0,19	2,54	0,006	4,65	34,05	2,55	6,69	1,31	8,76	4,49	3,81E+06	0,124	0,30	2,72	10,10
39	0,18	2,33	-0,001	3,41	26,04	2,34	5,48	1,27	6,97	3,78	3,21E+06	0,049	0,13	3,20	14,58
40	0,35	2,07	-0,007	3,87	26,45	2,10	6,32	1,28	8,11	4,95	2,59E+06	0,068	0,20	2,83	9,79
41	0,20	2,22	-0,001	3,40	24,39	2,23	5,40	1,27	6,86	3,91	2,90E+06	0,045	0,13	3,08	12,89
42	0,19	2,36	-0,001	4,83	36,81	2,37	7,57	1,31	9,91	5,48	3,28E+06	0,124	0,34	3,17	12,50
43	0,16	2,29	0,000	4,38	31,16	2,29	7,00	1,30	9,07	5,13	3,08E+06	0,094	0,30	3,59	16,36
44	0,14	2,26	0,002	4,30	31,79	2,27	6,87	1,29	8,88	5,06	3,01E+06	0,098	0,31	3,26	13,96
45	0,16	2,39	-0,010	4,64	33,62	2,39	7,36	1,30	9,58	5,22	3,36E+06	0,121	0,35	3,08	11,61
46	0,19	2,47	0,002	4,03	30,73	2,48	6,10	1,30	7,91	4,13	3,61E+06	0,121	0,28	2,90	11,90
47	0,16	2,28	0,000	3,85	29,41	2,28	5,97	1,28	7,66	4,31	3,05E+06	0,111	0,28	3,28	14,97
48	0,17	2,45	-0,005	3,95	30,21	2,46	5,90	1,29	7,62	4,01	3,54E+06	0,133	0,30	3,02	12,59
49	0,27	3,18	-0,005	5,09	43,38	3,19	6,82	1,34	9,13	3,84	5,95E+06	0,135	0,35	3,14	11,83
50	0,26	2,96	0,030	5,56	44,38	2,98	7,72	1,33	10,28	4,60	5,19E+06	0,175	0,53	3,55	15,94

IV. 3. Méthodologie :

Le principe de l'algorithme des SOM consiste à effectuer une classification non linéaire des bases de données complexes en identifiant des groupes semblables.

Deux métriques sont proposées dans [3] pour quantifier le mérite des indicateurs à des fins de pronostic : La monotonicité (Monotonicity) et la tendance (Trendability).

La monotonicité d'un indicateur est calculée comme suit :

$$\text{Monotonicity}\left(x_i\right)=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\frac{\left|\text{nombre } de \text{ positive diff}\left(x_i^j\right)-\text{nombre } de \text{ negative diff}\left(x_i^j\right)\right|}{n-1} \qquad (1)$$

où n est le nombre de points de mesure, dans ce cas $n=50$. m est le nombre de machines surveillées, dans ce cas $m=1$. x_i^j est la $i^{ème}$ indicateur mesurée sur la $j^{ème}$ machine.

$\text{diff}\left(x_i^j\right)=x_i^j\left(t\right)-x_i^j\left(t-1\right)$, c'est-à-dire la différence du signal x_i^j.

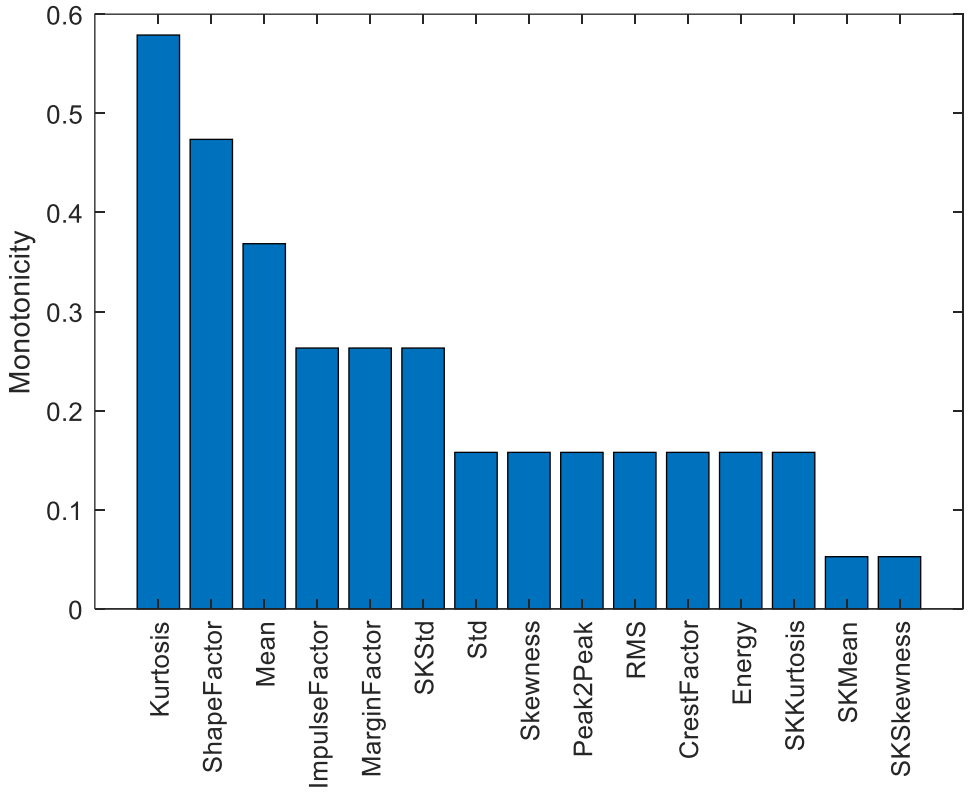


Figure IV.3. La monotonicité des indicateurs scalaires

La tendance d'un indicateur est calculée comme suit :

$$\text{Trendability}\left(x_i\right) = \min_k\left(\left|\text{corr}\left(x_i, x_k\right)\right|\right) \qquad (2)$$

Où N est le nombre de caractéristiques. La tendance est le calcul des coefficients de corrélation absolus minimums de cette caractéristique avec toutes les autres caractéristiques.

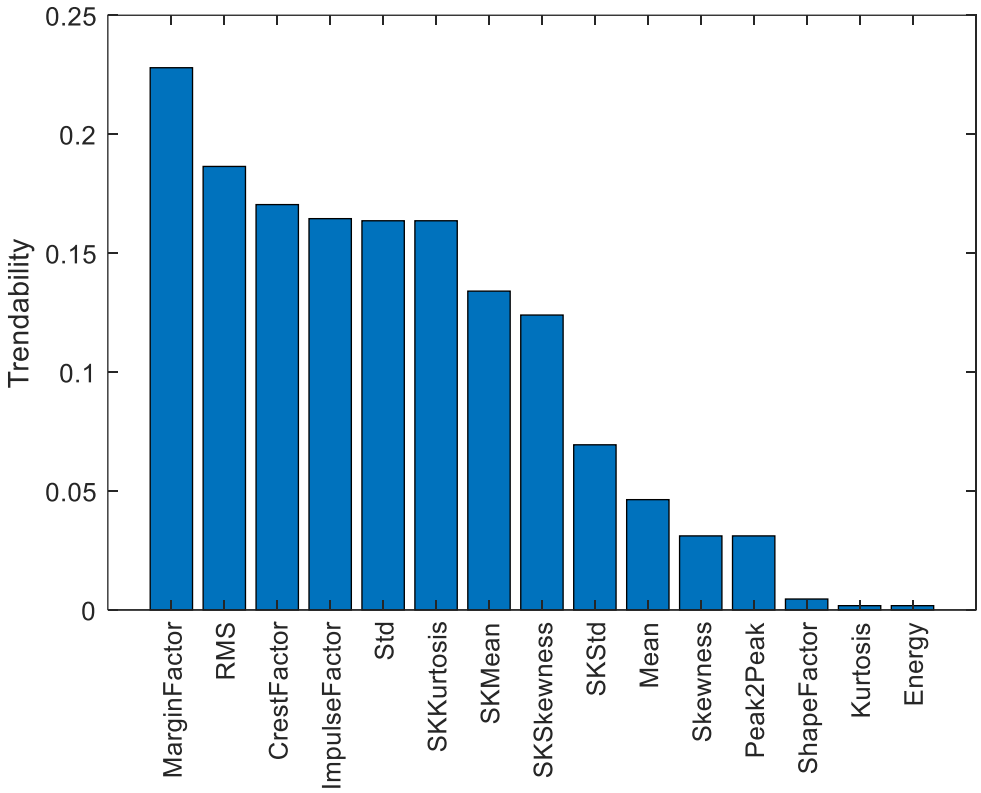


Figure IV.4. La tendance des indicateurs scalaires

La monotonicité et la tendance sont tous les deux comprises dans l'intervalle [0, 1], et la valeur la plus élevée indique une meilleure performance de la métrique correspondante. Il est donc raisonnable d'additionner ces deux métriques avec les mêmes pondérations et d'obtenir un score global d'importance des indicateurs.

Le Kurtosis du signal est le meilleur indicateur basé sur l'importance combinée des indicateurs.

Les indicateurs dont le score d'importance est supérieur à 0,5 sont sélectionnés pour la section suivante.

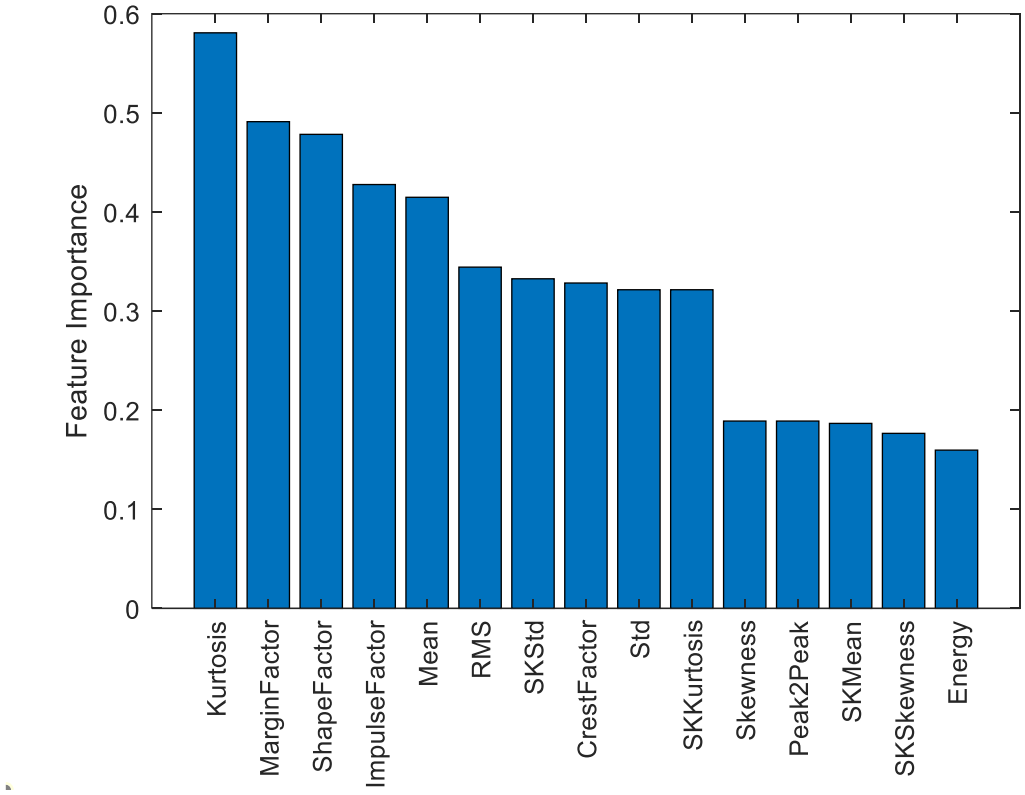


Figure IV.5. L'importance des indicateurs scalaires

Une carte auto-organisatrice (selforgmap) consiste en une couche compétitive qui peut classer un ensemble de données de vecteurs avec un nombre quelconque de dimensions en autant de classes que la couche a de neurones. Les neurones sont disposés dans une topologie 2D, ce qui permet à la couche de former une représentation de la distribution et une approximation bidimensionnelle de la topologie de l'ensemble de données.

Pour l'entraînement SOM, le vecteur de poids associé à chaque neurone se déplace pour devenir le centre d'un groupe de vecteurs d'entrée. De plus, les neurones adjacents les uns aux autres dans la topologie doivent également se rapprocher les uns des autres dans l'espace d'entrée, il est donc possible de visualiser un espace d'entrée de grande dimension dans les deux dimensions de la topologie du réseau.

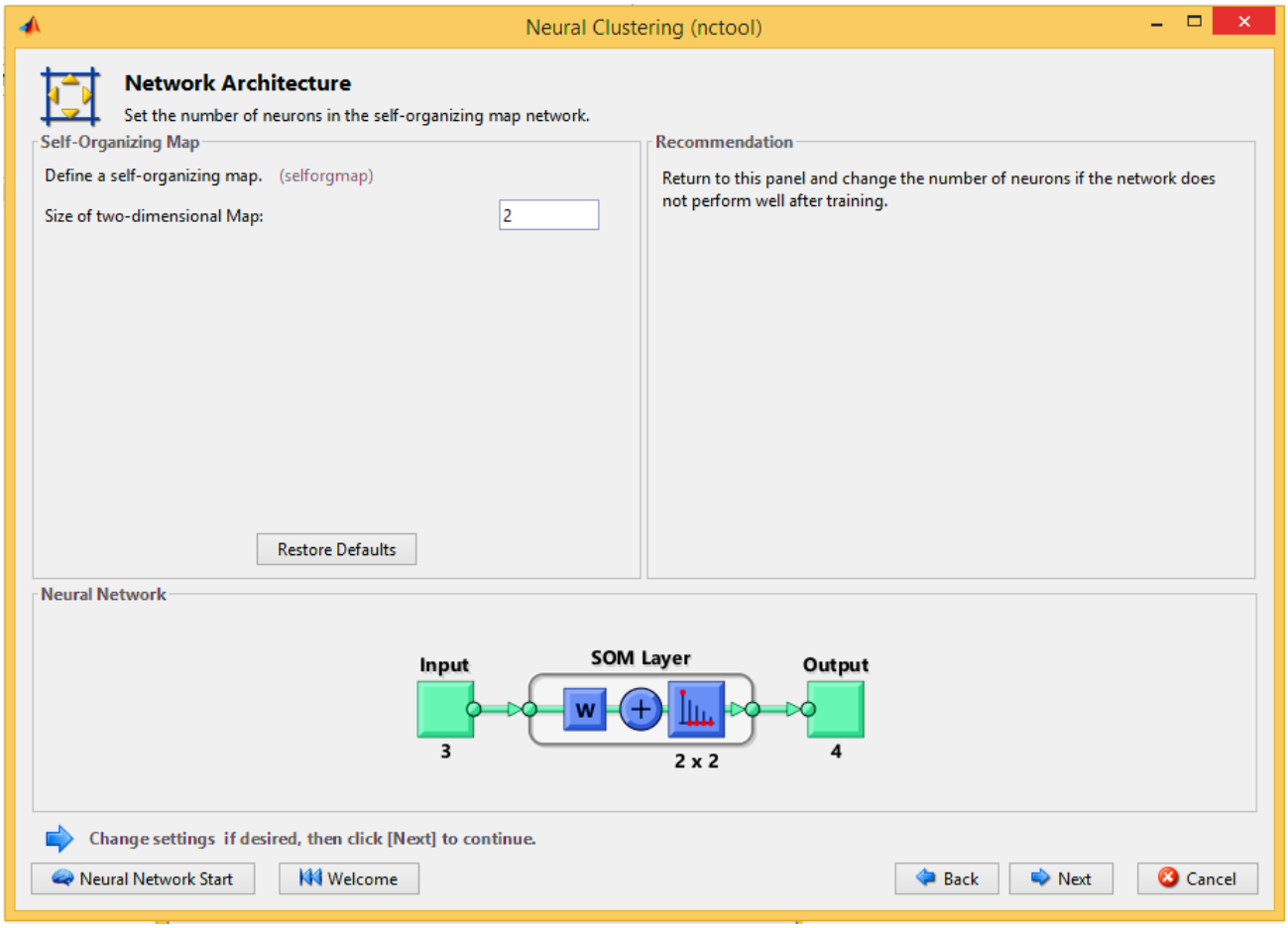


Figure IV.6. Architecture de réseau

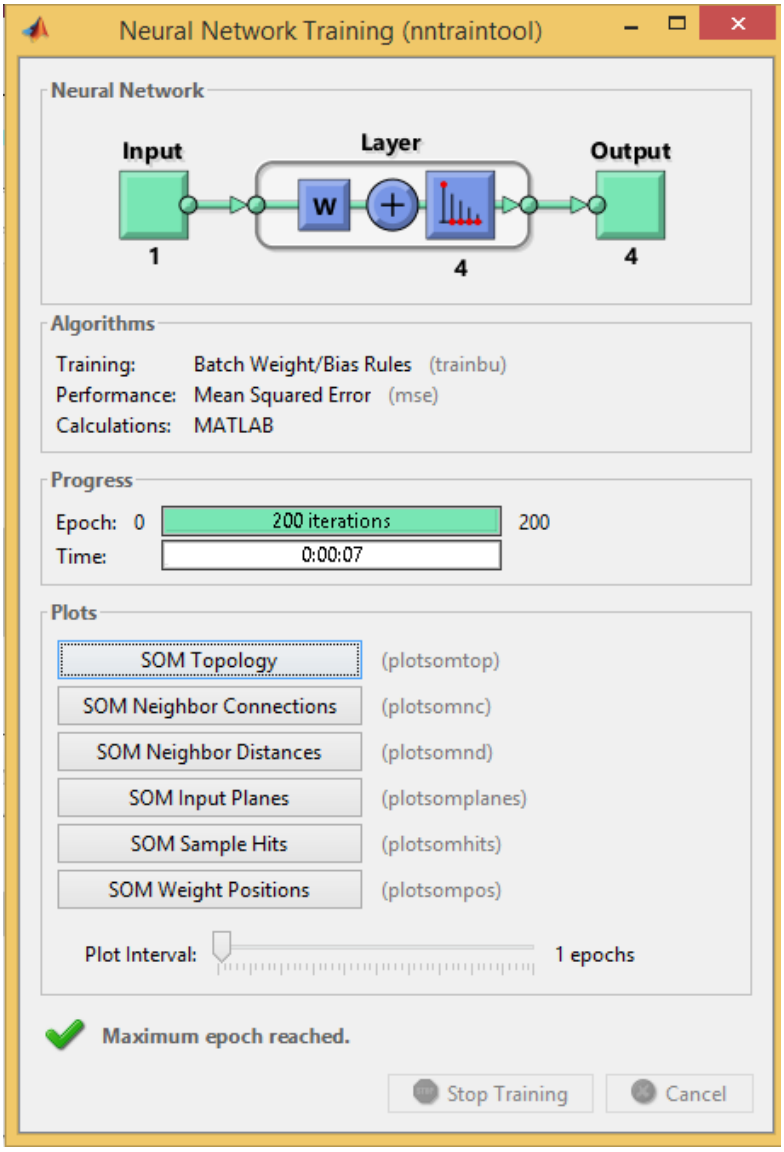


Figure IV.7. Apprentissage du réseau de neurones

IV. 4. Résultats de la SOM :

Le kurtosis, considéré comme l'indicateur le plus pertinent et le plus sensible aux phénomènes de choc parmi les différents indicateurs scalaires, a été retenu pour caractériser les différents stades de dégradation du roulement à l'aide de la méthode des cartes auto-organisatrices (SOM).

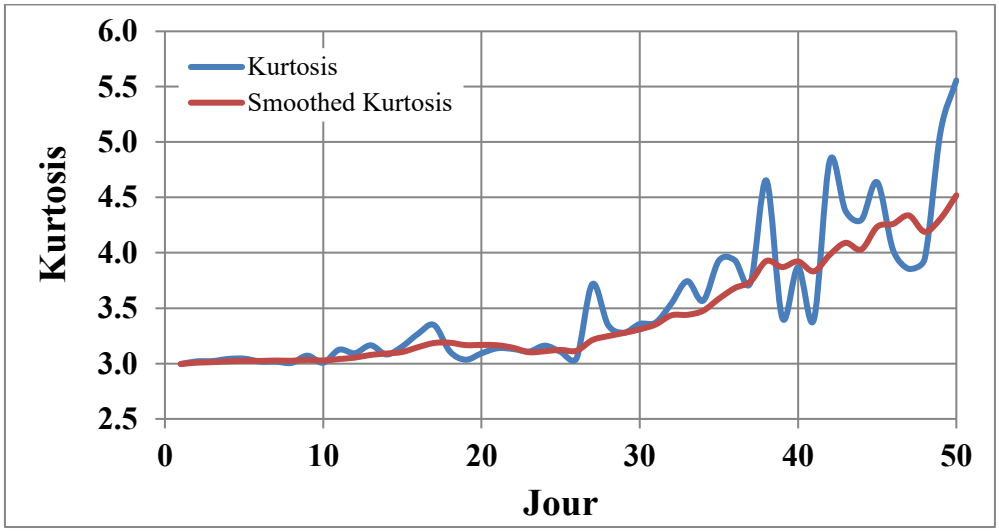


Figure IV.8. Évolution de la kurtosis avec le temps

Le comportement de Kurtosis pendant la période de test est illustrée à **la figure IV.8**. En général, on peut observer que les valeurs de Kurtosis suivent une tendance croissante dans le temps. L'objectif de SOM est de définir les groupes existant dans l'ensemble de données en fonction des valeurs de Kurtosis. De cette façon, tous les éléments sont utilisés pour la formation de SOM. L'application de SOM a permis de définir quatre groupes de valeurs de Kurtosis qui sont en corrélation avec quatre stades de la vie des roulements. Une fois que le modèle SOM est construit, la future valeur de Kurtosis sera attribuée au groupe le plus proche.

Le résultat de la classification non supervisée des valeurs de Kurtosis, mesurées pendant les 50 jours de l'expérience, selon la méthode SOM, est présenté à **la figureIV.9.** On peut voir que les valeurs de Kurtosis sont regroupées en quatre groupes correspondant aux quatre stades de vie du roulement, à savoir, état normal, défaut naissant, défaut grave et défaillance du roulement. Ce résultat est très satisfaisant car il permet de distinguer les différents états du roulement, et donc de mieux le surveiller. Le regroupement des valeurs de Kurtosis permet d'estimer la durée de chaque phase de la vie du roulement, ce qui est très intéressant pour le décideur.

Il a été constaté que l'état normal représente 14 % de la vie entière. Il est suivi par la phase de défaut naissant, qui est relativement importante (50 % de la vie entière), puis le défaut devient plus grave. Ce stade sévère représente environ 16 % de la vie entière. Enfin, la défaillance du roulement se produit, où des valeurs plus élevées de Kurtosis sont enregistrées.

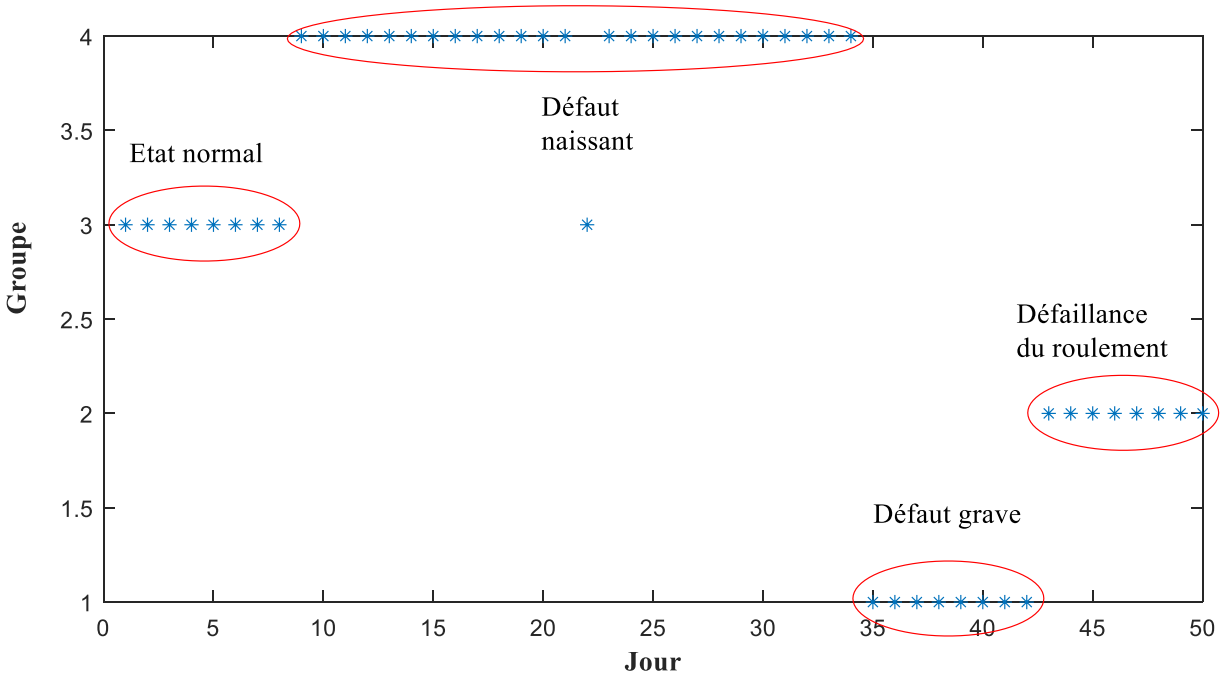


Figure IV.9. Classification de l'état des roulements par SOM sur la base des valeurs de Kurtosis

Ainsi, la méthode des cartes auto-organisatrices (SOM) s'avère particulièrement pertinente pour la surveillance des éoliennes, car elle permet de suivre l'évolution de la dégradation des roulements de manière efficace et structurée. Elle offre également la possibilité d'évaluer automatiquement l'état de ces composants indépendamment des conditions de fonctionnement, tout en fournissant une estimation plus précise de la durée des différentes phases de leur cycle de vie.

Par ailleurs, l'un des principaux atouts des réseaux neuronaux réside dans leur capacité de généralisation, ce qui leur permet de classifier correctement de nouvelles valeurs de kurtosis et d'adapter le diagnostic à des situations inédites.

En comparaison, les approches classiques de traitement du signal, qu'elles reposent sur des indicateurs scalaires (Kurtosis, RMS, facteur de crête, etc.) ou sur des méthodes fréquentielles (spectre, cepstre, analyse d'enveloppe), présentent des limites en matière d'interprétation de l'évolution des défauts. À l'inverse, les méthodes basées sur les réseaux de neurones fournissent des résultats plus pertinents concernant le suivi de la gravité et de l'évolution des dégradations.

IV. 5. Conclusion :

Ce chapitre avait pour objectif l'évaluation de l'état de santé des roulements à l'aide de la méthode des cartes auto-organisatrices (SOM), une tâche rendue complexe par le caractère stochastique des phénomènes de dégradation.

Les résultats obtenus montrent que l'application de la SOM permet une meilleure compréhension du processus de dégradation en identifiant clairement quatre stades de fonctionnement du roulement, à savoir : l'état normal, le défaut naissant, le défaut sévère et la défaillance complète. La mise en évidence du stade de dégradation précoce est particulièrement importante, puisqu'elle permet une détection anticipée de l'apparition du défaut. Dans ce travail, cette phase a été détectée après environ 8 jours de fonctionnement. À ce niveau, le défaut reste limité et n'affecte pas encore de manière significative les performances du système, ce qui offre la possibilité de planifier des actions de maintenance au moment opportun.

En revanche, lorsque le roulement atteint le stade de dégradation sévère, les dommages deviennent importants et entraînent une détérioration des performances, nécessitant l'arrêt du système pour éviter une défaillance totale.

Par ailleurs, la méthode SOM présente l'avantage de pouvoir estimer automatiquement l'état du roulement indépendamment des conditions de fonctionnement, tout en offrant une bonne capacité de généralisation pour la classification de nouvelles valeurs de kurtosis. Ces résultats confirment l'intérêt des approches basées sur les réseaux de neurones pour la surveillance et le diagnostic des machines tournantes.

Références Bibliographiques :

[1] Ali, Jaouher Ben, et al. "Online automatic diagnosis of wind turbine bearings progressive degradations under real experimental conditions based on unsupervised machine learning." Applied Acoustics 132 (2018): 167-181.

[2] Saidi, Lotfi, et al. "Wind turbine high-speed shaft bearings health prognosis through a spectral Kurtosis-derived indices and SVR." *Applied Acoustics* 120 (2017): 1-8.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce mémoire avait pour ambition de proposer une approche multimodale du diagnostic des défauts de roulements dans les machines tournantes, en articulant trois méthodes complémentaires : l'analyse vibratoire par décomposition en ondelettes, la perception sonore par comparaison par paires, et la classification non supervisée par réseaux de neurones à cartes auto-organisatrices (SOM). Les résultats obtenus à travers ce travail convergent vers des conclusions cohérentes et mutuellement enrichissantes, validant ainsi l'intérêt de la synergie entre approches objectives et subjectives.

Sur le plan de l'analyse vibratoire, l'application de l'analyse multirésolution en ondelettes (AMRO) aux signaux réels issus du roulement SKF 32222 J2 de l'éolienne a permis de mettre en évidence l'apparition et la progression d'un défaut de bague intérieure (BPFI). Dès le 15ème jour de fonctionnement, des pics caractéristiques à la fréquence BPFI ≈ 297 Hz et leurs harmoniques sont apparus dans les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes sélectionnés par le critère du kurtosis. La progression de ce défaut a été clairement quantifiée par l'augmentation des amplitudes spectrales, qui sont passées de l'ordre de $3{,}8 \times 10^4$ au 15ème jour à 2×10^6 au 49ème jour, soit une multiplication par un facteur 52, traduisant l'évolution irréversible du roulement vers la défaillance complète observée au 50ème jour.

En parallèle, sur le plan de la perception sonore, le test de comparaison par paires mené auprès de 25 auditeurs a fourni une représentation perceptive bidimensionnelle en parfaite adéquation avec la chronologie réelle de la dégradation. La première dimension de l'espace MDS INDSCAL a capturé fidèlement l'évolution de la gravité du défaut, du son S1 (état quasi sain) au son S8 (défaillance avancée), avec un coefficient de similarité de Bravais-Pearson de $R = 0{,}93$ entre dissemblances mesurées et reconstituées. Ce résultat majeur démontre de manière originale que la perception humaine est capable de discriminer finement les stades de dégradation à partir des seules signatures acoustiques, sans connaissance a priori des indicateurs physiques.

Enfin, sur le plan de la classification par intelligence artificielle, l'application de la méthode SOM a permis de segmenter automatiquement les 50 journées de mesure en quatre groupes homogènes correspondant aux quatre stades de vie du roulement : l'état normal (14 % de la durée de vie), le défaut naissant (50 %), le défaut grave (16 %) et la défaillance complète. Le kurtosis s'est

révélé être l'indicateur le plus pertinent pour cette classification grâce à ses excellentes performances selon les métriques de monotonicité et de tendance. De plus, la détection du stade de défaut naissant dès le 8ème jour par la SOM apporte la preuve de la capacité de cette méthode à fournir une alerte précoce bien avant l'analyse d'enveloppe classique, ce qui s'avère crucial pour la prise de décision en maintenance préventive.

Malgré ces contributions significatives, notamment la validation sur des données industrielles réelles d'une éolienne de 2,2 MW, ce travail comporte certaines limites qu'il convient d'identifier avec honnêteté scientifique. Premièrement, l'étude est conduite sur un seul roulement d'une seule machine, et la généralisation des seuils SOM nécessiterait des validations complémentaires sur des bases de données plus étendues. Deuxièmement, le test de perception sonore a été réalisé dans une salle ordinaire, non anéchoïque, avec un casque stéréo de milieu de gamme. Troisièmement, bien que l'analyse par ondelettes soit efficace pour la localisation, elle présente des limites pour l'évaluation quantitative précise du taux d'usure ou de la durée de vie résiduelle (RUL). Enfin, la base de données sonores utilisée pour le test perceptif ne contenait que 8 sons sélectionnés parmi 50, limitant ainsi la résolution temporelle de la représentation perceptive.

Ces constatations ouvrent néanmoins des perspectives de recherche prometteuses. À court terme, il serait intéressant d'étendre l'approche perceptive à l'ensemble des 50 signaux et d'intégrer des paramètres psychoacoustiques objectifs (sonie, rugosité, acuité) pour identifier les corrélats physiques de la perception. À moyen terme, la fusion intelligente des données vibratoires et acoustiques via des descripteurs hybrides comme le MAVgram (Multi-modal Acoustic-Vibration gram) couplé à des réseaux de neurones profonds constitue une avenue majeure. À plus l'horizon applicatif, l'intégration de ces méthodes au sein d'une chaîne de diagnostic embarquée (capteurs MEMS, IoT) pour le pronostic en temps réel, ainsi que l'extension de la démarche à d'autres organes (engrenages, arbres) et d'autres défauts (balourd, désalignement), permettraient de renforcer l'impact scientifique et l'applicabilité industrielle de ces travaux.

En définitive, ce mémoire démontre que l'approche vibroacoustique multimodale développée représente une stratégie de diagnostic robuste, complémentaire aux méthodes classiques et pleinement prometteuse pour la surveillance intelligente des machines tournantes en milieu industriel réel.