N° d'ordre : …….

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Yahia Farès de Médéa

Faculté de Technologie

Département de Génie Électrique



THÈSE

En vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat LMD en Automatique

Spécialité : Automatique

Présenté par :

TOUMI Yassine

THÈME :

Implémentation des techniques d'intelligence artificielle sur FPGA en vue de surveillance et de diagnostic des machines industrielles

Soutenue publiquement le : 04/06/2022

Devant le jury composé de :

M. BOUHEDDA Mounir	MCA.	Université de Médéa	Président
M. OULD ZMIRLI Mohamed	Prof.	Université de Médéa	Directeur de Thèse
M. GUESSOUM Abderrezak	Prof.	Université de Blida	Examinateur
M. KARA Reda	MCA.	Université de Médéa	Examinateur
M. BENGHERBIA Billel	MCA.	Université de Médéa	Invité

Thèse préparée au sein du Laboratoire des Systèmes Électroniques Avancés (LSEA)

de l'Université de Médéa, ALGÉRIE

Remerciement

En tout premier lieu, je remercie ALLAH, tout puissant, de m'avoir aidé et guidé pour atteindre ce point et terminer ce travail de doctorat.

Puis, je tiens à remercier tous ceux qui m'ont aidé durant la réalisation de ce projet. Je tiens à remercier sincèrement en premier lieu mon directeur de thèse Monsieur Mohamed OULD ZMIRLI, Professeur à l'Université Yahia Farès de Médéa, pour sa disponibilité, le partage de ses connaissances et ses nombreuses recommandations qui m'ont aidé considérablement pendant la réalisation de ma thèse. Merci pour la confiance dont il m'a gratifié et merci de m'avoir offert la possibilité d'orienter mes recherches avec une grande liberté pendant toute la durée de ce travail.

Je remercie également toute l'équipe de recherche avec laquelle j'ai pu travailler et plus particulièrement, Monsieur Billel BENGHERBIA maître de conférences à l'Université Yahia Farès de Médéa et à Monsieur Sidahmed LACHENANI, maître assistant à l'Université Yahia Farès de Médéa, qui m'a aidé à comprendre et appliquer diverses notions théoriques et pratiques de la présente étude.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur Mounir BOUHEDDA maître de conférences à l'Université Yahia Farès de Médéa, à Monsieur Abderrezak GUESSOUM Professeur à l'Université Saad Dahlab de Blida, à Monsieur Reda KARA maître de conférences à l'Université Yahia Farès de Médéa, pour avoir bien voulu me faire l'honneur d'évaluer ce travail et de participer au jury.

À la mémoire de mon père Puisse Dieu, le tout puissant, l'avoir en sa sainte miséricorde.

Un grand merci à ma mère pour son soutien et ses prières, ainsi qu'à tous les membres de ma famille

Finalement, je réserve une place singulière à toutes les personnes qui ont contribué, d'une façon directe ou indirecte à l'achèvement de ce travail et a tous ceux et celles qui m'ont aidé et soutenu durant tout mon parcours trouvent ici l'expression de mes remerciements les plus sincères, car le chemin que j'ai parcouru depuis le début de mes études est le fruit de relations avec de nombreuses personnes sans les nommer. C'est pourquoi je tiens à terminer en présentant mes excuses à ceux qui ne se retrouveront pas dans cette liste, qui est bien loin d'être exhaustive.

Résumé

Les machines tournantes sont un atout essentiel des installations industrielles du monde entier. Ces machines sont de plus en plus complexes et ne peuvent être exemptes de perturbations et de défaillances, influant sur la qualité du produit, pouvant provoquer l'arrêt immédiat d'une machine et porter atteinte au bon fonctionnement d'un système de production entier. Les roulements sont le principal composant de pannes dans les machines tournantes. Il est donc très important d'identifier la détérioration du roulement à un stade précoce. L'analyse vibratoire est l'une des techniques les plus utilisées dans la maintenance prédictive pour détecter les dommages dans les machines tournantes.

Dans cette thèse, la méthode de l'analyse d'enveloppe est utilisée pour extraire les caractéristiques défectueuses des roulements suivi d'un perceptron multicouche pour classer les conditions des roulements défectueux. L'architecture proposée est implémentée sur une carte FPGA, où la plateforme Digilent Zybo Z7-20 avec un circuit FPGA Zynq-7000 de Xilinx a été sélectionnée comme cible. La base de données de Case Western Reserve University (CWRU), qui est considérée comme un standard pour tester les classifications des défauts des roulements, ainsi que la base de Mechanical Failure Prevention Technology (MFPT) est utilisée pour évaluer les performances. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de ce système embarqué dans le diagnostic et la classification des défauts de roulement.

Mots clés :

Machines tournantes, classification des défauts de roulement, FPGA, système embarqué, analyse d'enveloppe, perceptron multicouche.

Abstract

Rotating machinery is a critical asset of industrial plants worldwide. These machines are increasingly complex and cannot be free from disturbances and failures, affecting the quality of the product, which can cause the immediate stoppage of a machine and affect the proper functioning of an entire production system. Bearings are the main fault component in rotating machinery. It is therefore very important to identify bearing deterioration at an early stage. Vibration analysis is one of the most widely used techniques in predictive maintenance to detect damage in rotating machinery.

In this thesis, the method of envelope analysis is used to extract the defective characteristics of the bearings and a multilayer perceptron (MLP) to classify the conditions of defective bearings. The proposed architecture is implemented on an FPGA board, where the Digilent Zybo Z7-20 platform with a Zynq-7000 FPGA circuit from Xilinx was selected as the target. The Case Western Reserve University (CWRU) database, which is considered the standard reference for testing bearing fault classifications, and also the Mechanical Failure Prevention Technology (MFPT) database are used to evaluate the performances. The results obtained show the effectiveness of this embedded system in the diagnosis and classification of bearing faults.

Keywords:

Rotating machinery, bearing fault classification, FPGA, embedded system, envelope analysis, multi-layer perceptron.

الملخص

تعد الآلات الدوارة من الأصول الهامة للمنشآت الصناعية في جميع أنحاء العالم. هذه الآلات معقدة بشكل متزايد ولا يمكن أن تكون خالية من الاضطرابات والفشل، مما يؤثر على جودة المنتج، مما قد يتسبب في التوقف الفوري للآلة والتأثير على الأداء السليم لنظام الإنتاج بأكمله. المحامل هي مكون الخطأ الرئيسي في الآلات الدوارة. لذلك من المهم للغاية تحديد تدهور المحمل في مرحلة مبكرة. يعد تحليل الاهتزاز من أكثر التقنيات المستخدمة على نطاق واسع في الصيانة التنبؤية لاكتشاف الضرر في الآلات الدوارة.

في هذا البحث، يتم استخدام طريقة تحليل الغلاف لاستخراج الخصائص المعيبة للمحامل وإدراك متعدد الطبقات لتصنيف ظروف المحامل المعيبة. يتم تنفيذ البنية المقترحة على لوحة FPGA، حيث تم اختيار منصة Digilent Zybo Z7-20 مع دائرة Zynq-7000 FPGA من Xilinx كهدف. تُستخدم قاعدة بيانات (CWRU)، والتي تعتبر المرجع القياسي لاختبار تصنيفات تحمل الأخطاء، وكذلك قاعدة بيانات (MFPT) لتقييم الأداء. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها فعالية هذا النظام المضمن في تشخيص وتصنيف أخطاء تحمل.

الكلمات المفتاحية:

الآلات الدوارة، تصنيف خطأ المحمل، FPGA، النظام المدمج، تحليل الأظرف، MLP.

Table des Matières

Table des Matières ..... ***VI***

Liste des Figures ..... ***X***

Liste des Tableaux ..... ***XIV***

Liste des abréviations ..... ***XV***

Introduction générale ***1***

Chapitre I : Généralités sur la maintenance industrielle et les défauts des machines tournantes ***5***

I.1. Introduction 6

I.2. Définition de la maintenance 6

I.3. Méthodes de maintenance 6

I.3.1. Maintenance corrective 7

I.3.1.1. Maintenance palliative 7

I.3.1.2. Maintenance curative 8

I.3.2. Maintenance préventive 8

I.3.2.1. Maintenance préventive systématique 8

I.3.2.2. Maintenance préventive conditionnelle 8

I.3.2.3. Maintenance préventive prévisionnelle (prédictive) 9

I.4. Techniques de maintenance préventive conditionnelle et prévisionnelle 9

I.4.1. Analyse thermographique 10

I.4.2. Analyse vibratoire 10

I.4.3. Analyse par l'émission acoustique 11

I.4.4. Analyse des lubrifiants 11

I.5. Défauts des machines tournantes 12

I.5.1. Défauts de balourd (ou déséquilibre) 12

I.5.2. Défauts d'alignement 13
I.5.3. Défauts de transmission par courroies 13
I.5.4. Défauts des engrenages 14
I.5.5. Défauts des roulements 15
I.6. Types des roulements 17
I.7. Modes de défaillances des roulements 18
I.8. Conclusion 20
Chapitre II : Techniques de traitement du signal et de l'intelligence artificielle appliquées au diagnostic des défauts de roulement 22
II.1. Introduction 23
II.2. Description des bases de données utilisées 23
II.2.1. Base de données de CWRU 23
II.2.2. Base de données de MFPT 24
II.3. Analyse du signal vibratoire dans le domaine temporel 25
II.4. Analyse du signal vibratoire dans le domaine fréquentiel 27
II.4.1. Analyse par la transformée de Fourier 27
II.4.2. Analyse cepstrale 29
II.4.3. Analyse d'enveloppe 32
II.5. Kurtosis spectral et Kurtogramme 34
II.6. Analyse temps-fréquence 36
II.6.1. Transformée de Fourier à court terme 37
II.6.2. Transformée d'ondelette 37
II.6.3. Transformée de Hilbert-Huang (THH) 39
II.7. Techniques d'intelligence artificielle dans l'identification de types de défauts 39
II.8. Conclusion 41

Chapitre III : Développement d'un système embarqué de diagnostic des roulements sur FPGA ***42***

III.1. Introduction 43

III.2. Description générale des systèmes embarqués 44

III.3. Solutions technologiques d'implémentation des systèmes embarqués 45

III.4. Evolution des circuits logiques programmables 47

III.5. Technologies de programmation des FPGA 51

III.5.1. Technologie de programmation SRAM 51

III.5.2. Technologie de programmation Flash 52

III.5.3. Technologie de programmation anti-fusible 52

III.6. Système embarqué de diagnostic développé 53

III.6.1. Plateforme de développement utilisée : Xilinx Zybo Z7-20 53

III.6.2. Conception et implémentation hardware/software du système proposé 54

III.6.3. Résultat de tests pratiques du système proposé 59

III.7. Conclusion 60

Chapitre IV : Résultats et discussions ***62***

IV.1. Introduction 63

IV.2. Résultats obtenus en utilisant la base de données MFPT 63

IV.3. Résultats obtenus en utilisant la base de données de CWRU 64

IV.3.1. Description de la manière d'utilisation de la base de données 64

IV.3.2. Résultats de classification des défauts 67

IV.3.2.1. Identification du type de défaut 67

IV.3.2.2. Identification de la sévérité du défaut 73

IV.3.3. Discussion générale des résultats pratiques 78

IV.3.4. Comparaison avec des travaux antérieurs 78

IV.3.5. Temps de traitement 80

IV.4. Conclusion 81

Conclusion générale et perspectives ***.....82***

Bibliographie ***.....85***

Liste des Figures

Figure I.1 : Les différents types de maintenance. 7

Figure I.2 : Maintenance préventive systématique 8

Figure I.3 : Maintenance préventive conditionnelle. 9

Figure I.4 : Principe de l'analyse thermographique : a) Disjoncteur électrique, b) Visualisation d'un défaut de connexion sur une image thermique. 10

Figure I.5 : Spectre théorique d'un défaut de balourd. 13

Figure I.6 : Spectre théorique d'un défaut d'alignement. 13

Figure I.7 : Transmissions par courroies. 14

Figure I.8 : Le spectre théorique d'un défaut de transmission par courroie. 14

Figure I.9 : Le spectre théorique d'un engrenage sain. 15

Figure I.10 : Le spectre théorique d'un défaut d'engrenage. 15

Figure I.11 : L'architecture d'un roulement. 16

Figure I.12 : Types des roulements 19

Figure II.1 : Les trois processus de la maintenance prédictive. 23

Figure II.2 : Le dispositif expérimental de CWRU. 24

Figure II.3 : Spectre de l'état saint de roulement (a) et son zoom (b). 28

Figure II.4 : Spectre d'un défaut sur la bague intérieure obtenue par la FTT (a) et son zoom (b). 28

Figure II.5:Spectre d'un défaut sur la bague extérieure obtenue par la FFT (a) et son zoom (b). 29

Figure II.6 : Cepstre réel d'un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b). 30

Figure II.7 : Cepstre complexe d'un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b). 30

Figure II.8 : Cepstre de puissance d'un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b). 30

Figure II.9 : Cepstre réel d'un défaut de bague extérieure (a) et son zoom (b). 31

Figure II.10 : Cepstre complexe d'un défaut de bague extérieure (a) et son zoom (b). 31

Figure II.11 : Cepstre de puissance d'un défaut de bague extérieur (a) et son zoom (b).....31

Figure IIII.12 : Signal d'enveloppe : a) avec défaut de bague extérieure, b) avec défaut de bague intérieure.....33

Figure II.13 : Spectre d'enveloppe du signal avec un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b).....33

Figure II.14 : Spectre d'enveloppe du signal avec un défaut de bague extérieure (a) et son zoom (b).....34

Figure II.15 : Signal temporal du défaut de bague extérieure.....35

Figure II.16 : Spectre d'enveloppe du signal avec un défaut de bague extérieure.....35

Figure II.17 : Kurtogramme du signal avec un défaut de bague extérieure.....36

Figure II.18 : Spectre d'enveloppe du signal filtré avec un défaut de bague extérieure.....36

Figure II.19 : Arbre de décomposition en paquets d'ondelette.....38

Figure II.20 : La structure de perceptron multicouche.....40

Figure III.1 : Les différentes familles des circuits logiques programmables.....47

Figure III.2 : Architecture de PLA.....48

Figure III.3 : Architecture de CPLD.....49

Figure III.4 : Structure interne de l'FPGA.....51

Figure III.5 : Plateforme Zybo Z7-20.....53

Figure III.6 : Diagramme des blocs du système proposé.....54

Figure III.7 : Architecture du MLP proposé en utilisant Xilinx System Generator.....57

Figure III.8 : Architecture d'un modèle neuronal unique.....57

Figure III.9 : Architecture de la fonction d'activation tangente hyperbolique.....58

Figure III.10 : Calcul FFT du signal brut obtenu par : (a) Matlab, (b) FPGA.....59

Figure III.11 : Traitement IFFT en utilisant : (a) Matlab, (b) FPGA.....60

Figure III.12 : Spectre d'enveloppe obtenu en utilisant : (a) Matlab, (b) FPGA.....60

Figure IV.1 : Résultats de classification de données (base MFPT) :.....64

Figure IV.2 : Spectre d'enveloppe, base de données MFPT : (a) état sain (FPGA) (b) état sain (Matlab) (c) défaut de bague extérieure (FPGA) (d) défaut de bague extérieure (Matlab) (c) défaut de bague intérieure (FPGA) (c) défaut de bague intérieure (Matlab). 64

Figure IV.3 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité d'entraînement DE (12 kHz), 0.014 pouce, charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.....68

Figure IV.4 : Spectres d'enveloppe (DE (12 kHz), 0.014 pouce, charge 0) : (a) défaut de bille (FPGA) (b) défaut de bille (Matlab) (c) défaut de bague interne (FPGA) (d) défaut de bague interne (Matlab) (e) défaut de bague externe (FPGA) (f) défaut de défaut de bague externe (Matlab). 69

Figure IV.5 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité de ventilateur FE, 0.007 pouce : (a) charge 2, avec FPGA (b) charge 3, avec Matlab. 70

Figure IV.6 : Spectres d'enveloppe (FE, 0.007 pouce) : (a) défaut de bille (charge 2, FPGA) (b) défaut de bille (charge 3, Matlab) (c) défaut de bague interne (charge 2, FPGA) (d) défaut de bague interne (charge 3, Matlab) (e) défaut de bague externe (charge 2, FPGA) (f) défaut de défaut de bague externe (charge 3, Matlab).....70

Figure IV.7 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité d'entraînement DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.....71

Figure IV.8 : Spectres d'enveloppe (DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 0) : (a) défaut de bille (FPGA) (b) défaut de bille (Matlab) (c) défaut de bague externe (FPGA) (d) défaut de bague externe (Matlab).....71

Figure IV.9 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité d'entraînement DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 1 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.....72

Figure IV.10 : Spectres d'enveloppe (DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 1) : (a) défaut de bille (FPGA) (b) défaut de bille (Matlab) (c) défaut de bague interne (FPGA) (d) défaut de bague interne (Matlab) (e) défaut de bague externe (FPGA) (f) défaut de bague externe (Matlab). 73

Figure IV.11 : Résultats de classifiassions de la sévérité du défaut de bille à l'extrémité d'entraînement DE (12 kHz), charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab. 74

Figure IV.12 : Spectres d'enveloppe (DE (12 kHz), défaut de bille, charge 0) : (a) 0.007 pouce (FPGA) (b) 0.007 pouce (Matlab) (c) 0.014 pouce (FPGA) (d) 0.014 pouce (Matlab) (e)

0.021 pouce (FPGA) (f) 0.021 pouce (Matlab) (g) 0.028 pouce (FPGA) (h) 0.028 pouce (Matlab). 75

Figure IV.13 : Résultats de classifiassions de la sévérité du défaut de bille à l'extrémité de ventilateur FE, charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.....76

Figure IV.14 : Spectres d'enveloppe (FE, défaut de bille, charge 0) : (a) 0.007 pouce (FPGA) (b) 0.007 pouce (Matlab) (c) 0.014 pouce (FPGA) (d) 0.014 pouce (Matlab) (e) 0.021 pouce (FPGA) (f) 0.021 pouce (Matlab). 76

Figure IV.15 : Résultats de classifiassions de la sévérité du défaut de bille à l'extrémité d'entraînement DE (48 kHz), charge 3 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab. 77

Figure IV.16 : Spectres d'enveloppe (DE (48kHz), défaut de bille, charge 3) : (a) 0.007 pouce (FPGA) (b) 0.007 pouce (Matlab) (c) 0.014 pouce (FPGA) (d) 0.014 pouce (Matlab) (e) 0.021 pouce (FPGA) (f) 0.021 pouce (Matlab). 77

Figure IV.17 : Boîtes à moustaches des résultats obtenus, a) cas de l'identification du type de défaut b) cas de l'identification de la sévérité de défaut. 80

Liste des Tableaux

Tableau II.1 : Paramètres géométriques des roulements utilisés, base CWRU (pouce) 24

Tableau II.2 : Fréquences des défaut (en multiple de la vitesse de rotation en Hz).....24

Tableau II.3 : Paramètres géométriques du roulement de la base MFPT (mm) 25

Tableau II.4 : Fréquences caractéristiques des défauts 25

Tableau III.1 : Comparaison de différentes solutions technologiques des processeurs 47

Tableau III.2 : Consommation des ressources du réseau MLP développé 58

Tableau III.3 : Consommation des ressources FPGA du système global développé.....59

Tableau IV.1 : Résultats d'identification du type de défaut dans le cas de la base MFPT ..63

Tableau IV.2 : Description de la manière d'utilisation de la base de données de CWRU...66

Tableau IV.3 : Résultats de la précision de test de classification pour l'identification du type de défaut.....68

Tableau IV.4 : Résultats de la précision de test de classification pour l'identification de la sévérité de défaut. 74

Tableau IV.5 : Résultats de la précision de l'identification du type de défaut en utilisant la base de données DE (12 kHz).....79

Tableau IV.6 : Résultats de la précision de l'identification de la sévérité du défaut en utilisant la base de données DE (12 kHz).....79

Tableau IV.7 : Temps requis pour le traitement (ms) 81

Liste des abréviations

ADC : Analog to Digital Converter

AFNOR : Association Française de Normalisation

AI: Artificial Intelligence

ANN: Artificial Neural Network

ASIC: Application Specific Integrated Circuit

ASIP: Application Specific Instruction Set Processors

AXI: Advanced eXtensible Interface

BPFI: Ball Pass Frequency Inner

BPFO: Ball Pass Frequency Outer

BPNN: Backpropagation Neural Network

BSF: Ball Spin Frequency

CF: Crest Factor

CLB: Configurable Logic Bloc

CMOS: Complementary Metal Oxide Semiconductor

CPLD : Complex Programmable Logic Device

CPU : Central Processing Unit

CV : Cheval Vapeur

CWT: Continuous Wavelet Transform

CWRU: Case Western Reserve University

DFT: Discrete Fourier Transform

DMA: Direct Memory Access

DRAM: Dynamic Random-Access Memory

DSP: Digital Signal Processing

DWT: Discrete Wavelet Transform

EEPROM: Electrically Erasable Programmable Read Only Memory

EI: Embedded Intelligence

ELM: Extreme Learning Machine

EMD: Empirical Mode Decomposition

EPROM: Erasable Programmable Read Only Memory

FFNN: Feed-Forward Neural Network

FFT: Fast Fourier Transform

FPGA: Field Programmable Gate Array

FTF: Fundamental Train Frequency

GIM: Global Interconnect Matrix

GMF: Gear Mesh Frequency

GPP: General Purpose Processors

GPU: Graphics Processing Unit

HT: Hilbert Transform

IC: Integrated Circuit

IFFT: Inverse Fast Fourier Transform

IMF: Iintrinsic Mode Functions

IP: Internet Protocol

I2C: Inter-Integrated Circuit

JTAG: Joint Test Action Group

KNN: K-Nearest Neighbors

LUT: LookUp Table

LR: Logistic Regression

MFPT: Mechanical Failure Prevention Technology

MLP: Multi-Layer Perceptron

MRA: Multiresolution Analysis

MTBF: Mean Time Between Failure

MTTF: Mean Time To Failure

PAL: Programmable Array Logic

PCI : Peripheral Component Interconnect

PL : programmable logic

PLA : Programmable Logic Arrays

PLD: Programmable Logic Devices

PROM: Programmable Read Only Memories

PS: Processing System

QSA: Quaternion Signal Analysis

RAM: Random Access Memory

RMS: Root Mean Square

ROM: Read Only Memory

SDK: Software Development Kit

SoC: System on a Chip

SPLD: Simple Programmable Logic Device

SPI: Serial Peripheral Interface

SR: Softmax Regression

SRAM: Static Random-Access Memory

STFT: Short-Time Fourier Transform

SVM: Support Vector Machine

THH : Transform Hilbert-Huang

UC : Unité de Contrôle

UE: Unité d'Exécution

USB: Universal Serial Bus

VHDL: VHSIC Hardware Description Language

XSG: Xilinx System Generator

Introduction générale

Les machines tournantes sont le type de machine le plus couramment utilisé dans l'industrie moderne, les applications civiles et militaires, telles que les compresseurs, les turbines à vapeur, les automobiles, les ventilateurs industriels et les moteurs d'avion. En raison de la charge de service élevée, des conditions de fonctionnement difficiles ou de la fatigue, des défauts peuvent se développer dans les machines tournantes. Si le défaut ne peut pas être diagnostiqué en temps opportun, cela peut entraîner un arrêt de l'ensemble du système et même une panne catastrophique. Par conséquent, il est important de détecter rapidement les défauts et d'évaluer le niveau de défaut le plus tôt possible pour éviter des accidents catastrophiques et garantir le fonctionnement en toute sécurité de la machine [1].

En raison du coût important de l'entretien périodique des équipements industriels, l'attention a été portée sur d'autres stratégies de maintenances préventives. Le choix est souvent orienté vers la maintenance prédictive qui est l'approche scientifique et pratique la plus efficace. La surveillance de ces machines s'appuie essentiellement sur l'extraction d'informations révélatrices des conditions de dégradation rencontrées. Dans ce contexte, plusieurs sources d'information ont été explorées et expérimentées dans le passé, avec plus ou moins d'efficacité. Parmi lesquelles nous pouvons citer, l'analyse d'huile, l'analyse de température, l'émission acoustique et l'analyse vibratoire [2,3]. Cette dernière est considérée comme la technique la plus utilisée pour réaliser une surveillance et un diagnostic fiable et pour détecter l'apparition et l'évolution de la plupart des défauts mécaniques [4].

Les machines tournantes en fonctionnement engendrent des défauts tels que : les balourds, les désalignements, l'écaillage de dents d'engrenage, les défauts des roulements, etc…. D'autre part, plusieurs études ont montré que la source majeure de la plupart des défauts mécaniques dans les machines tournantes est, en fait, les défauts de roulements [5].

Le diagnostic des défauts des roulements est basé sur plusieurs techniques de traitement du signal pour extraire leurs caractéristiques. Dans le domaine temporel, plusieurs caractéristiques telles que la valeur de crête, la moyenne quadratique, l'asymétrie, le kurtosis [6,7] peuvent être considérées comme les principales caractéristiques des défauts de roulement. Bien que ces caractéristiques statistiques aient l'avantage de simples calculs et la capacité d'évaluer les performances des roulements, leurs limites incluent leur succès limité dans la détection des défauts précoces, des défauts profondément distribués et de l'emplacement des défauts. De plus,

de nombreuses caractéristiques statistiques sont utilisées pour détecter un défaut facile et clair. Dans le domaine fréquentiel, la transformée de Fourier rapide (FFT) est utilisée pour détecter les défauts du roulement si le signal est dans des conditions stationnaires. Le signal vibratoire obtenu à partir du roulement est souvent non linéaire et non stationnaire [8]. En conséquence, la FFT est inefficace pour détecter ces types de défauts [9]. Pour ces cas, d'autres méthodes sont proposées comme l'analyse d'enveloppe [10] et l'analyse cepstrale [11,12]. Cette dernière est utilisée pour détecter les défauts de roulement, car elle remarque les familles périodiques dans le spectre de fréquences et les représente à travers des pics spécifiques dans le cepstre. Cependant, l'inconvénient de cette méthode est qu'elle génère de nombreux gros pics indésirables au point zéro. Une fois qu'un défaut apparaît dans la bague intérieure ou extérieure du roulement, un impact se produit chaque fois que l'élément roulant traverse la zone défectueuse de la bague de roulement. Cela génère des signaux de type impulsionnel et modulant, qui se distinguent par la répétition périodique de pics aigus qui sont modulés par des composants de résonance à haute fréquence. Pour cette raison, l'analyse d'enveloppe est une technique bien connue pour démoduler ces types de signaux [13]. De plus, de nombreuses approches ont été suggérées dans le domaine temps-fréquence, y compris la transformée en ondelettes [14,15] et la décomposition en mode empirique [16,17]. L'avantage de ces techniques utilisé dans ce domaine est de gérer à la fois des signaux de vibration stationnaires et non stationnaires. Cependant, elles sont généralement compliquées, pas totalement indépendantes et se complètent dans de nombreux cas.

Les circuits reconfigurables, en particulier les FPGA (Field-Programmable Gate Array), deviennent de plus en plus une cible architecturale privilégiée pour le développement des applications de traitement du signal. Leur capacité à s’adapter aux évolutions algorithmiques, conjuguées à des performances en constante évolution (quelques millions de portes équivalentes, capacité mémoire importante, opérateurs arithmétiques câblés, processeurs enfouis) leur permet de surpasser les processeurs DSP hautes performances. L’implantation efficace des algorithmes de traitement numérique du signal dans les systèmes embarqués requiert l’utilisation de l’arithmétique virgule fixe afin de satisfaire les contraintes de coût, de consommation et d’encombrement exigées par ces applications. En effet, la largeur (c.-à-d. le nombre de bits) des opérateurs, des bus et des mémoires au sein des architectures en virgule fixe étant plus faible, la surface et la consommation d’énergie de ces architectures sont moins importantes.

Du fait de la complexité des approches qui ont été proposées pour détecter et classer les défauts de roulement, qui nécessitent généralement des prétraitements complexes et spécifiques pour déterminer les signatures des défauts, leur implémentation dans des systèmes sur puce (SoC) représente un défi pour les chercheurs. Il existe de multiples défis pour réaliser des implémentations efficaces dans le matériel de l'intelligence embarquée (Embedded Intelligence (EI)), telles que la nécessité des éléments suivants : (1) faible consommation d'énergie ; (2) traitement de calcul élevé ; et (3) évolutivité pour s'adapter à diverses topologies et tailles de réseau [18].

Dans les récentes années, la croissance rapide des réseaux de neurones artificiels (ANN) a accéléré le développement de plusieurs architectures de mise en œuvre à travers plusieurs plates-formes, telles que les unités de traitement graphique (GPU), les unités centrales de traitement (CPU) et les FPGA. Cependant, les topologies d'apprentissage en profondeur nécessitent une grande quantité de traitement parallèle, des ressources de mémoire, une puissance de traitement importante et un débit élevé, en raison de la structure et de la fonction des ANN. De plus, dans le contexte des systèmes matériels à temps réel, il est important de trouver le bon compromis entre l'efficacité énergétique, performances, coût et développement rapide. Bien que limitées en ressources et en taille, de nombreuses approches ont indiqué que les FPGA offrent un point de départ solide pour la future mise en œuvre des architectures Par conséquent, la mise en œuvre des solutions sur un récent circuit FPGA est considérée comme une approche prometteuse, et considérée aussi comme un système embarqué spécifique qui remplace efficacement le traitement des ordinateurs personnels (PC) en raison de sa petite taille, de sa portabilité, de son faible coût, de sa faible consommation d'énergie et de son application en temps réel [19,20].

La présente étude a pour objectif la conception et mis en œuvre d’un système intelligent embarqué à base d’un circuit FPGA pour diagnostiquer et classifier les défauts des roulements, dans le but de réduire l'intervention humaine pour la maintenance des défauts des machines industrielles.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous donnons des généralités sur les différents types de maintenance industrielle. Nous donnons aussi d’une manière brève un aperçu sur les techniques les plus utilisées dans la surveillance industrielle. On présente aussi les différents défauts dans

les machines tournantes. Une description des composants des roulements avec ces modes de défaillances est également introduite dans ce chapitre.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons une étude théorique sur les différentes méthodes de traitement du signal dans le domaine vibratoire. Une brève représentation sur les techniques d'intelligence artificielle utilisées pour l'identification des défauts des roulements est aussi présentée dans ce chapitre.

On entame le chapitre trois par une vue d'ensemble des systèmes embarqués, ainsi que la méthodologie de conception des systèmes numériques embarqués. Nous introduisons de ce fait, les différentes solutions technologiques d'implémentation des systèmes embarqués, l'évolution des systèmes numériques et les circuits logiques programmables. Ensuite, une implémentation sur un circuit FPGA de l'analyse d'enveloppe et d'un réseau de neurones artificielle est présentée. Enfin, une comparaison des résultats du système embarqué implémenté avec une simulation sous Matlab est présentée.

Le chapitre quatre commence par une description des deux bases de données utilisées dans notre travail. Ensuite nous présentons les résultats de tests expérimentaux réalisés dans le cadre d'une classification des défauts de roulement basés sur l'analyse d'enveloppe et les réseaux des neurones artificiels.

Enfin, nous terminons ce document par une conclusion générale et les perspectives qui s'ouvrent dans le domaine de la maintenance des machines industrielles.

Chapitre I : Généralités sur la maintenance industrielle et les défauts des machines tournantes

I.1. Introduction

Les machines tournantes sont un élément crucial de tous les processus de fabrication. Les moteurs, les boîtes de vitesses, les roulements, les pompes, les compresseurs, etc. sont utilisés de façon efficace pour maintenir un flux constant de production à un débit maximal. La durée de chaque machine est limitée par la vitesse à laquelle fonctionne, la charge à laquelle est soumise, la qualité de ces composants, son assemblage et son installation, son environnement et le niveau de maintenance. Bien que tous ces facteurs soient extrêmement importants, c'est l'attention qui est accordée à ce dernier qui déterminera l'efficacité de la machine. Au cours des dernières années, la gestion de la maintenance fait partie intégrante de l'exploitation et de la production, ce qui rapporte des bénéfices à l'entreprise. Ce changement a donné lieu à l'élaboration de plusieurs philosophies visant à établir la stratégie de maintenance la plus appropriée pour les modes de défaillance définis [21].

I.2. Définition de la maintenance

Une première définition de la maintenance est donnée par L'Association française de normalisation (AFNOR) en 1994 (norme NFX 60-010), qui est-elle définie comme : "*l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé"* [22].

Depuis 2001, elle a été remplacée par une nouvelle définition, désormais européenne (NF EN 13306 X 60-319) : *: "l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise"* [23].

I.3. Méthodes de maintenance

Selon l'évolution de la maintenance, on distingue deux principales familles, que l'on peut repérer sur la figure I.1. La maintenance corrective, qui s'applique après la défaillance de la machine, et la maintenance préventive qui est effectuée avant que la panne ne se manifeste.

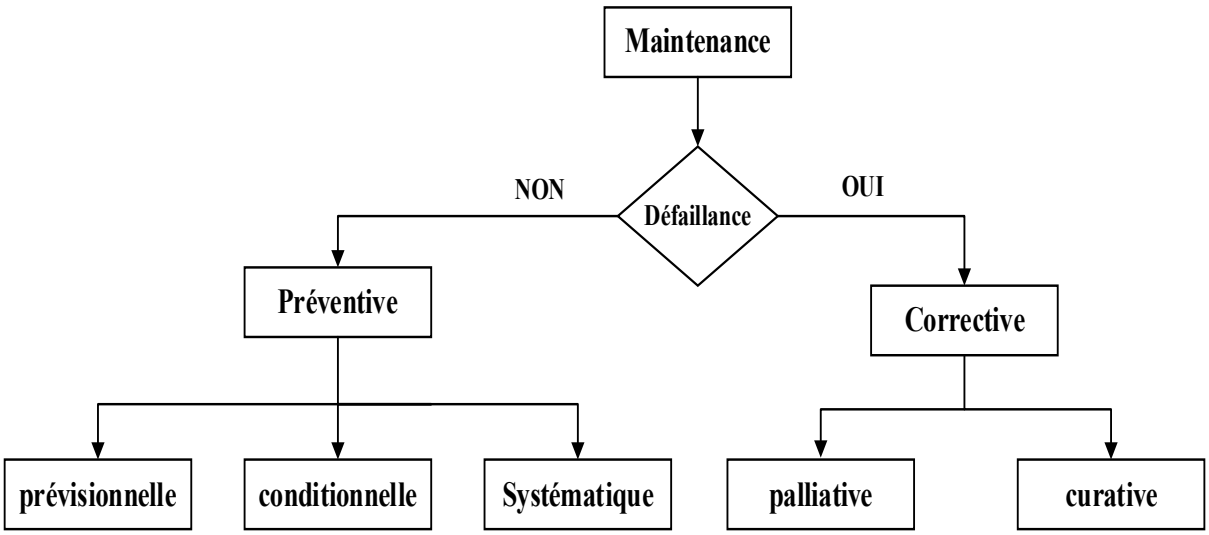


Figure I.1 : Les différents types de maintenance.

I.3.1. Maintenance corrective

La maintenance corrective ou appelée aussi la maintenance de panne. C'est la maintenance la plus simple. Elle regroupe l'ensemble des activités réalisées après la défaillance d'un bien, ou la dégradation de sa fonction, pour lui permettre d'accomplir une fonction requise [23].

La maintenance corrective est caractérisée par son caractère aléatoire et requiert des ressources humaines compétentes et des ressources matérielles à savoir : pièces de rechange et outillage, disponibles sur place [24]. Ce type de maintenance est généralement adapté pour les équipements pour lesquels :

- Les conséquences de la panne ne sont pas critiques ;
- La réparation est facile et ne nécessite pas beaucoup de temps ;
- Les coûts d'investissements sont faibles.

Sous cette forme de maintenance, on distingue généralement deux niveaux selon la nature des opérations réalisées :

I.3.1.1. Maintenance palliative

Cette maintenance est basée sur l'action de dépannage qui permet d'un bien d'accomplir provisoirement tout ou une partie d'une fonction requise. Elle est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui doivent être suivies par des actions curatives.

I.3.1.2. Maintenance curative

Par opposition à la maintenance corrective palliative, les interventions de maintenance curative ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifié pour lui permettre d'accomplir une fonction requise, et le résultat de ces interventions réalisées doivent présenter un caractère permanent [25].

I.3.2. Maintenance préventive

La maintenance préventive est exécutée avant la détection de toute panne, à travers des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits, dont le but de réduire la probabilité des défaillances ou la dégradation des équipements. Parmi les techniques de maintenance préventive, on distingue trois niveaux :

I.3.2.1. Maintenance préventive systématique

La maintenance préventive systématique est exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage, mais sans contrôle préalable de l'état du bien (figure I.2) [26].

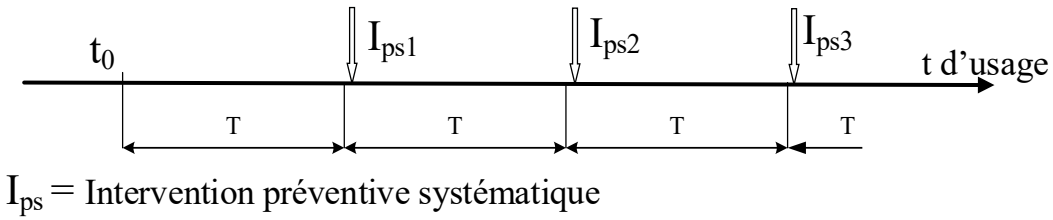


Figure I.2 : Maintenance préventive systématique [26].

Ces intervalles de temps sont établis sur la base des critères d'usure tels que des heures de fonctionnement en référence au MTTF (Mean Time To Failure) ou au MTBF (Mean Time Between Failure)) ou à une quantité produite, qui permettent de déterminer des périodicités d'intervention. Les opérations d'entretien se traduisent par le remplacement systématique d'un certain nombre de composants identifiés par cet échéancier [27].

I.3.2.2. Maintenance préventive conditionnelle

La maintenance préventive conditionnelle, schématisée par la figure I.3, se traduit par des visites préventives qui consistent à suivre les paramètres significatifs de la dégradation du bien. Lorsque le paramètre suivi dépasse le seuil d'alarme, il faut prévoir une intervention pour remettre en condition normale l'équipement [26].

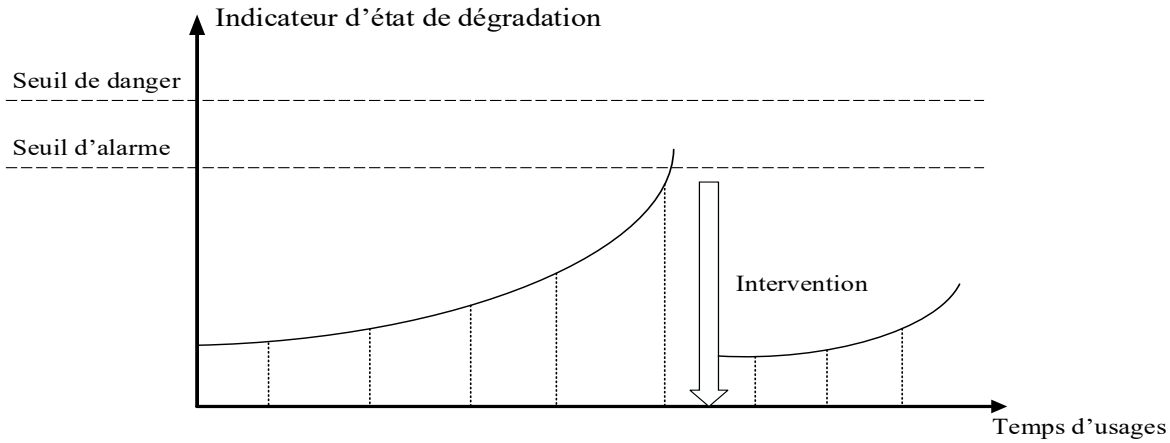


Figure I.3 : Maintenance préventive conditionnelle.

La maintenance préventive conditionnelle est donc subordonnée à des mesures et à des diagnostics précis de l'état de dégradation de la machine. La nature de ces mesures dépend de la machine à suivre. Divers outils, comme l'analyse de la vibration et l'analyse d'huile, permettent de détecter les signes d'usure ou de dégradation de l'équipement [28,29]. Ceci s'effectue en mesurant, à chaque inspection, la valeur d'un paramètre de contrôle tel que l'amplitude de déplacement, de vitesse ou d'accélération des vibrations, le degré d'acidité, ou la teneur de particules solides dans l'huile [30]. L'action ne se déclenche que lorsque le paramètre de contrôle dépasse un seuil déterminé empiriquement, fixé par le constructeur ou par les normes de santé et de sécurité au travail [31].

I.3.2.3. Maintenance préventive prévisionnelle (prédictive)

Elle est définie comme : "une maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien" [23].

La maintenance prévisionnelle s'appuie sur l'observation en continu, et non plus périodique, des équipements et de leur comportement. Établie selon les mêmes procédés que la maintenance conditionnelle, elle permet de planifier avec une grande précision les interventions de maintenance en évitant les pannes et en optimisant également le nombre d'interventions [32].

I.4. Techniques de maintenance préventive conditionnelle et prévisionnelle

Différentes techniques peuvent être utilisées dans le cadre d'un programme complet de maintenance préventive conditionnelle ou prédictive. Dans ce sens, les principales techniques non destructives sont :

I.4.1. Analyse thermographique

L'analyse thermographique est une méthode utilisée pour la surveillance de l'état des machines tournantes. Elle consiste à mesurer l'intensité du rayonnement infrarouge d'un système, où chaque corps émet son propre rayonnement qui dépend directement de sa température et de sa nature. Généralement, un défaut sur un équipement entraîne une différence de température. Par conséquent, la détection de l'échauffement d'un composant permet d'identifier un défaut. On peut détecter ce rayonnement à l'aide d'une caméra thermographique [33].

Aujourd'hui, la majeure partie des applications traitées par cette technique sont réalisées dans le domaine électrique, mais en mécanique aussi [34], la figure I.4 illustre la détection et la localisation d'un défaut à l'intérieur d'une armoire électrique. La partie (a) représente l'image d'un disjoncteur vue par l'homme et sur laquelle aucune anomalie n'est perceptible, alors que la partie (b) correspond à l'image obtenue par une caméra thermique, image sur laquelle une connexion défaillante est mise en évidence par l'apparition d'un point chaud. Pour les systèmes mécaniques, la thermographie a l'avantage de donner une vision rapide des effets d'un défaut, notamment des défauts d'engrenages, sans forcément en identifier la cause [25].

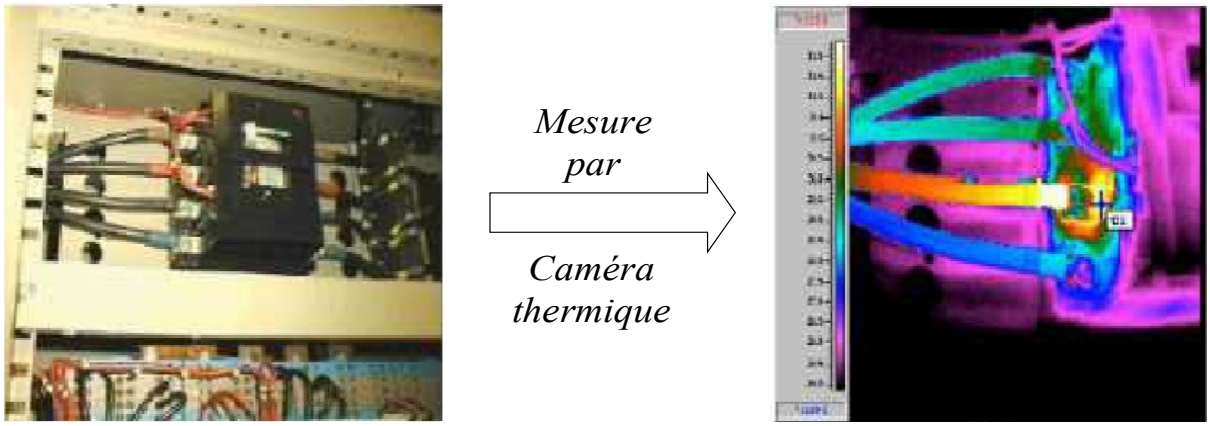


Figure I.4 : Principe de l'analyse thermographique : a) Disjoncteur électrique, b) Visualisation d'un défaut de connexion sur une image thermique.

I.4.2. Analyse vibratoire

L'analyse vibratoire qui s'adapte de plus aux composants mécaniques des machines industrielles en fonctionnement est considérée comme la technique la plus utilisée dans l'industrie. Elle permet la détection de la majorité des défauts susceptibles d'apparaître [35]. Un ensemble de pièces en mouvement génère des vibrations, et ce, même si les machines analysées

sont en bon état de fonctionnement. Les variations d'efforts générés par la rotation des éléments sont souvent la cause des vibrations qui peuvent endommager les composantes des machines. La mesure de ces vibrations va permettre d'identifier ces efforts dès qu'ils apparaissent, avant qu'ils aient causé de dommage irréversible [36]. Les signaux de vibration sont généralement acquis par des équipements de test de vibration, tels que des capteurs de déplacement, de vitesse et d'accélération [37]. Le principal avantage de la surveillance des vibrations est la possibilité de diagnostiquer différents types de défauts. De plus, des capteurs peu coûteux, une mesure immédiate et la possibilité de localiser le composant endommagé et son emplacement sont d'autres avantages de l'analyse des vibrations. Cependant, la mesure des vibrations nécessite un accès à la machine, ce qui est difficile à réaliser pour des conditions complexes et sévères telles que la corrosion et les températures élevées. On peut citer d'autres problèmes de la surveillance des vibrations comme la nécessite de l'installation avec précision des capteurs de vibration et aussi le signal de sortie est facilement perturbé par le bruit externe [38].

I.4.3. Analyse par l'émission acoustique

L'analyse par l'émission acoustique est considérée comme une technique efficace pour surveiller l'état des machines tournantes. L'émission acoustique est un phénomène de génération d'onde élastique transitoire due à une libération rapide d'énergie de déformation causée par une altération structurelle dans un matériau solide soumis à des contraintes mécaniques ou thermiques [39–41]. Les signaux des émissions acoustiques et de vibration ont des caractéristiques similaires, impliquant un impact périodique et une résonance. La différence est que la résonance excitée par l'impulsion dans l'émission acoustique a une fréquence élevée entre 100 kHz et 1 MHz [42], tandis que la résonance dans le signal de vibration a une fréquence inférieure à 20 kHz [34][43]. Le mérite important de la surveillance par l'émission acoustique par rapport aux méthodes de vibration est la capacité de capturer les légers dommages en surface et sous la surface et de détecter les défauts précoces [44]. Cependant, les applications de l'analyse par l'émission acoustique dans le diagnostic des pannes sont en partie limitées en raison de la difficulté de traitement, d'interprétation et de classification des données obtenues. De plus, le signal d'émission acoustique souffre d'une atténuation et de réflexions importantes avant d'atteindre les capteurs, de sorte que ces capteurs doivent être proches de sa source [38].

I.4.4. Analyse des lubrifiants

L'analyse des lubrifiants est considérée comme l'une des techniques largement utilisées pour surveiller l'état des machines. En effet, le lubrifiant est un remarquable vecteur d'informations,

puisqu'il va recueillir, en passant à travers les circuits, toutes les contaminations et usures provoquées ou subies par les machines. De ce fait, il va également se dégrader dans le temps. L'analyse d'huile usagée permet donc d'avoir rapidement une vue détaillée non seulement de l'état du lubrifiant, mais également de l'équipement qu'il lubrifie [33].

Les indicateurs d'analyse d'huile peuvent déterminer si l'huile d'une machine est apte à une utilisation ultérieure. Cela peut être mis en œuvre par comparaison des résultats d'analyse avec de l'huile vierge. Cinq tests principaux sont utilisés dans ce processus d'analyse, en fonction de l'application : analyse de viscosité, analyse d'oxydation, analyse de la teneur en eau, analyse du nombre de particules, analyse de l'usure des machines. [45].

I.5. Défauts des machines tournantes

Les machines tournantes sont considérées comme l'un des types d'équipement mécanique les plus courants, et aussi jouent un rôle important dans les applications industrielles. Un dysfonctionnement de la machine peut être causé par de nombreux incidents tels que le déséquilibre, le désalignement, la détérioration structurelle, les barres de rotor brisées, le désalignement et l'usure de la ceinture, l'usure des engrenages, les barres de rotor lâches et un entrefer inégal et les roulements.

I.5.1. Défauts de balourd (ou déséquilibre)

L'un des problèmes les plus importants dans les machines tournantes est le balourd qui est dû à la non-coïncidence de l'axe de rotation et le centre de gravité de chaque partie élémentaire du rotor. En conséquence, l'apparition des forces centrifuges proportionnelles à la vitesse de rotation qui déforment le rotor [46]. Il existe deux types de défaut de balourd : balourd statique, et dynamique.

Dans un plan radial, le balourd va produire une vibration dont la fréquence de base correspond à la fréquence de rotation f_r (Figure I.5). Il représente alors le pic le plus élevé avec d'autres pics d'amplitudes plus faibles et de fréquences multiples de la fréquence de rotation (les harmoniques) [47].

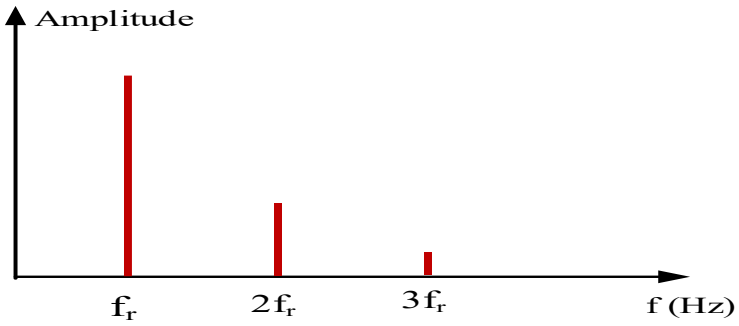


Figure I.5 : Spectre théorique d'un défaut de balourd.

I.5.2. Défauts d'alignement

Le désalignement, tout comme le balourd, est une cause majeure de défauts des machines qui est dû à la difficulté d'alignement de deux rotors avec leurs supports respectifs. Les axes des deux rotors peuvent présenter un désalignement angulaire ou radial. Un défaut d'alignement est révélé par la présence d'une raie d'amplitude prépondérante dont la fréquence correspond généralement au deuxième ordre de f_r (Figure I.6) et parfois, apparais à la troisième ou à la quatrième harmonique [48].

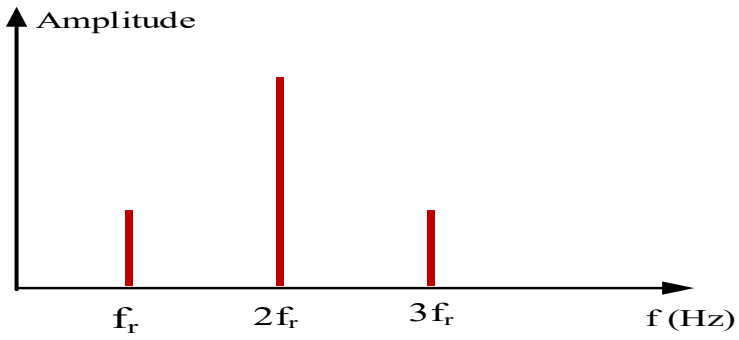


Figure I.6 : Spectre théorique d'un défaut d'alignement.

I.5.3. Défauts de transmission par courroies

Les courroies sont utilisées pour transmettre la puissance entre deux arbres dont la distance n'est pas trop importante (Figure I.7). Les principaux défauts rencontrés sur ce type de transmission sont : une détérioration localisée d'une courroie (partie arrachée, défaut de jointure…), des courroies détendues, des courroies usées, un mauvais alignement des poulies et un défaut de transmission courroie poulies crantées [48].

La détérioration localisée d'une courroie implique généralement un effort ou un choc dont la fréquence de répétition correspond à la fréquence de passage de ce défaut (F_c), qui est calculée à partir de la relation :

$$F_c = \frac{\pi D_1}{L} f_1 = \frac{\pi D_2}{L} f_2 \quad \text{(I.1)}$$

Avec :

F_c : fréquence de passage de la courroie ; D_1, D_2 : diamètres des poulies 1 et 2 ; f_1, f_2 : fréquences de rotation des poulies 1 et 2 ; L : la longueur de la courroie.

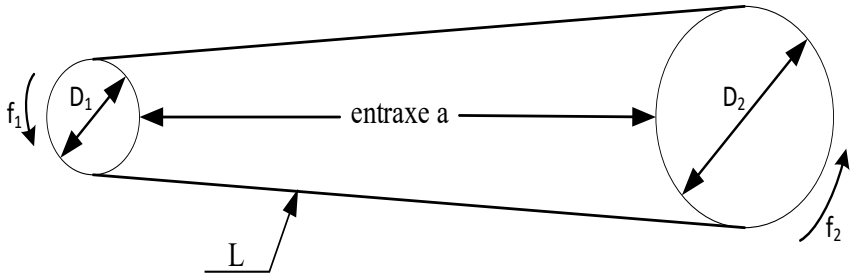


Figure I.7 : Transmissions par courroies.

L'image vibratoire donne des amplitudes importantes à la fréquence de passage de la courroie et ses harmoniques (Figure I.8).

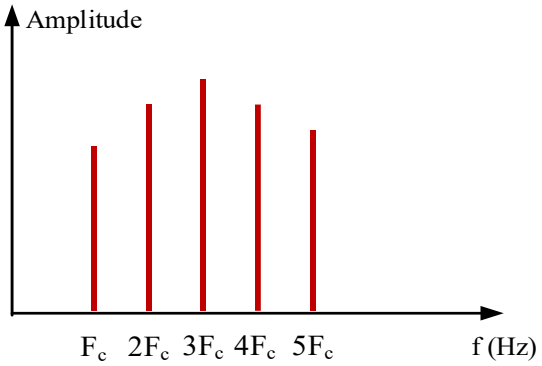


Figure I.8 : Le spectre théorique d'un défaut de transmission par courroie.

I.5.4. Défauts des engrenages

Un engrenage est composé de l'ensemble de deux roues dentées Z_1 et Z_2 tournant avec des vitesses n_1 et n_2 correspondant aux fréquences de rotation F_1 et F_2. Les deux roues dentées s'engrènent à une fréquence dite la fréquence d'engrènement F_e (Gear Mesh Frequency GMF), elle est donnée par la formule suivante :

$$F_e = Z_1 * F_1 = Z_2 * F_2 \quad \text{(I.2)}$$

Si la denture est correcte, le spectre est constitué de composantes dont les fréquences correspondent à la fréquence d'engrènement et ses harmoniques (Figure I.9).

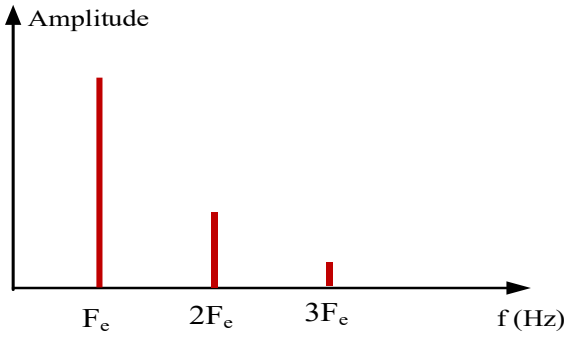


Figure I.9 : Le spectre théorique d'un engrenage sain.

Le défaut d'engrenage introduit une modulation d'amplitude à la fréquence d'engrènement, ce qui se traduit par l'apparition dans le spectre, d'une raie à F_e et des bandes latérales autour de F_e et de ses harmoniques (Figure I.10). Ces bandes latérales se composent de plusieurs raies espacées de F_1 et F_2 [49].

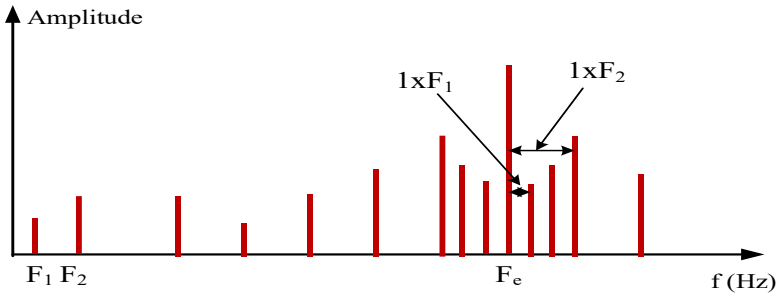


Figure I.10 : Le spectre théorique d'un défaut d'engrenage.

I.5.5. Défauts des roulements

Les roulements sont des éléments mécaniques présents dans la plupart des machines industrielles. Un roulement endommagé peut être la cause la plus probable d'un dysfonctionnement de la machine, où il représente 41% des défauts [50].

De manière générale, les roulements sont constitués de quatre composants essentiels (figure I.11) : d'une bague intérieure, d'une bague extérieure, d'éléments roulants (billes ou rouleaux), et d'une cage. La bague intérieure, la bague extérieure et les éléments roulants supportent la charge du roulement, tandis que la cage sépare les éléments roulants adjacents pour éviter le frottement entre les uns contre les autres [51].

- La bague intérieure

La bague intérieure est la partie tournante dans la plupart des cas puisqu'elle est montée sur l'arbre de la machine. En fonction du type d'éléments roulants (sphériques, cylindriques ou

coniques), le chemin de roulement dans lequel se déplacent les éléments roulants aura une forme différente.

- La bague extérieure

La bague extérieure est montée sur le stator de la machine et dans de nombreux cas elle ne tourne pas. En fonction du type d'éléments roulants, le chemin de roulement dans lequel se déplacent les éléments roulants aura une forme différente.

- Éléments roulants

Les types d'éléments roulants utilisés dans les roulements sont classés comme roulements à billes et roulements à rouleaux. Ce sont les éléments des roulements qui assurent la transmission de la charge entre les deux bagues du roulement. Les éléments roulants sont généralement fabriqués à partir d'acier allié chromé de haute pureté [52].

- Cage

Grâce à la conception du roulement, la cage ne supporte pas directement les efforts appliqués au roulement. La cage sépare les éléments roulants pour empêcher le contact de frottement entre eux pendant le fonctionnement qui entraînerait de mauvaises conditions de lubrification. Les cages sont fabriquées à partir de bandes d'acier laminées à froid.

En plus des quatre éléments énumérés ci-dessus, il existe deux autres éléments importants. Les joints protègent le roulement de la contamination et maintiennent le lubrifiant à l'intérieur des roulements et sont donc essentiels pour des opérations fiables et contribuent à prolonger la durée de vie du roulement. Les chemins de guidage conduisent les rouleaux dans les roulements de sorte qu'ils tournent parallèlement à l'arbre et répartissent la charge uniformément sur le chemin de roulement [53].

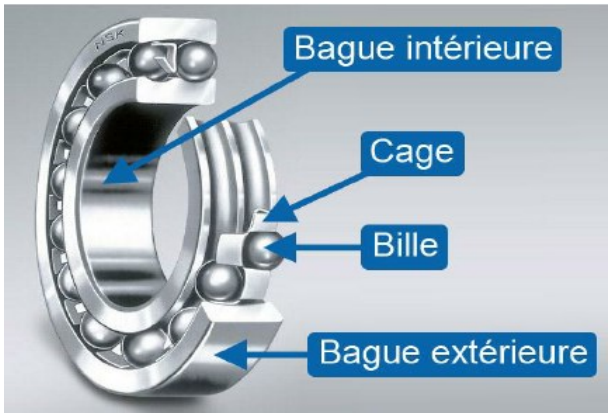


Figure I.11 : L'architecture d'un roulement.

Chaque type de défaut de roulement a sa propre signature et est caractérisé par une fréquence fondamentale, qui peut être calculée à partir de la structure et des dimensions du roulement et de la fréquence de rotation de l'arbre. Ces quatre fréquences de défauts sont données dans les équations (I.3) - (I.6).

- Fréquence de défaut de bague interne :

$$BPFI = \frac{nf_r}{2}\left(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha\right) \quad \text{(I.3)}$$

- Fréquence de défaut de bague externe :

$$BPFO = \frac{nf_r}{2}\left(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha\right) \quad \text{(I.4)}$$

- Fréquence de défaut de bille :

$$BSF = \frac{Df_r}{2d}\left(1 - \left(\frac{d}{D}\cos\alpha\right)^2\right) \quad \text{(I.5)}$$

- Fréquence de défaut de cage :

$$FTF = \frac{f_r}{2}\left(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha\right) \quad \text{(I.6)}$$

Avec :

n est le nombre de bille, f_r est la fréquence de rotation, d est le diamètre des éléments roulants, D est le diamètre primitif et α est l'angle de contact.

I.6. Types des roulements

Les roulements peuvent être classés en deux principaux groupes : roulements à billes et à rouleaux, en fonction de la forme des éléments roulants. Les roulements à billes sont généralement utilisés dans des applications légères à moyennement charger et conviennent parfaitement aux opérations à grande vitesse. D'un autre côté, les roulements à rouleaux peuvent supporter des charges comparativement plus lourdes [53].

Les roulements peuvent être classés en roulements radiaux et de butée, en fonction de la direction de la charge appliquée. La figure (I.12) fournit une liste des différents types de roulements. Étant donné que la plupart des types de roulements, radiaux ou axiaux, peuvent supporter à la fois des charges radiales et axiales, il est difficile de faire la distinction entre les deux types. Cependant, les roulements ayant un angle de contact inférieur à 45° sont considérés comme radiaux et leurs capacités de charge sont spécifiées radialement. Au contraire, les

roulements ayant un angle de contact supérieur à 45° sont considérés comme des roulements axiaux et sont évalués par leur capacité de charge axiale [53].

I.7. Modes de défaillances des roulements

Des roulements sains sont essentiels au bon fonctionnement dans la plupart des machines industrielles, mais ils sont le plus souvent défaillants et provoquent des pannes de machines. Par conséquent, les roulements à éléments roulants ont fait l'objet de recherches approfondies ces dernières années en vue d'améliorer leur fiabilité. La plupart des applications critiques impliquent souvent un grand nombre de roulements. Ainsi, une défaillance du système due à une défaillance des roulements individuels peut augmenter considérablement. Les raisons des échecs précoces sont multiples, telles que la fatigue, l'usure, la corrosion, l'électroérosion, la déformation plastique, les fissures et les fractures.

- Usure

L'usure est une cause fréquente des dommages des roulements. Elle est principalement causée par la rouille ou toute particule étrangère entrant dans le roulement en raison d'une étanchéité inadéquate ou d'une lubrification contaminée. Une usure importante peut modifier le chemin de roulement ainsi que les profils des éléments roulants et augmente le jeu des roulements. Le frottement de roulement augmente considérablement et peut conduire à un niveau élevé de glissement qui se traduit par une panne complète. L'usure se traduit par une détérioration progressive des composants du roulement, entraînant une perte de dimensionnement [18]. De même, l'usure peut être causée par de la poussière fine, du métal, des particules, de la poussière de meulage ou de la saleté normale en suspension dans l'air qui est couramment présente dans une usine [19].

- Électroérosion

Le dommage d'électroérosion se produit lorsque de grands courants électriques traversent les éléments roulants dans un roulement rotatif ou non rotatif vers d'autres pièces. Le processus est similaire au soudage à l'arc électrique sur les surfaces de contact. L'effet est une seule brûlure ou une ligne de petites brûlures le long du chemin traversé par les rouleaux dans les chemins de roulement. La caractéristique diagnostique des dommages induits électriquement est la piqûre dans les éléments roulants et des chemins de roulement, cela ce produit une dégradation rapide du lubrifiant et une défaillance prématurée des roulements [53].

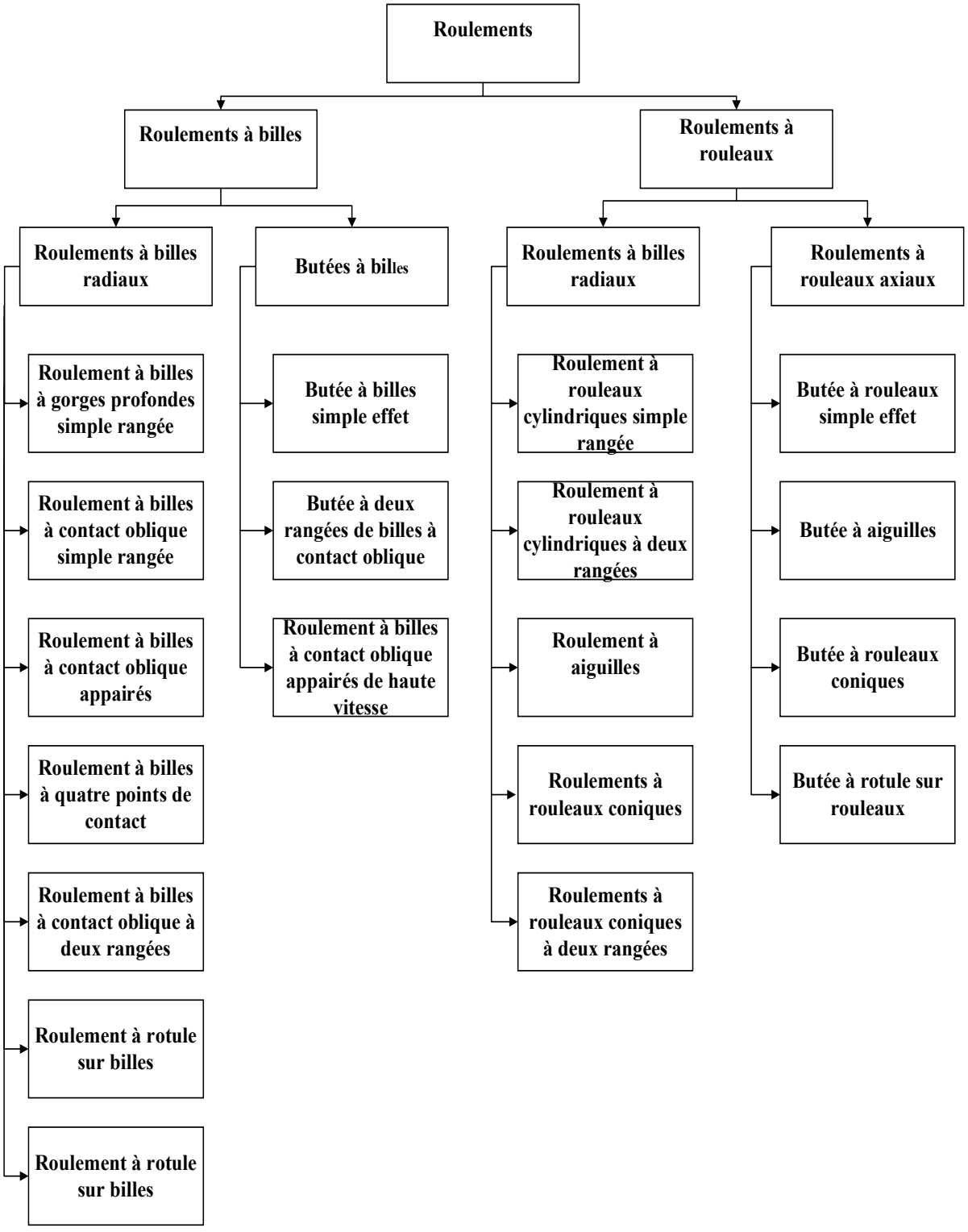


Figure I.12 : Types des roulements [54].

- Corrosion

Le dommage de corrosion se produit lorsque de l'eau, des acides ou d'autres contaminants dans l'huile pénètrent dans les composants du roulement. Cela peut être causé par des étanchéités endommagées, des lubrifiants acides ou de la condensation qui se produit lorsque

les roulements sont soudainement refroidis à partir d'une température de fonctionnement plus élevée dans un air très humide [52]. En conséquence, une petite fissure est initiée sur les éléments de roulement, mais se propage rapidement en un défaut généralisé [55]. La corrosion entraîne un bruit excessif pendant le fonctionnement [52].

- Fatigue

Lorsqu'un chargement alterné donné sur un matériau se répète plusieurs fois, le matériau s'endommagera même si la contrainte provoquée par le chargement reste dans la plage élastique de ce matériau. C'est ce qu'on appelle la fatigue. Les dommages dus à la fatigue commencent par la formation d'une fissure minuscule sous la surface d'appui [56]. Alors que le chargement se poursuit, la fissure s'étend jusqu'à la surface, se manifestant par des piqûres ou des écaillages sur les chemins de roulement ou des éléments roulants. Ce type de panne s'accompagnera toujours d'une augmentation marquée des vibrations, indiquant une anomalie [55].

- La déformation plastique

La déformation plastique des surfaces de contact des roulements peut être le résultat d'une surcharge statique, de charges de choc ou d'une mauvaise manipulation. Dans n'importe lequel de ces cas, les dommages résultants sont une indentation du chemin de roulement et des éléments de roulement [57]. Si ce roulement était mis en service, le roulement déformé tournerait de façon très inégale, ce qui produirait des niveaux élevés de bruit et de vibrations et ne serait pas apte pour un autre service [56].

- Les fissures et les fractures

Les fissures sont les défaillances des matériaux et les fractures sont le résultat de la propagation des fissures. Un certain nombre de facteurs peuvent influer sur les fractures des matériaux, tels que la température, la charge excessive sur le roulement, la concentration des contraintes, le montage ou la manipulation incorrecte, ou en raison d'une taille de roulement inadéquat pour l'application. Ce type de dommage peut aussi se manifester sous forme de craquage thermique, qui se produit dans la bague intérieure ou extérieure lorsque le mouvement de glissement provoque une forte chaleur de friction [58].

I.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par présenter les différentes méthodes de maintenance, ainsi que les diverses techniques de maintenance préventive conditionnelle. Nous

avons aussi vu de près un nombre important et non exhaustif des défaillances qui existent dans les machines tournantes. L'analyse des vibrations s'est avérée également être l'outil le plus efficace parmi les techniques disponibles pour la détection des défauts des machines tournantes.

Ce chapitre aussi a présenté des généralités sur les roulements et leurs composants, et les types majeurs de roulements trouvés sur le marché, de même que ses défaillances possibles et leurs fréquences de défauts.

Chapitre II : Techniques de traitement du signal et de l'intelligence artificielle appliquées au diagnostic des défauts de roulement

II.1. Introduction

La maintenance prédictive a attiré de plus en plus l'attention des chercheurs universitaires et des opérateurs industriels au cours des dernières années. La figure II.1 présente les trois processus importants de la maintenance prédictive :

(1) acquisition des données ;

(2) traitement des données ;

(3) prise de décision.

L'acquisition de données est un processus de collecte et de stockage de données utiles (informations) à partir de grandeurs physiques ciblés, à travers de différentes techniques, qui ont été discutées précédemment (l'analyse de vibration, l'analyse par l'émission acoustique …). Dans l'étape de traitement des données, on peut utiliser différents algorithmes de traitement du signal qui peuvent être classés en trois principaux domaines : le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps-fréquence.

Ce chapitre présente ces trois importants processus utilisés dans la maintenance prédictive.



Figure II.1 : Les trois processus de la maintenance prédictive.

II.2. Description des bases de données utilisées

II.2.1. Base de données de CWRU

Les signaux de vibration utilisés proviennent du centre de données de l'université de case western reserve (CWRU). Cette base de données a été considérée dans plusieurs travaux comme une référence pour tester et évaluer l'efficacité des nouvelles techniques proposées pour le diagnostic des défauts des roulements. Le banc d'essai utilisé est représenté sur la figure II.2 et utilise un moteur de 2 CV qui atteint une vitesse de rotation maximale de 1797 tr/min. Un dynamomètre est placé sur le côté droit et un capteur/encodeur de couple est placé entre eux. Pour soutenir l'arbre du moteur, des roulements d'essai ont été utilisés avec des paramètres, comme il est indiqué dans le tableau II.1. Au cours des expériences, des défauts ponctuels ont été causés dans les roulements d'essai par usinage par électro-décharge. Pour collecter les

données de vibration, deux capteurs sont fixés verticalement à l'extrémité d'entraînement du boîtier (Drive end ou DE) et à l'extrémité du ventilateur (Fan end ou FE). Un troisième capteur est fixé à la base du moteur (engine base plate ou BP) [59].

Les données sont enregistrées en séquences de plus de 121200 et 484483 échantillons pour des fréquences d'échantillonnage de 12 kHz et 48 kHz respectivement. Le banc d'essai collecte les données de vibration pour trois types de défauts au niveau de la bague intérieure, la bague extérieure et dans la bille. Les fréquences de défauts sont indiquées dans le tableau II.2.

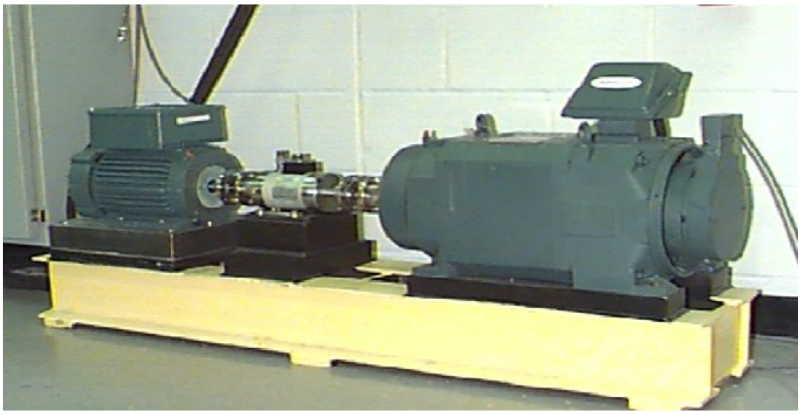


Figure II.2 : Le dispositif expérimental de CWRU.

Tableau II.1 : Paramètres géométriques des roulements utilisés, base CWRU (pouce)

Numéro de modèle du roulement	Diamètre intérieure	Diamètre extérieur	Diamètre de la bille	Diamètre primitif
6205-2RS JEM SKF (Extrémité d'entraînement)	0,9843	2,0472	0,3126	1,537
6203-2RS JEM SKF (Extrémité de ventilateur)	0,6693	1,5748	0,2656	1,122

Tableau II.2 : Fréquences des défaut (en multiple de la vitesse de rotation en Hz)

Position de roulement	BPFI	BPFO	FTF	BSF
Extrémité d'entraînement	5.4152	3.5848	0.39828	4.7135
Extrémité de ventilateur	4.9469	3.0530	0.3817	3.9874

II.2.2. Base de données de MFPT

La base de données de MFPT (Mechanical Failure Prevention Technology) comprend des données provenant d'un banc d'essai de roulements et d'autres provenant du monde réel. Dans ce travail, nous avons utilisé uniquement les 20 ensembles de données du banc d'essai. Ils se répartissent comme suit: trois enregistrés en bonnes conditions (une fréquence d'échantillonnage de 97656 Hz pendant six secondes), trois avec un défaut de bague externe

sous une charge constante (une fréquence d'échantillonnage de 97656 Hz pendant six secondes), sept avec un défaut de bague externe sous différentes charges (une fréquence d'échantillonnage de 48828 Hz pendant trois secondes), et sept avec un défaut de bague interne sous différentes charges (une fréquence d'échantillonnage de 48828 Hz pendant trois secondes) avec une fréquence de rotation de 25 Hz pour toutes les données de la base [60]. Les paramètres géométriques du roulement utilisé et ses fréquences caractéristiques de défauts sont présentés dans les tableaux II.3 et II.4 respectivement.

Tableau II.3 : Paramètres géométriques du roulement de la base MFPT (mm)

Diamètre primitif	Diamètre de la bille	Nombre de billes	Angle de contact
12,45	2,35	8	0

Tableau II.4 : Fréquences caractéristiques des défauts

Type de défaut	BPFI	BPFO	FTF	BSF
Fréquence (Hz)	118,8755	81,1245	10,1406	107,4468

II.3. Analyse du signal vibratoire dans le domaine temporel

L'analyse dans le domaine temporel est l'une des méthodes les plus simples pour détecter les défauts naissants du roulement. C'est la façon traditionnelle d'observer les signaux et de les visualiser dans le domaine temporel. Ce domaine est un enregistrement de ce qui est arrivé à un paramètre du système par rapport au temps. Il peut être fait en appliquant plusieurs indicateurs scalaires, où les indicateurs les plus utilisés sont décrits comme suit :

- La valeur efficace ou RMS

Le RMS, nommé aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, correspond à la racine carrée de la moyenne du carré du signal x(t) et est calculé comme le montre l'équation (II.1) :

$$V_{efficase} = RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e}\sum_{n=1}^{N_e}[x(n)]^2} \qquad \text{(II.1)}$$

La valeur efficace est un des premiers indicateurs utilisés en industrie, dû notamment à sa simplicité et à sa rapidité de calcul. Une variation excessive du niveau de la valeur efficace signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance [61]. L'un des inconvénients majeurs de l'utilisation de la valeur efficace est qu'il donne généralement une alarme tardive, notamment pour le cas des défauts de roulements.

- Le facteur de crête

Le niveau de la valeur efficace peut ne pas montrer de petits changements dans les premiers stades de l'endommagement des roulements. Donc un autre paramètre consiste à l'utiliser , c'est le facteur de crête (CF) qui est défini comme le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace du signal [62], comme montré par l'équation (II.2).

$$CF = \frac{valeur\ crête}{valeur\ efficace} = \frac{sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e}\sum_{n=1}^{N_e}[x(n)]^2}} \quad \text{(II.2)}$$

Les pics du signal temporelle entraîneront une augmentation de la valeur du facteur de crête. Pour les conditions de fonctionnement normale, le facteur de crête se situe entre 2 et 6. Une valeur supérieure à 6 est généralement associée à des problèmes des machines [63].

- L'asymétrie (skewness)

L'asymétrie est le troisième moment normalisé d'une distribution de données, c'est une mesure de la symétrie de la distribution d'une variable aléatoire autour de sa valeur moyenne, et calculée à l'aide de l'équation (II.3).

L'asymétrie est nulle lorsque la distribution est symétrique par rapport à sa moyenne, il a tendance à être négatif lorsque la distribution est biaisée vers la gauche, et il a tendance à être positif lorsque la distribution est biaisée vers la droite [64].

$$skewness = \frac{M_3}{M_2^{3/2}} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-\overline{x})^3}{\left[\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-\bar{x})^2\right]^{3/2}} \quad \text{(II.3)}$$

M_3, M_2 sont les moments statistiques d'ordre 3 et d'ordre 2 respectivement, $x(n)$ est le signal temporel, $\bar{x}$ est la valeur moyenne des amplitudes, N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

- Le kurtosis

Le kurtosis représente le niveau d'impulsivité du signal et défini dans l'équation (II.4) comme le quatrième moment statistique. Le Kurtosis a été appliqué avec succès pour détecter des défauts naissants dans les roulements [65–67]. La valeur de kurtosis est évaluée par rapport à la valeur 3, qui est la valeur obtenue pour la distribution gaussienne (qui est supposée être la condition normale de roulement). À son début, un défaut petit ou naissant augmentera la valeur du kurtosis, mais lorsque le défaut est bien avancé, la valeur du kurtosis se réduit au niveau d'un roulement en bon état [68].

$$kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-\overline{x})^4}{\left[\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-\bar{x})^2\right]^2} \quad \text{(II.4)}$$

Où :

M_4, M_2sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2 respectivement, $x(n)$ est le signal temporel, $\bar{x}$ est la valeur moyenne des amplitudes, N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

II.4. Analyse du signal vibratoire dans le domaine fréquentiel

Les méthodes fréquentielles sont les méthodes les plus largement utilisées dans le monde industriel. La connaissance des fréquences caractéristiques permet d'identifier et de localiser les défauts issus des composants mécaniques en analysant leur spectre. Dans ce but, plusieurs techniques sont appliquées pour localiser les défauts de roulement.

II.4.1. Analyse par la transformée de Fourier

La transformée de Fourier est principalement la technique la plus courante pour convertir un signal du domaine temporel en domaine fréquentiel. Le spectre de fréquences obtenu s'est révélé très consistant et fiable dans l'identification de certains défauts de la machine [69].

La Transformée de Fourier Rapide (Fast Fourier Transform (FFT)) joue un rôle important dans l'analyse des vibrations de la machine dans le domaine fréquentiel. FFT peut fournir des caractéristiques importantes, utiles pour le diagnostic des conditions de la machine. L'idée principale de l'analyse spectrale est qu'en considérant soit l'ensemble du spectre ou certaines composantes de fréquence, certaines caractéristiques signataires peuvent être extraites du signal [69]. Les formules (II.5) et (II.6) représentent respectivement la transformée de Fourrier et sa variante discrète.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\, e^{-i2\pi ft}\, dt \quad \text{(II.5)}$$

Où

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

$$X(K) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)\, e^{-i2\pi n\frac{K}{N}} \quad \text{(II.6)}$$

n est le numéro d'échantillon, k est le numéro de la ligne fréquentielle, N est le nombre d'échantillons prélevés.

Les défauts dans les roulements à rouleaux produisent des impulsions de très courte durée. Au fur et à mesure qu'un défaut se développe dans un composant de roulement, des pics commencent à apparaître dans le spectre de vibration à la fréquence caractéristique de défaut du roulement et à ses harmoniques. De plus, autour de chaque pic, il y a des bandes latérales [70].

On peut voir d'après les figures II.3, II.4 et II.5, que le pic de fréquence du défaut de roulement n'est pas assez fort à le distinguer. Par conséquent, la méthode d'analyse spectrale FFT n'est pas capable de donner une décision de diagnostic correcte pour les défauts de roulements lorsqu'elle est utilisée seule. Ceci est dû à la présence de bruit ou de vibrations provenant d'autres sources mécaniques ou électriques [70,71]. Ce problème est généralement surmonté par l'utilisation d'une technique de filtrage avec une analyse d'enveloppe.

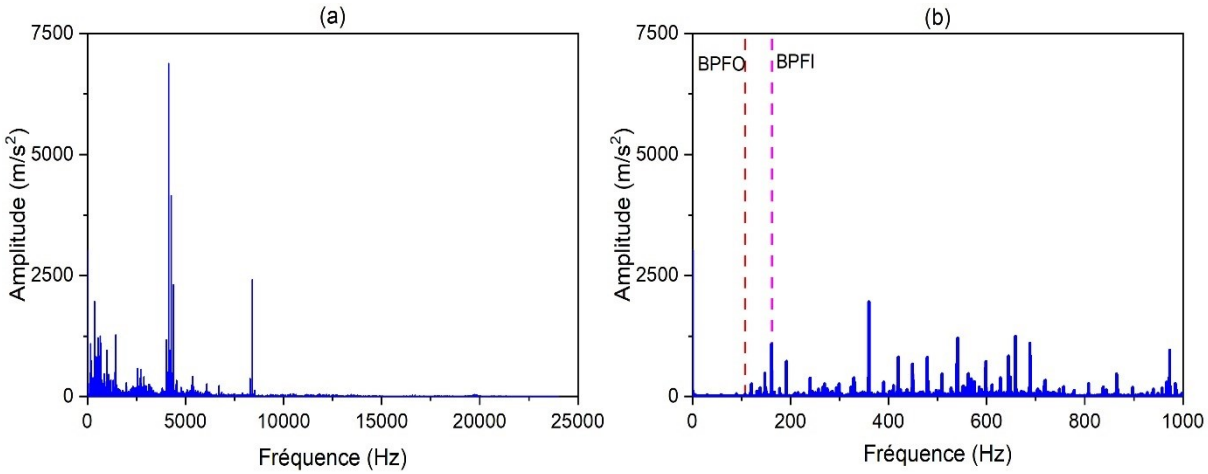


Figure II.3 : Spectre de l'état saint de roulement (a) et son zoom (b).

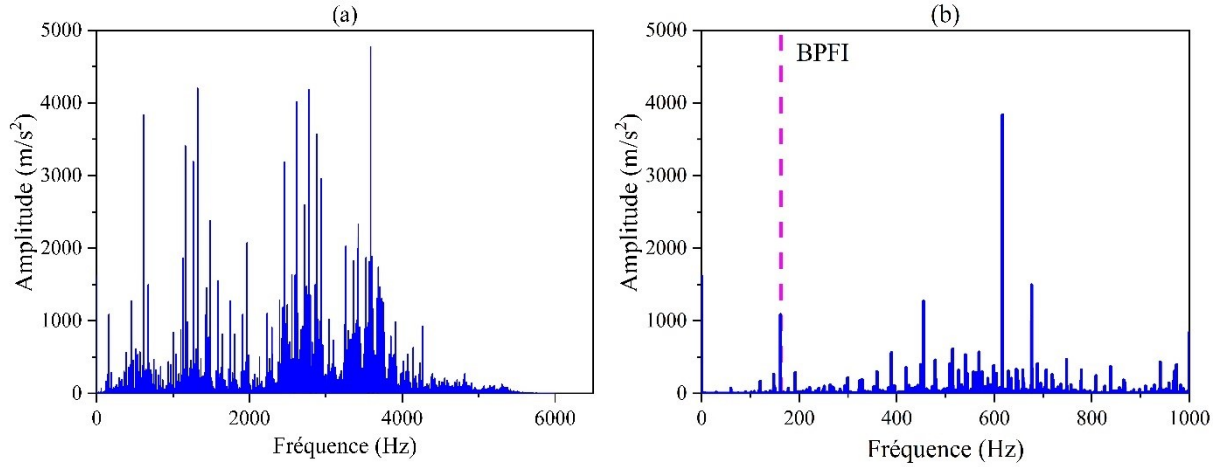


Figure II.4 : Spectre d'un défaut sur la bague intérieure obtenue par la FTT (a) et son zoom (b).

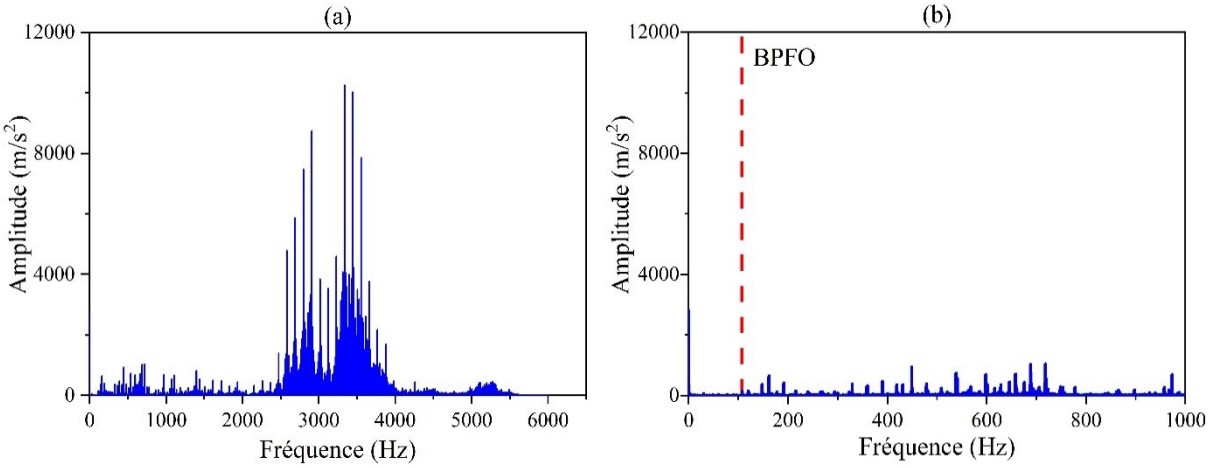


Figure II.5:Spectre d'un défaut sur la bague extérieure obtenue par la FFT (a) et son zoom (b).

II.4.2. Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale ou l'analyse de quéfrence est un outil très utile pour le diagnostic de défaut induisant des chocs périodiques tels que dans le cas des défauts d'engrenage et dans une moindre mesure pour les défauts de roulements [32]. Il existe trois types de cepstres : le cepstre réel, complexe et de puissance [72–74].

- Cepstre réel

Le cepstre réel est défini comme étant la transformée de Fourier inverse du logarithme de l'amplitude de la transformée de Fourier d'un signal.

$$R(\tau) = TF^{-1}[\log(abs(X(f))] \quad \text{(II.7)}$$

- Cepstre complexe

Le cepstre complexe est défini comme étant la transformée de Fourier inverse du logarithme de la transformée de Fourier d'un signal.

$$C(\tau) = TF^{-1}[\log(X(f)] \quad \text{(II.8)}$$

- Cepstre de puissance

Le cepstre de puissance d'un signal donné x(t) est définie par :

$$p(\tau) = abs(FFT(\log\,(abs(FFT(x))^2)))^2 \quad \text{(II.9)}$$

Comme il est représenté sur les figures II.6, II.7 et II.8, des pics apparaissent à t=6.167 ms. Ils correspondent à la valeur de fréquence f= 162.15 Hz (= 1/0.006167). Cette valeur est très proche de la fréquence calculée du défaut de la bague intérieure : 162.1852 Hz.

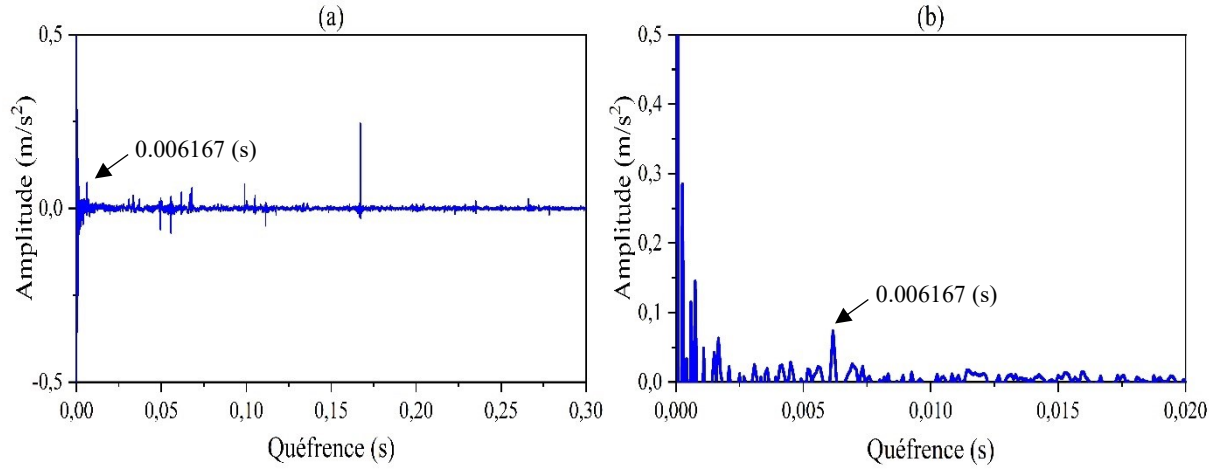


Figure II.6 : Cepstre réel d'un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b).

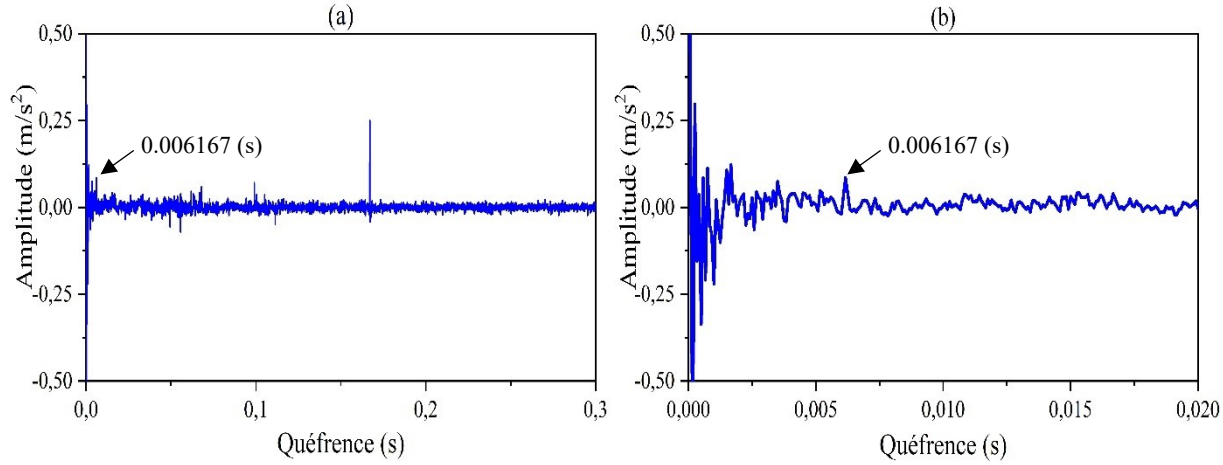


Figure II.7 : Cepstre complexe d'un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b).

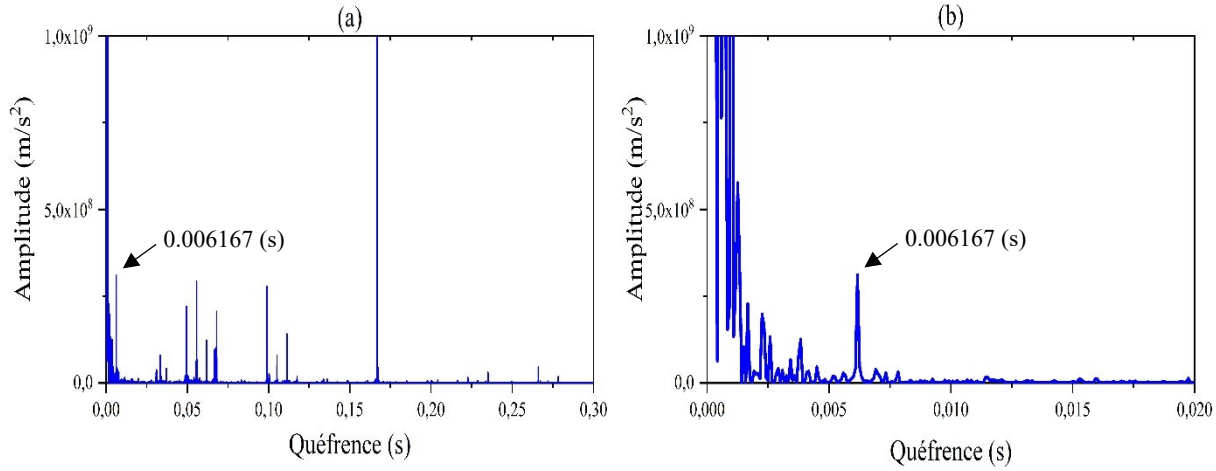


Figure II.8 : Cepstre de puissance d'un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b).

Comme le montre les figures II.9, II.10 et II.11, des pics apparaissent à t=9.25 ms. Ils correspondent à la valeur de fréquence f= 108.108 Hz (= 1/0.00925). Cette valeur est très proche de la fréquence calculée du défaut de la bague intérieure : 107.305 Hz.

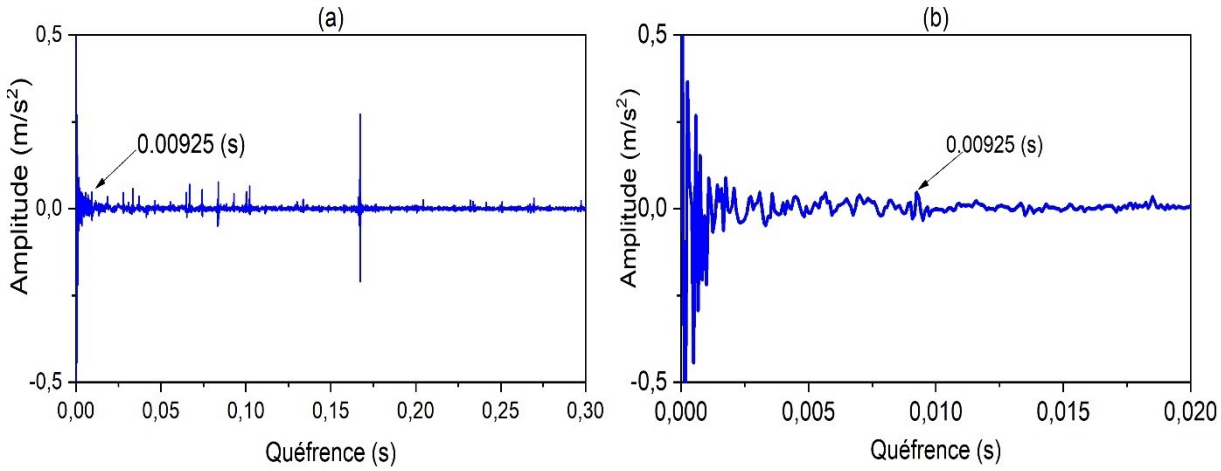


Figure II.9 : Cepstre réel d'un défaut de bague extérieure (a) et son zoom (b).

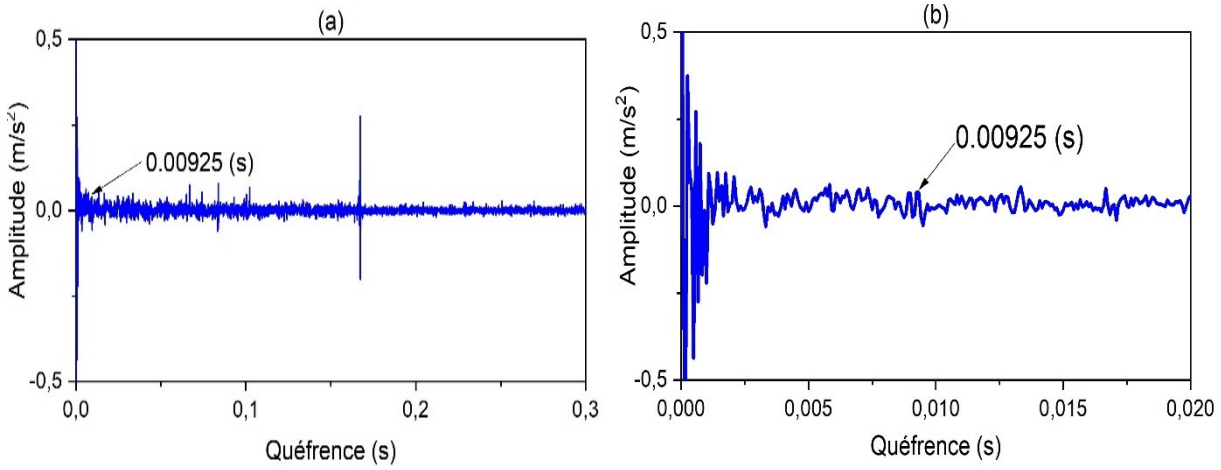


Figure II.10 : Cepstre complexe d'un défaut de bague extérieure (a) et son zoom (b).

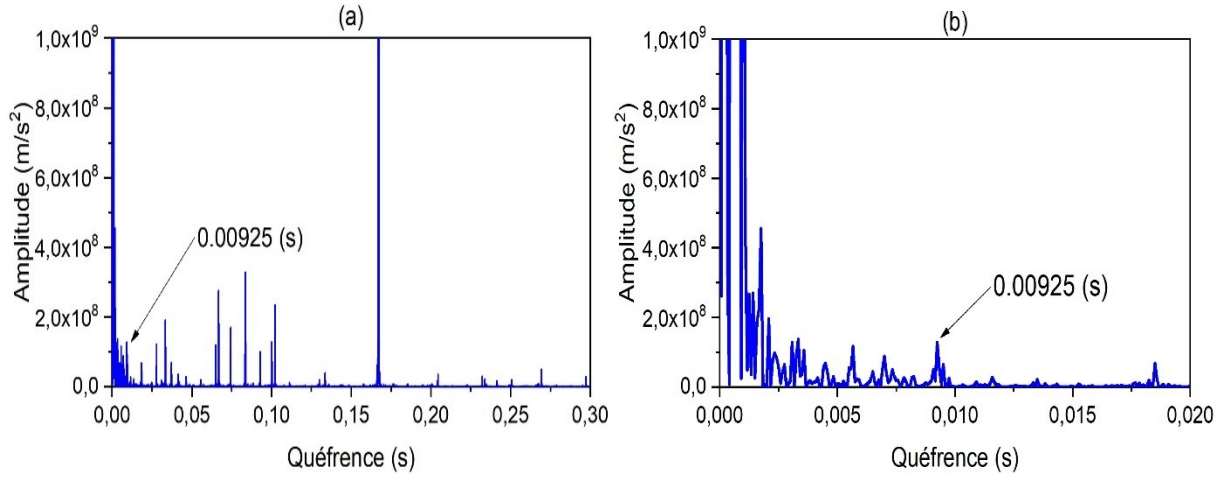


Figure II.11 : Cepstre de puissance d'un défaut de bague extérieur (a) et son zoom (b).

Le cepstre peut être utilisé pour détecter et diagnostiquer les défauts de roulement. Cependant, elle présente certains inconvénients, où génère de nombreux grands pics indésirables proches du point zéro, ce qui rend le signal de sortie difficile à interpréter.

II.4.3. Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est capable de trouver les défauts localisés des roulements à un stade précoce et donc a été largement employée dans différentes installations industrielles et est continuellement améliorée par de nombreux chercheurs. L'analyse d'enveloppe peut extraire les impacts périodiques, tels que ceux produits dans un roulement qui se détériore, du signal de vibration d'une machine. Il peut le faire même lorsque les impacts peuvent être faibles en énergie et enfouis dans les autres vibrations de la machine. L'analyse d'enveloppe permet ainsi de différencier l'impact périodique de la défaillance du roulement et les impacts aléatoires d'autres phénomènes [75].

Les trois étapes suivantes illustrent la méthodologie d'analyse d'enveloppe : filtrage passe-bande, extraction d'enveloppe et calcul du spectre d'enveloppe. Le filtre passe-bande est utilisé pour éliminer les bruits aléatoires en dehors de la bande passante. Il élimine aussi des signaux de basse fréquence et de haute amplitude qui sont créés par un déséquilibre ou un désalignement, ce qui permet d'obtenir un bon rapport signal sur bruit (SNR) [76]. L'étape d'extraction d'enveloppe est réalisée via la transformation de Hilbert (HT). Dans ce cas, le signal acquis peut être pris en compte comme un signal complexe constitué uniquement de la partie réelle [77]. Les équations (II.10) à (II.12) montrent les procédures requises pour calculer la HT.

$$X(k) = fft\,(x_{in}) = \sum_{n=0}^{N-1} x_{in}(n) e^{-i2\pi n\frac{k}{N}} \tag{II.10}$$

$$X_a(k) = \begin{cases} X(k)\,, & if\ k = 0, \frac{N}{2} \\ 2X(k), & if\ 0 < k < \frac{N}{2} \\ 0 \quad\ , & if\ \frac{N}{2} < k < N \end{cases} \tag{II.11}$$

$$x_a = ifft(X_a) = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} X_a(k) e^{i2\pi n\frac{k}{N}} \tag{II.12}$$

Où x_{in} est le signal de vibration de roulement, X est la transformée de Fourier rapide de x_{in}, x_a est le signal analytique associé à x_{in}.

La partie réelle du signal analytique x_a est le signal d'origine x_{in}, tandis que la partie imaginaire est la HT de x_{in} et est liée au signal d'origine par un déphasage de 90°. L'enveloppe du signal de vibration est exprimée par l'équation (II.13). L'équation (II.14) présente le spectre d'amplitude de l'enveloppe.

$$x_{env} = \sqrt{x_a \times conj(x_a)} \tag{II.13}$$

$$X_{env} = |fft(x_{env})| = \left|\sum_{k=0}^{N-1} x_{env}(n) e^{-i2\pi n\frac{k}{N}}\right| \quad \text{(II.14)}$$

Où x_{env} est l'enveloppe analysée et X_{env} est le spectre d'enveloppe.

Les signaux d'enveloppes pour les défauts des bagues extérieure et intérieure, sont présentées respectivement sur la Figure II.12.

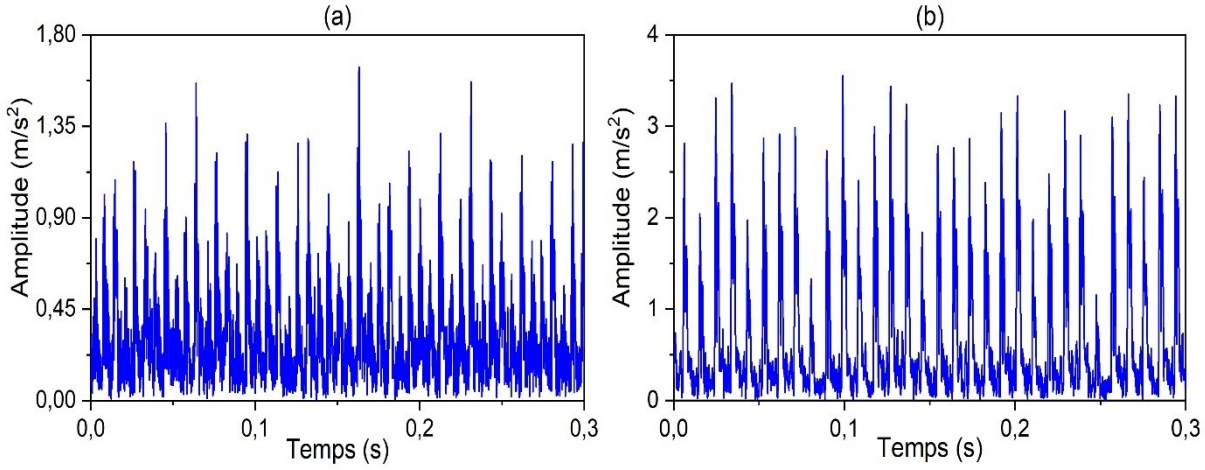


Figure IIII.12 : Signal d'enveloppe : a) avec défaut de bague extérieure, b) avec défaut de bague intérieure.

Les figures II.13 et II.14 présentent respectivement le spectre d'enveloppe avec les défauts des bagues intérieure et extérieure. On remarque que les pics de fréquence à 161.7 Hz et 107.6 Hz sont les pics dominant avec leurs harmoniques.

Le pic de fréquence à 161.7 Hz est très proche de la fréquence calculée du défaut de la bague intérieure à 162,095 Hz, qui indique clairement un défaut de bague intérieure. Ainsi que, le pic de fréquence à 107.6 Hz est très proche de la fréquence calculée du défaut de la bague extérieure à 107.305 Hz, qui indique clairement un défaut de bague extérieure.

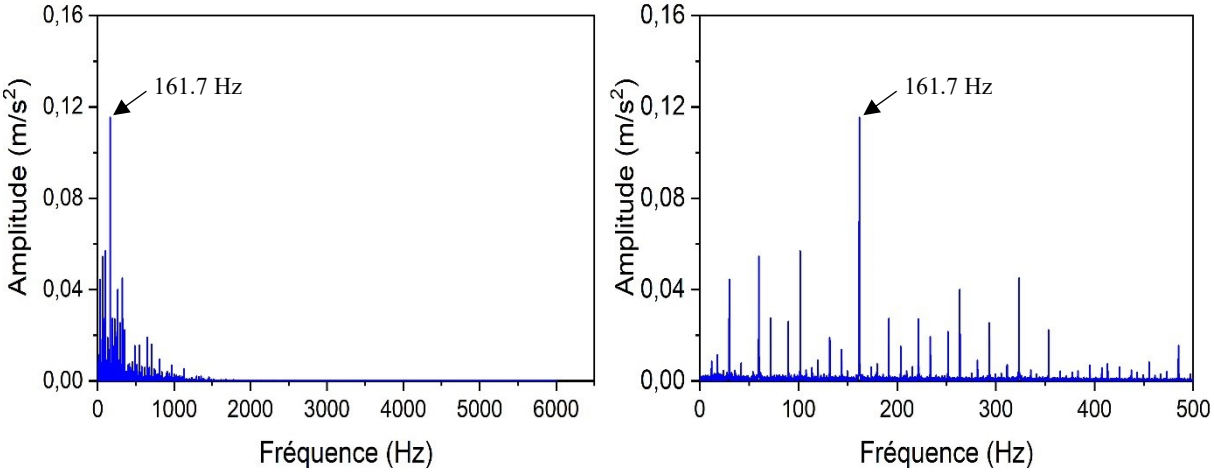


Figure II.13 : Spectre d'enveloppe du signal avec un défaut de bague intérieure (a) et son zoom (b).

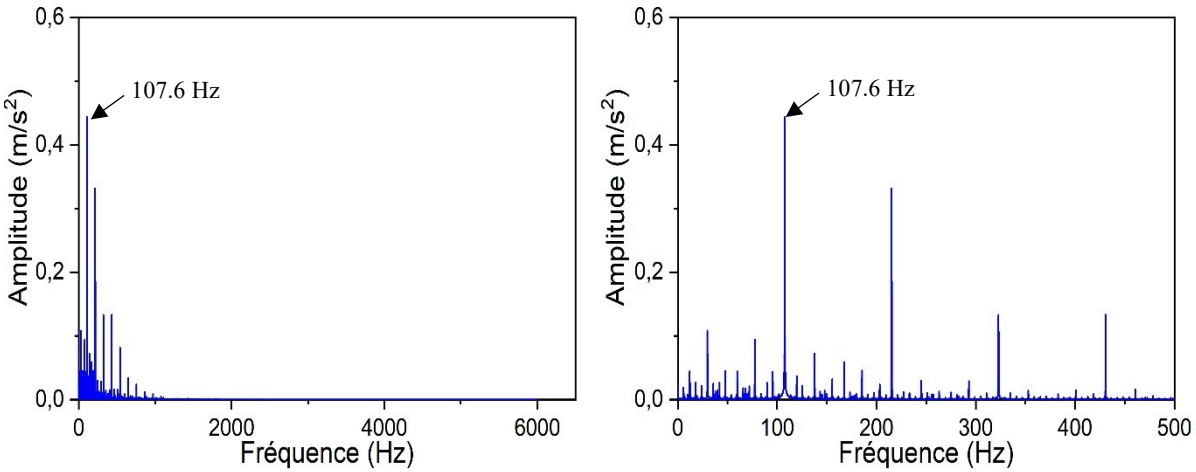


Figure II.14 : Spectre d'enveloppe du signal avec un défaut de bague extérieure (a) et son zoom (b).

En conclusion, il est démontré que l'on peut parfaitement procéder à l'identification et la surveillance des défauts de roulements par l'analyse d'enveloppe. Néanmoins, les limites de cette technique résident dans la nécessité de connaître la fréquence de résonance et la bande de filtrage.

II.5. Kurtosis spectral et Kurtogramme

Le défi majeur de l'analyse d'enveloppe est le choix approprié du filtre passe-bande. Beaucoup de recherches se sont concentrées sur le développement de procédures efficaces et fiables pour l'estimation de la fréquence centrale et la bande passante optimale du filtre passe-bande. Le Kurtosis spectral (KS) a été proposé par Antoni et Randall [78] afin de prévoir la bande fréquentielle optimale pour réaliser l'analyse d'enveloppe. L'idée consiste à calculer le Kurtosis du signal analysé à chaque fréquence afin de détecter et d'indiquer dans quelles bandes fréquentielles le changement s'effectue. L'estimation du KS est définie par l'équation (II.15).

$$KS(f) = \frac{\langle |X(t,f)|^4 \rangle}{\langle |X(t,f)|^2 \rangle^2} - 2 \qquad \text{(II.15)}$$

Où $X(t,f)$ est l'enveloppe complexe de $x(t)$ à la fréquence f.

Étant donné que la valeur KS varie à la fois avec la fréquence f et la résolution de fréquence Δf, une représentation de KS dans le plan $(f, \Delta f)$ est pratique pour trouver la valeur maximale de KS. Cependant, l'exploration complète de KS sur tout le plan $(f, \Delta f)$ (le Kurtogramme complet) prend trop de temps pour être appliquée dans la plupart des applications industrielles [79]. Le Kurtogramme rapide résout ce problème en appliquant la structure de 1/3 Arbre binaire pour concevoir des filtres passe-bande et étudier la valeur KS du signal filtré à partir de bandes

passantes sélectionnées. Le Kurtogramme rapide comprend un plan 2D dans lequel l'axe horizontal représente la fréquence (f) et l'axe vertical représente la résolution de fréquence (Δf). Une échelle de couleurs montre les valeurs KS pour chaque bande de fréquences. La bande (partie de la grille de Kurtogramme) avec la valeur de KS maximale est alors choisie comme la bande optimale pour le filtre passe bande.

Pour illustrer l'utilité du Kurtogrammme, un signal de roulement avec un défaut de bague extérieure est étudié. Le signal temporel de défaut et leur spectre d'enveloppe sont respectivement présentés sur les Figures II.15 et II.16. À travers la figure II.16, on peut remarquer que le pic au BPFO n'est pas bien clair.

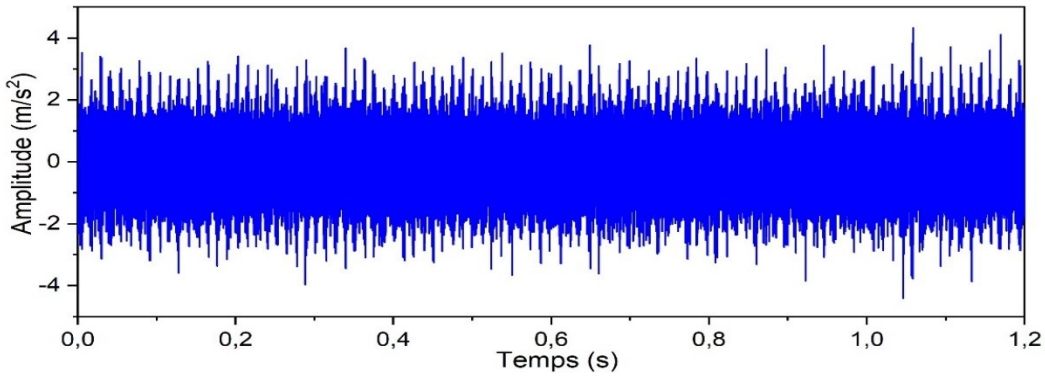


Figure II.15 : Signal temporal du défaut de bague extérieure.

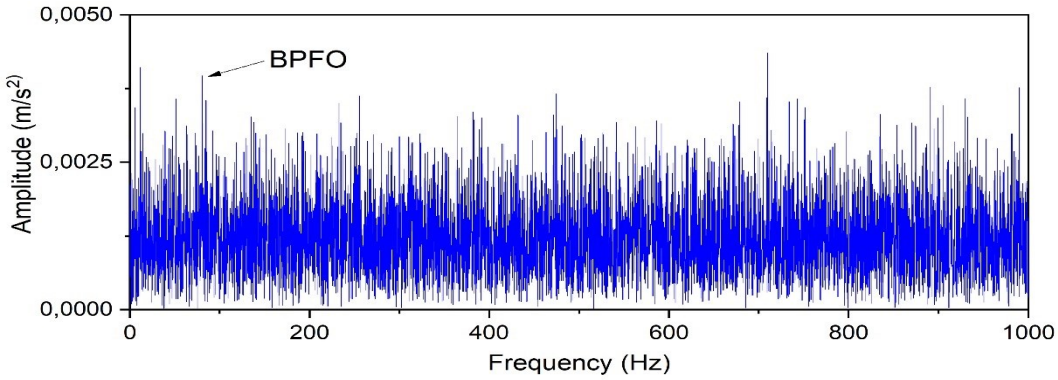


Figure II.16 : Spectre d'enveloppe du signal avec un défaut de bague extérieure.

Le Kurtogramme est comme le montre la Figure II.17, on peut noter que la bande 2670 ± 763 Hz est la bande optimale du filtre à utiliser. L'analyse d'enveloppe du signal filtré est montrée dans la Figure II.18. Le pic associé au défaut de BPFO est nettement identifiable ainsi que ses harmoniques.

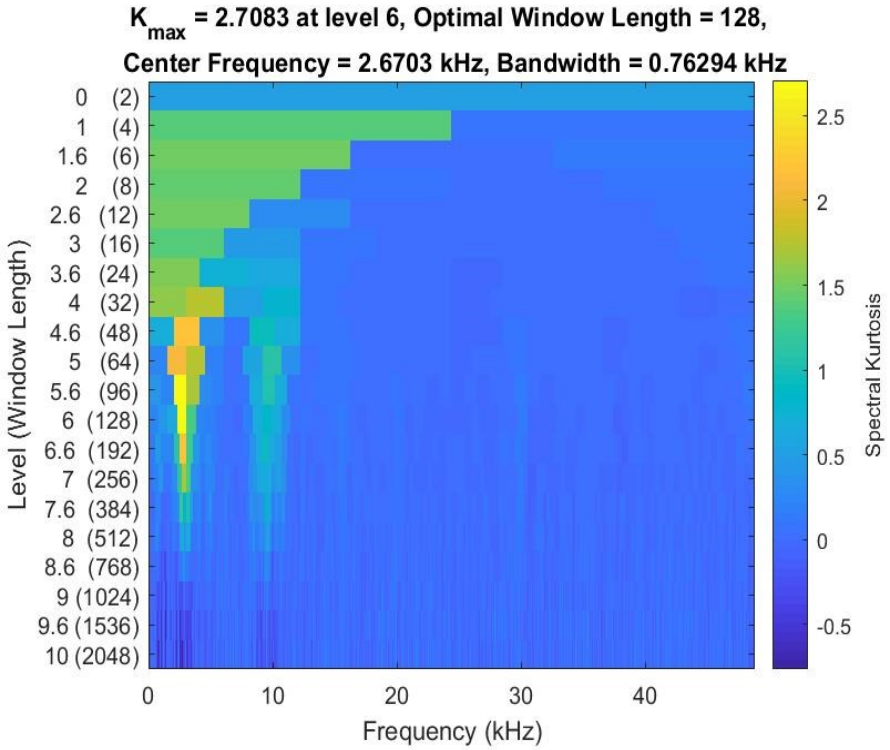


Figure II.17 : Kurtogramme du signal avec un défaut de bague extérieure.

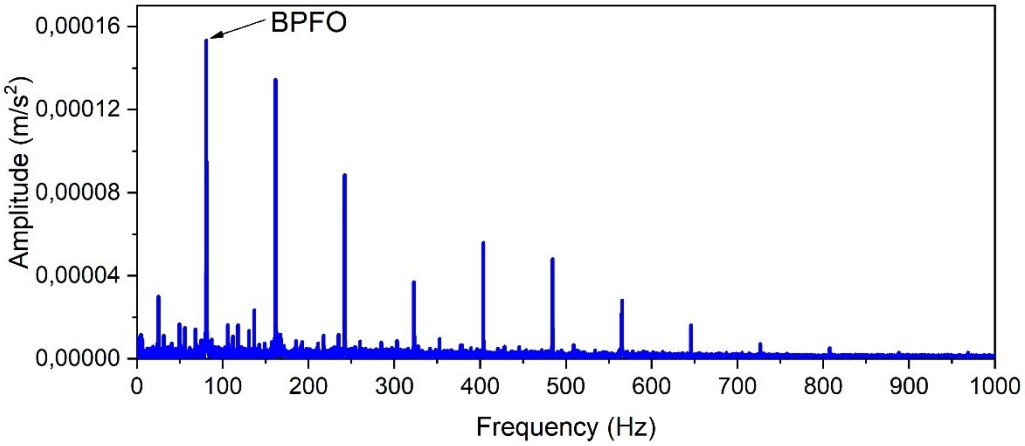


Figure II.18 : Spectre d'enveloppe du signal filtré avec un défaut de bague extérieure.

II.6. Analyse temps-fréquence

Les méthodes basées sur le domaine fréquentiel ne sont pas assez adaptées à l'analyse de signaux non stationnaires et ne sont pas capables de révéler les informations inhérentes aux signaux non stationnaires. Pour cela, les méthodes d'analyse temps-fréquence sont considérées comme les plus appropriées pour traiter les signaux non stationnaires. Les méthodes d'analyse temps-fréquence populaire comprend la transformée de Fourier à court terme, la transformée d'ondelette et la transformée de Hilbert-Huang.

II.6.1. Transformée de Fourier à court terme

La transformée de Fourier à court terme (Short-Time Fourier Transform (STFT)) est une méthode adoptée pour l'analyse des signaux non stationnaires. STFT consiste à multiplier le signal ou la fonction à analyser $s(t)$ par une fonction $w(t)$ qui porte le nom 'fenêtre'. L'idée de la STFT est de diviser un signal temporel en intervalles à court terme et de supposer que dans chaque segment ou intervalle, le signal est stationnaire. Ensuite, on calcule pour chaque portion du signal ou chaque intervalle sa transformée de Fourier grâce à la translation ou le glissement de la fenêtre $w(t)$, un tel signal $S_w(t)$, divisé en segments, appelé (signal fenêtré). Mathématiquement, il est donné par :

$$S_w(t,\tau) = s(t) * w(t-\tau) \quad \text{(II.16)}$$

Sa transformée de Fourier à court terme est donnée par :

$$STFT(f,\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} S_w(t) e^{-i2\pi ft} dt = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) * w(t-\tau) e^{-i2\pi ft} dt \quad \text{(II.17)}$$

Où : $S_w(t)$ est le signal à analyser and $w(t-\tau)$ est la fonction fenêtre.

STFT peut être représenté dans un spectrogramme, qui est une façon de représenter l'information spectrale, car elle varie dans le temps dans un seul graphe, en utilisant le codage couleur pour représenter la magnitude. Le principal inconvénient de l'utilisation d'un STFT est que les meilleures résolutions de temps et de fréquence ne peuvent être atteintes ensemble; s'il y a une bonne résolution dans le temps, la mauvaise résolution se trouvera dans la fréquence et vice versa [80–82].

II.6.2. Transformée d'ondelette

Contrairement à la STFT, la transformée d'ondelette est une méthode de traitement de signal qui possède une résolution adaptative à la taille de l'objet ou du détail analysé.

De même que pour la transformée de Fourier cette technique décompose le signal dans une base de fonctions particulières, sauf que ces fonctions appelées ondelettes, contrairement aux fonctions sinusoïdales de l'analyse de Fourier, sont des fonctions oscillantes au sens large et peuvent être rapidement amorties. Par ailleurs, cette analyse est de multi-résolutions, nous obtenons une bonne résolution fréquentielle en basses fréquences, et temporelle en hautes fréquences [83]. Les éléments de base de la transformée en ondelettes sont des fonctions (ondelette mère) localisées en temps et en fréquence. L'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ mère est caractérisée

par un coefficient de dilatation b et un coefficient d'échelle a [84], comme le montre l'équation (II.18).

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{(II.18)}$$

La transformé en ondelette continue (Continuous Wavelet Transform (CWT)) est la convolution de signal $x(t)$ et le conjugué d'une fonction d'ondelette parente mise à l'échelle $\psi[(t-b)/a]$ avec une échelle de dilatation $a > 0$ et une valeur de translation b, comme le montre l'équation (II.19) :

$$CWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{+\infty} x(t) * \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{(II.19)}$$

Semblable à la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes a également sa forme discrète (Discrete Wavelet Transform (DWT)) qui est obtenue en discrétisant a et b, par 2^m et $n\ 2^m$, avec n et m des entiers, son expression devient :

$$DWT\ (m,n) = 2^{\frac{-m}{2}}\int_{-\infty}^{+\infty} X(t) * \psi\left(2^{-m}(t-n)\right)dt \quad \text{(II.20)}$$

Une version pratique de cette transformée, appelée analyse multirésolution en ondelettes (Multiresolution Analysis ou MRA). Elle permette la décomposition d'un signal, en sous bandes fréquentielles, sans perte ou redondance d'informations [85,86]. Cette technique génère à chaque niveau deux vecteurs. Les éléments du vecteur cA_k sont appelés coefficients d'approximation, ils correspondent aux plus basses fréquences du signal, tandis que les éléments du vecteur cD_k sont appelés coefficients de détail, ils correspondent aux plus hautes fréquences. L'opération peut être répétée sur plusieurs niveaux et conduit à la création de l'arborescence montrée dans la Figure II.19.

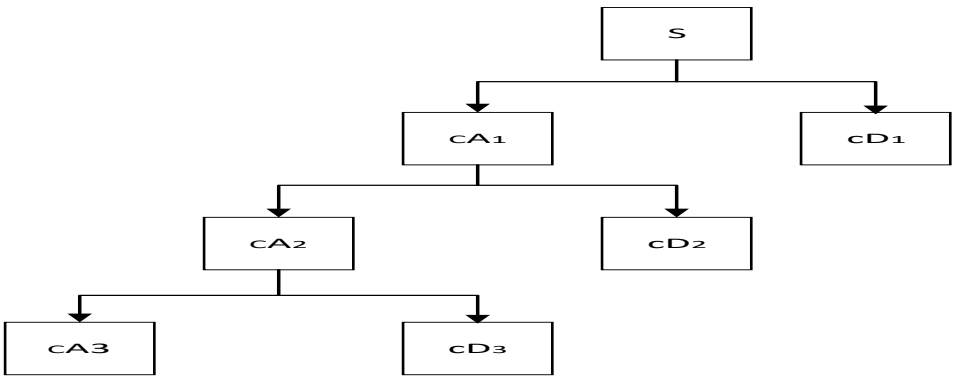


Figure II.19 : Arbre de décomposition en paquets d'ondelette.

II.6.3. Transformée de Hilbert-Huang (THH)

La transformée de Hilbert-Huang (THH) est une méthode récemment développée par Huang et al [87]. C'est une méthode d'analyse de données adaptative conçue spécifiquement pour analyser les données de processus non linéaires et non stationnaires. Il se compose principalement de deux parties : la décomposition en modes empiriques (Empirical Mode Decomposition ou EMD) et l'analyse spectrale de Hilbert.

La méthode de l'EMD décompose l'ensemble de données d'entrée en un nombre fini et souvent petit de composants, appelés fonctions mode intrinsèques (Iintrinsic Mode Functions ou IMF). La HT permet ensuite de calculer le signal analytique des IMFs. Finalement, on déduit la fréquence instantanée et l'enveloppe complexe des IMFs.

Pour résumer, la transformée de Hilbert-Huang est effectuée en trois étapes :

- Les IMFs sont extraites du signal original grâce à l'EMD.
- La HT est appliquée sur chaque IMFs.
- L'enveloppe complexe de la fréquence instantanée est extraite.

II.7. Techniques d'intelligence artificielle dans l'identification de types de défauts

Le diagnostic automatique des défauts dans les machines industrielles prend de plus en plus d'importance, en raison de la complexité et du risque croissants des systèmes de machines modernes, et des exigences croissantes en matière de qualité, de rentabilité, de disponibilité, de fiabilité et de sécurité. L'intelligence artificielle (Artificial intelligence ou AI) appliquée au diagnostic des défauts apporte deux avantages : premièrement, elle réduit les effets négatifs de l'interprétation humaine conventionnelle comme la consommation de temps ; d'autre part, elle améliore la fiabilité du diagnostic des défauts du fait de la suppression de la subjectivité humaine lors de la procédure de diagnostic.

Pour atteindre l'objectif de diagnostic automatique, la détection et l'identification des pannes utilisent parfois des approches d'AI. De nombreuses tentatives ont été faites pour améliorer la précision et l'efficacité du diagnostic des pannes des machines tournantes. Pour cette raison, nombreux outils ou techniques d'AI ont été appliqués, notamment la méthode de k plus proches voisins (k-Nearest Neighbors ou k-NN), la classification naïve bayésienne (Bayesian classifier), les machines à vecteurs de support (Support Vector Machine ou SVM), Extreme Learning Machine (ELM), Softmax Regression (SR), Logistic Regression (LR) et les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Network ou ANN) [88–90], Plus récemment, des

approches d'apprentissage en profondeur (deep learning) ont également commencé à être appliquées dans le domaine du diagnostic des défauts [89,90].

Les ANNs ont été considérés comme une méthode de classification importante dans le domaine de la surveillance des machines. Leur utilisation dans les applications de supervision industrielle s'est avérée efficace dans la détection précoce des pannes de machines et évite les pannes imprévisibles dans la chaîne de production. Plusieurs architectures pour ANN ont été proposées ; la plus utilisable pour la classification des défauts machine est l'architecture de perceptron multicouche (multilayer perceptron (MLP)) [91].

Les réseaux de MLP sont composés de trois couches essentielles : une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées ; chaque couche est composée d'un certain nombre de neurones. La structure est illustrée sur la figure II.20. Dans les réseaux MLP, chaque produit des éléments d'entrée (x_i) et des poids (w_i) sont additionnés avec le biais (b) des neurones. La somme résultante passe par une fonction d'activation (f), qui génère une sortie (y) comme celle montrée dans l'équation (II.21). Il existe plusieurs fonctions d'activation, mais les plus couramment utilisées sont : la fonction tangente hyperbolique (équation II.22), la fonction sigmoïde (équation II.23), la fonction linéaire (équation II.24).

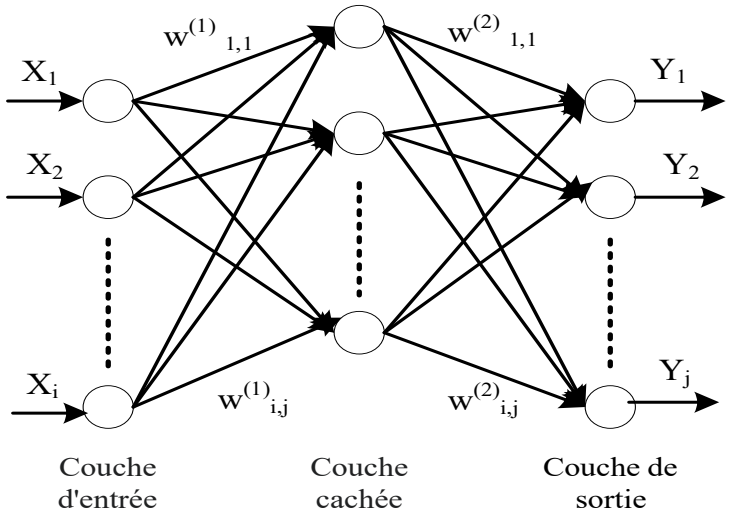


Figure II.20 : La structure de perceptron multicouche.

$$y = f(\sum_{i=1}^{I} w_i x_i + b) \quad \text{(II.21)}$$

$$f(n) = \frac{1-e^{-2n}}{1+e^{-2n}} \quad \text{(II.22)}$$

$$f(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad \text{(II.23)}$$

$$f(n) = n \tag{II.24}$$

Le MLP est formé par l'algorithme de rétropropagation qui suit une procédure d'apprentissage basée sur des ajustements itératifs des poids et des biais pour minimiser l'erreur entre les valeurs réelles et prévues (valeurs cibles (target values)) du modèle ANN. Le processus d'apprentissage se poursuit jusqu'à ce que l'erreur diminue à une valeur acceptable. La fonction d'erreur appliquée à cette fin est généralement l'erreur quadratique moyenne (mean square error MSE), qui est présentée dans l'équation (II.25).

$$e = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{Q}(t(k) - y(k))^2 \tag{II.25}$$

Où t est la valeur cible, y est la sortie de MLP, Q est la taille de l'échantillon et k est le numéro de l'échantillon [92].

Enfin, la mise à jour des poids est donnée par l'équation (II.26) comme suit :

$$w_{i,j}(k+1) = w_{i,j}(k) - [\eta \frac{\partial e}{\partial w_{i,j}} + \beta \Delta w_{i,j}(k-1)] \tag{II.26}$$

Où η est le taux d'apprentissage et β est utilisé pour augmenter la vitesse de convergence.

II.8. Conclusion

Dans ce chapitre, on a essayé de présenter les principes fondamentaux et les techniques pratiques de détection des défauts des roulements. En résumé, les techniques de traitement du signal pour les défauts de roulement offrent de nombreux choix différents pour extraire les défauts dans les roulements. Ces techniques sont classées en trois domaines : le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps- fréquence. En outre, ce chapitre présente aussi un bref aperçu sur les techniques d'intelligence artificielle utilisées pour classifier les défauts des roulements.

Chapitre III : Développement d'un système embarqué de diagnostic des roulements sur FPGA

III.1. Introduction

Aujourd'hui la détection précoce des défauts des roulements joue un rôle important dans le domaine industriel. Par conséquent, il est nécessaire de fournir un système de supervision et de diagnostic capable de détecter ces défauts automatiquement en temps réel. En ce qui concerne les systèmes réalisés pratiquement, les approches basées sur un réseau de portes programmables sur site (Field Programmable Gate Array ou FPGA) sont des solutions promotrices dans le diagnostic de défauts en ligne dans les machines en raison du fait qu'elles peuvent offrir des capacités de hautes performances de traitement de signal numérique, ainsi que fournir une faible utilisation des ressources matérielles et une faible consommation d'énergie [93,94].

Plusieurs chercheurs ont essayé d'implémenter différentes techniques sur divers circuits FPGA pour détecter les défauts des roulements ou autres défauts qui existent sur les machines tournantes. Kang et al. [94], ont proposé un algorithme permettant de prendre des décisions fiables sur l'état des roulements. Cet algorithme est basé sur l'extraction des signatures par une analyse temps-fréquence et un classificateur SVM. En raison de la complexité de calcul qui empêche l'utilisation de la technique proposée dans des applications en temps réel, les auteurs ont proposé une implémentation sur FPGA d'une architecture multicœur qui permet de faire un diagnostic des pannes en ligne. Camarena-Martinez et al. [95], ont proposé une approche basée sur l'EMD, combinée à un réseau de neurones à élément linéaire adaptatif (ADALINE) et à un classificateur de réseau de neurones à action directe (Feed-Forward Neural Network ou FFNN), pour identifier plusieurs défauts d'un moteur, tels que les barres de rotor cassées, des défauts de palier et un déséquilibre. L'ensemble du système est implémenté sur FPGA pour un fonctionnement en temps réel afin d'analyser les caractéristiques des signaux du moteur et de détecter les différents états de condition du moteur à induction. Cabal-Yepez et al. [91], ont utilisé l'entropie d'information fusionnée avec ANN pour détecter les défauts qui se produisent dans les moteurs à induction. Ces auteurs ont proposé une implémentation basée sur FPGA, des réseaux de neurones pour le diagnostic automatique des défauts en utilisant l'analyse des signaux vibrationnels d'un accéléromètre à 3 axes. Dans [96], Contreras-Hernandez et al. Ont proposé d'utiliser l'analyse de signal de quaternion (Quaternion Signal Analysis QSA) pour caractériser le comportement des signaux temporels (accélération et courant) en utilisant un nombre réduit d'échantillons. L'algorithme d'arbre de décision permet de classer plusieurs types de défauts, dont les défauts de palier, qui doivent ensuite être implémentés sur une plateforme FPGA dans le but de valider son efficacité en conditions réelles de fonctionnement. Bengherbia

et al. [46] ont développé un nœud de capteur sans fil basé sur un FPGA pour la surveillance des vibrations d'une machine et le diagnostic de ces défauts. Le nœud sans fil suggéré est basé sur un circuit Xilinx Artix7-XC7A35T et connecté via une interface série au module nRF24L01+ en tant qu'un émetteur-récepteur radio sans fil à faible consommation et à faible coût. Dans des travaux ultérieures [97], les auteurs ont remplacé le traitement FFT des signaux vibrationnels par un réseau de neurones ADALINE pour extraire les harmoniques et identifier les défauts.

Le reste du chapitre est organisé comme suit. Après une description générale des systèmes embarqués, une présentation générale de déférentes solutions technologiques des processeurs embarqués est donnée. Ensuite, les circuits logiques programmables et plus précisément les circuits FPGAs sont présentés. Enfin, on présente le système embarqué conçu et implémenté sur un FPGA. Ce système implémente en premier lieu l'analyse d'enveloppe pour l'extraction des caractéristiques du défaut des roulements, ensuite implémente un réseau de neurones de type MLP pour classifier le type et la sévérité des défauts détectés.

III.2. Description générale des systèmes embarqués

Il est peu difficile de formuler une définition précise du système embarqué. Ci-après quelques-unes définitions les plus courantes d'un système embarqué :

- ✓ Un système embarqué est un système qui intègre des logiciels et du matériel informatique, ce qui en fait un système dédié à une ou plusieurs applications ou à une partie spécifique d'une application ou d'un produit ou à une partie d'un système plus vaste [98].
- ✓ Un système embarqué est défini comme un système basé sur un microprocesseur qui est conçu pour contrôler une fonction ou une gamme de fonctions et n'est pas conçu pour être programmé par l'utilisateur final de la même manière qu'un PC. L'utilisateur peut faire des choix concernant la fonctionnalité, mais ne peut pas la modifier du système en ajoutant/remplaçant un logiciel [99].
- ✓ Un système embarqué est décrit en tant qu'un système conçu pour exécuter une fonction dédiée avec des exigences de qualité et de fiabilité plus élevées que les autres types des systèmes informatiques [100].
- ✓ Un système embarqué est un ordinateur spécifique à une application qui interagit avec le monde physique et communique souvent avec des systèmes informatiques hétérogènes [101].

- ✓ Un système embarqué est un système informatique satisfaisant à certaines exigences de performances et optimisé en fonction de l'efficacité, du coût minimal, de la consommation électrique et parfois d'autres critères [102].

Il existe de nombreuses propriétés communes qui définissent vaguement les systèmes embarqués, les propriétés qui sont pertinentes dans ce contexte sont :

- Les systèmes embarqués sont des systèmes de traitement de l'information intégrés dans un produit plus vaste.
- Les systèmes embarqués sont souvent connectés à l'environnement à l'aide des capteurs et des actionneurs.
- Les systèmes embarqués doivent être efficaces, du point de vue de la taille du code, de la durée d'exécution ou du coût.
- Les systèmes embarqués sont souvent dédiés à une seule application.
- Les systèmes embarqués doivent répondre à des contraintes temps réel.
- Les systèmes embarqués sont généralement réactifs, ce qui signifie qu'ils répondent à leur environnement et doivent s'exécuter à un rythme décidé par l'environnement.

III.3. Solutions technologiques d'implémentation des systèmes embarqués

Un processeur est une unité importante dans un système embarqué, c'est le cœur de ce système. Il peut aller d'un simple microprocesseur de 8 bits, à un microprocesseur plus complexe de 32 ou 64 bits, ou même à des multiprocesseurs [99].

Le concepteur de l'embarqué doit sélectionner le choix le plus raisonnable au coût de l'application et qui peut répondre à toutes les exigences, pour ça plusieurs solutions technologiques d'implémentation des systèmes embarqués existent, que nous mentionnons :

- General Purpose Processors (GPP) : près de 80 % des systèmes embarqués sont basés sur un processeur/contrôleur. Le processeur peut être un microprocesseur ou un microcontrôleur ou un processeur de signaux numériques (Digital Signal Processor ou DSP). Les GPP sont utilisés pour les applications à usage général qui ne sont spécifiques à aucune application [103]. Plusieurs avantages sont obtenus par l'utilisation d'un processeur universel dans un système embarqué. Un temps de conception relativement court, où le concepteur écrit seulement un programme sans passer par la conception du système numérique. Les performances peuvent être rapides pour des applications à forte intensité de calcul, si elles utilisent un processeur rapide. Cependant, il existe également certains

inconvénients de conception comme la consommation d'énergie, le coût, la taille physique, la dissipation thermique ainsi qu'une faible performance pour certaines applications [99,100].

- Application Specific Integrated Circuits (ASIC) : un ASIC est essentiellement un circuit intégré (integrated circuit ou IC) conçu spécifiquement pour un usage ou une application individuelle. À proprement parler, cela implique également qu'un ASIC est conçu pour un et un seul client. Ainsi, un ASIC est de nature exclusive et n'est pas accessible au grand public. Par rapport aux GPP, les systèmes basés sur un ASIC offrent de meilleures performances et une meilleure consommation d'énergie, mais au détriment de la flexibilité et de l'extensibilité. Bien qu'il soit difficile d'utiliser un ASIC pour des tâches autres que celles pour lesquelles ils ont été conçus, il est possible d'utiliser les GPPs pour exécuter les tâches plus générales et moins exigeantes en les assemblant avec les ASICs dans le même système [100][104].
- Application Specific Instruction Set Processors (ASIP) : Les ASIP sont conçus pour cibler des domaines d'applications spécifiques. Seul un ensemble d'instructions sélectionnées y est exécuté en fonction du domaine d'applications pour lequel l'ASIP sera utilisé. Ainsi, les ASIP sont attribués pour des performances élevées, une taille réduite et une consommation d'énergie inférieure par rapport à ceux des GPP. Bien que les ASIP présentent de nombreux avantages par rapport aux GPP, le processus de sélection des instructions à mapper sur eux est une tâche supplémentaire agrégée à son processus de conception. Étant donné que les programmes d'application complexes utilisent des centaines de types d'instructions de processeur, la sélection des instructions les plus appropriées afin de maximiser les performances de manière optimisée est un défi majeur dans le processus de conception d'un ASIP [105–107].
- Programmable Logic Devices (PLD) : les dispositifs logiques fournissent des fonctions spécifiques, y compris l'interfaçage de dispositif à dispositif, la communication de données, le traitement du signal, l'affichage des données, les opérations de synchronisation et de contrôle, et presque toutes les autres fonctions qu'un système doit exécuter. Les PLD offrent aux clients une large gamme de capacités logiques, de fonctionnalités, de vitesse et de caractéristiques de tension, et ces dispositifs peuvent être reconfigurés pour exécuter n'importe quel nombre de fonctions à tout moment.

  Avec les PLD, les concepteurs utilisent des outils logiciels peu coûteux pour développer, simuler et tester rapidement leurs conceptions. Ensuite, une conception peut être

rapidement programmée dans un appareil et immédiatement testée dans un circuit sous tension. Un autre avantage clé de l'utilisation des PLD est que pendant la phase de conception, les clients peuvent changer les circuits aussi souvent qu'ils le souhaitent jusqu'à ce que la conception fonctionne à leur satisfaction. C'est parce que les PLD sont basés sur une technologie de mémoire réinscriptible, qui conduit à reprogrammer l'appareil simplement [103]. Cette technologie a grandement évolué depuis vers les CPLD (Complex Programmable Logic Device) et de nos jours, ce sont les FPGA (Field Programmable Gate Array) qui sont de plus en plus populaires grâce à leur compromis souplesse/prix/efficacité.

Tableau III.1 : Comparaison de différentes solutions technologiques des processeurs

	GPP	ASIC	ASIP	FPGA
Performance	Faible	Excellente	Elevée	Très élevée
Flexibilité	Excellente	Mauvaise	Bonne	Très élevée
Conception HW/SW	SW	HW	SW	HW ou HW/SW
Consommation d'énergie	Grand	Très faible	Moyenne	Faible
Temps de développement	Très faible	Très élevée	Faible	Moyen
Time to market	Très court	Très long	Court	Moyen
Réutilisation	Excellent	Mauvaise	Bonne	Très bonne

III.4. Evolution des circuits logiques programmables

Les circuits logiques programmables (PLD) ont traversé une longue évolution pour atteindre la complexité qu'ils ont aujourd'hui. La figure III.1 montre les différentes familles des circuits logiques programmables.

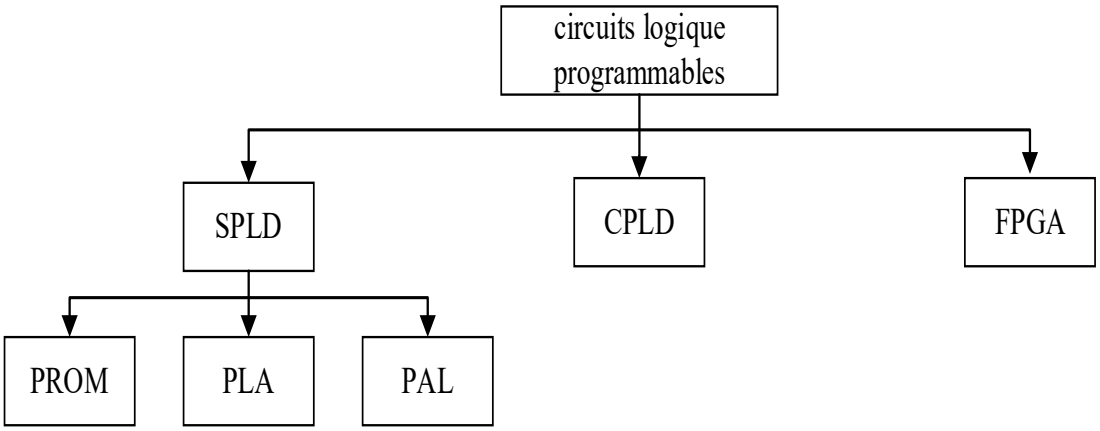


Figure III.1 : Les différentes familles des circuits logiques programmables.

- PROMs (Programmable Read Only Memories) : Les mémoires programmables en lecture seule, ou PROM sont le premier type simple des PLD, qui ont fait leur apparition en 1970. PROM constitué d'un réseau de portes AND non programmable suivi par un réseau de portes OR programmable [108]. Les PROMs sont des mémoires qui peuvent être programmées par l'utilisateur pour contenir un modèle spécifique à peu de frais. Ces mémoires peuvent être utilisées pour représenter un algorithme simple ou une machine d'états. Certaines PROM ne peuvent être programmées qu'une seule fois. D'autres PROM, telles que les EPROM (Erasable PROMs) ou les EEPROM (Electrically Erasable Programmable ROMs) peuvent être effacées et programmées plusieurs fois [109].
- Programmable Logic Arrays (PLA) : afin de surmonter les limitations imposées par l'architecture PROM, la prochaine étape de l'échelle évolutive du PLD était celle des PLA, qui sont devenus disponibles pour la première fois vers 1975 [110]. Ce sont constitués de deux réseaux de portes logiques, un réseau AND suivi d'un réseau OR (comme indique la figure III.2). Où les deux réseaux sont programmables [111,112]. Ces dispositifs peuvent mettre en œuvre un grand nombre de fonctions combinatoires, mais pas toutes les combinaisons possibles comme un PROM. Cependant, ils ont généralement beaucoup plus d'intrants et sont beaucoup plus rapides [113].

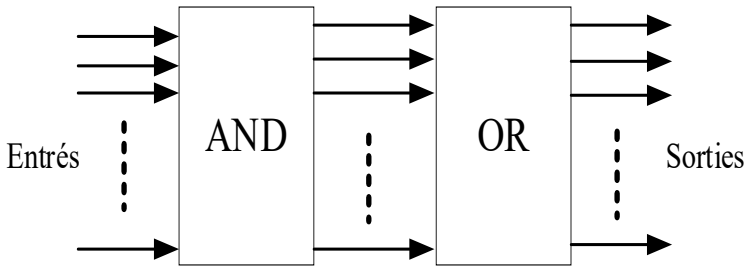


Figure III.2 : Architecture de PLA.

- Programmable Array Logic (PAL) : ils ont été introduits à la fin des années 1970, sont utilisés pour réaliser une fonction logique particulière. Les PALs comprennent un réseau de portes AND suivi d'un réseau de portes OR. Cependant, il est à noter qu'ici seul le réseau de portes ET est programmable contrairement au réseau de portes OU qui a une logique fixe. Comme seule la matrice ET est programmable, les rend moins flexibles du point de vue de la programmation par rapport aux PLA. Cependant, pour la même raison, les PALs sont moins chers que les PLA [114] .

- Complex Programmable Logic Device (CPLD) : CPLD peut être considéré comme une évolution de PAL et se compose de plusieurs structures PALs connues sous le nom de macrocellules. Dans le package CPLD, toutes les broches d'entrée sont disponibles pour chaque macrocellule, tandis que chaque macrocellule a une broche de sortie dédiée. Le schéma fonctionnel d'un CPLD est présenté dans l'illustration III.3. À partir du schéma fonctionnel, nous pouvons voir qu'un CPLD se compose de plusieurs macrocellules ou blocs logiques (logic Block). Les macrocellules sont connectées via une interconnexion programmable, également appelée GIM (Global Interconnect Matrix). En reconfigurant le GIM, différents circuits logiques peuvent être réalisés. Les CPLD interagissent avec le monde extérieur en utilisant des E/S numériques (I/Os) [115]. Ces circuits réservés à des fonctions simples ou moyennement complexes, sont rapides aussi (jusqu'à 200 MHz) et leurs caractéristiques temporelles sont pratiquement indépendantes de la fonction réalisée [100].

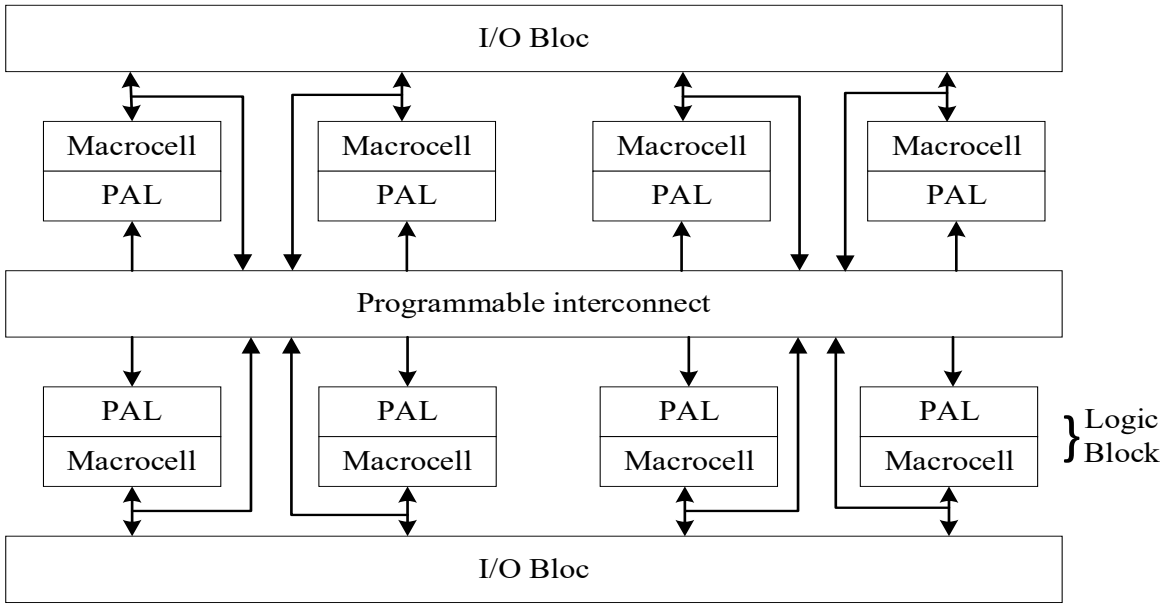


Figure III.3 : Architecture de CPLD.

- Field Programmable Gate Array (FPGA) : vers le début des années 1980, il est devenu évident qu'il y avait un écart dans les développements des circuits intégrés numériques. D'une part, il y avait des dispositifs programmables comme les SPLD et les CPLD, qui étaient hautement configurables et avaient des temps de conception et de modification rapides, mais qui ne pouvaient pas prendre en charge des fonctions volumineuses ou complexes. À l'autre extrémité se trouvaient les ASIC, qui peuvent prendre en charge des fonctions extrêmement volumineuses et complexes, mais ils sont coûteux et longs à

concevoir, et aussi ils ne sont pas reprogrammables. Afin de combler cet écart, en 1984, la société de Xilinx a lancé une nouvelle classe de IC sur le marché, elle l'a appelé FPGA [110]. Les FPGAs se distinguent par sa haute capacité logique pour des implémentations à des conceptions plus grandes et complexes [108], c'est parce qu'elles contiennent de nombreuses portes logiques (peut atteindre des millions), ils sont caractérisés aussi par sa possibilité de reprogrammés électroniquement qui permet de corriger les erreurs de conceptions détectées au niveau final du développement, qui est se fait par la modification de l'interconnectivité des composants selon les besoins. Bien que cette approche introduise des retards supplémentaires en raison de l'interconnexion programmable, elle évite une reconception coûteuse de l'ASIC [116].

Les circuits FPGA sont constitués de trois parties (figure III.4) : une matrice d'éléments logiques configurables CLB (Configurable Logic Bloc), des blocs d'Entrées/Sorties IOB (Input Output Bloc) et d'un réseau d'interconnexions configurables [117].

1) Blocs logiques configurables : qui peut être configuré pour exécuter des fonctions combinatoires de différents niveaux de complexité à travers des LUTs (LookUp Table). Ces blocs sont placés dans une grille bidimensionnelle et sont interconnectés par des réseaux d'interconnexion programmables.
2) Les blocs d'Entrées/Sorties : qui sont placés sur la périphérie de la grille et sont connectés à des blocs logiques via le réseau d'interconnexion programmable. Ils occupent généralement environ 80% de la surface totale du circuit.
3) Réseau d'interconnexions configurables : qui est le moyen de connexion des différents blocs.

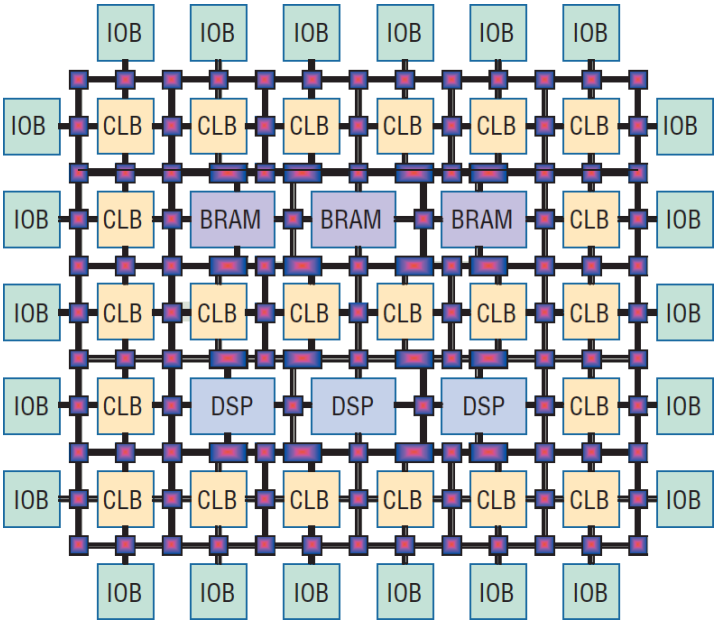


Figure III.4 : Structure interne de l'FPGA.

Afin d'optimiser les performances du circuit FPGA, les nouvelles FPGAs comportent dans sa structure interne : des blocs DSP, ce qui permet d'effectuer des opérations arithmétiques complexes. Des mémoires internes, telles que la RAM, la ROM, la RAM flash et les registres à décalage, sont facultativement intégrées pour augmenter la vitesse de traitement et simplifier la conception au niveau du système [118]. Les blocs de gestion d'horloge intégrés sont utilisés pour fournir une synchronisation du système synthétisable. Les dispositifs FPGA actuels comprennent également des blocs d'émetteur-récepteur de données à haut débit. Divers protocoles de communication de données sont pris en charge, notamment USB, Ethernet, ADC, PCI, SPI, I2C, etc. En outre, quelques architectures FPGA complexes incluent des processeurs [119–121].

III.5. Technologies de programmation des FPGA

Il existe un certain nombre de technologies de configuration qui ont été utilisées pour les architectures reconfigurables comme les FPGAs. Ces technologies ont des caractéristiques différentes qui ont à leur tour un effet significatif sur l'architecture reconfigurable. Certaines des technologies bien connues incluent la mémoire statique, flash et anti-fusible [122,123].

III.5.1. Technologie de programmation SRAM

Nous savons qu'il existe deux types de RAM à semi-conducteurs appelés SRAM et DRAM. SRAM est l'abréviation de Static RAM tandis que DRAM est l'abréviation de Dynamic Ram. La SRAM est conçue à l'aide de transistors et le terme statique signifie que la valeur chargée

sur une cellule mémoire SRAM de base restera la même jusqu'à ce qu'elle soit délibérément modifiée ou lorsque l'alimentation est coupée. Cela contraste avec la DRAM, qui consiste en une combinaison d'un transistor et d'un condensateur. Le terme dynamique fait référence au fait que la valeur chargée dans la cellule mémoire DRAM de base est valide jusqu'à ce qu'il y ait une charge dans le condensateur. Comme le condensateur perd sa charge au fil du temps, la cellule mémoire doit être périodiquement rechargée pour maintenir la charge. Ceci est également connu comme rafraîchissant [124].

De nombreux fournisseurs de FPGA implémentent des cellules de mémoire statiques dans des FPGA basés sur SRAM pour la programmation [125]. Les FPGA basés sur SRAM sont utilisés pour programmer à la fois les CLBs et les réseaux d'interconnexions et ils sont devenus assez prédominants en raison de leur reprogrammabilité et de l'utilisation de la technologie CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor), connus pour sa faible consommation d'énergie dynamique, sa vitesse élevée et son intégration plus étroite. Il existe cependant un certain nombre d'inconvénients associés à la technologie de programmation SRAM. Par exemple, une cellule SRAM nécessite 6 transistors, ce qui rend l'utilisation de cette technologie coûteuse en termes de superficie par rapport à d'autres technologies de programmation. D'autre part, les cellules SRAM sont de nature volatile et des circuits externes sont nécessaires pour stocker en permanence les données de configuration. Ces circuits externes s'ajoutent au coût et à la surface de fonctionnement des FPGAs [116].

III.5.2. Technologie de programmation Flash

Une alternative proche à la technologie de programmation basée sur SRAM est basée sur les technologies de programmation EEPROM ou Flash. Le principal avantage de la programmation flash est sa nature non volatile. Même si le flash prend en charge la reprogrammabilité, le nombre de fois que cela peut être fait est très faible par rapport à une technologie SRAM. De plus, la technologie flash utilise une technologie CMOS non standard [122] [126].

III.5.3. Technologie de programmation anti-fusible

La technologie de programmation anti-fusible est une ancienne technique de production de dispositifs programmables à usage unique. Ils sont mis en œuvre à l'aide d'un lien appelé anti-fusible, qui dans son état non programmé a une résistance très élevée et peut être considéré comme un circuit ouvert. Lors de la programmation, une tension et un courant élevés sont fournis à l'entrée. En conséquence, l'anti-fusible, qui se présente initialement sous la forme de

silicium amorphe (essentiellement un isolant à très haute résistance) reliant deux pistes métalliques, prend vie en se transformant en poly-silicium conducteur. Le principal avantage de la technologie de programmation anti-fusible est sa faible surface. En outre, cette technologie est non volatile par défaut. Il existe toutefois d'importants inconvénients associés à cette technologie de programmation. Par exemple, cette dernière n'utilise pas la technologie CMOS standard. En outre, les circuits basés sur cette technologie ne peuvent pas être reprogrammés [122][127].

III.6. Système embarqué de diagnostic développé

III.6.1. Plateforme de développement utilisée : Xilinx Zybo Z7-20

Le kit de développement Zybo Z7-20 (figure III.5), qu'on a utilisé pour développer notre application, fournit une solution complète de développement d'applications sur la famille Zynq-7000 de Xilinx. Cette catégorie de plateforme propose une architecture mixte, qui se compose de deux sections principales. La première est une section de système de traitement (Processing System ou PS) qui comprend un processeur double cœur ARM Cortex A9, un gestionnaire d'interruptions, un convertisseur Analogique-Numérique et d'autres périphériques. La seconde est une section logique programmable (Programmable Logic ou PL) qui est constituée de cellules logiques programmables, des mémoires et des blocs afin d'implémenter des modules IPs de traitement numérique du signal. Le Zybo Z7-20 fonctionne avec le nouveau logiciel de développement : Vivado ™ Design Suite de Xilinx.

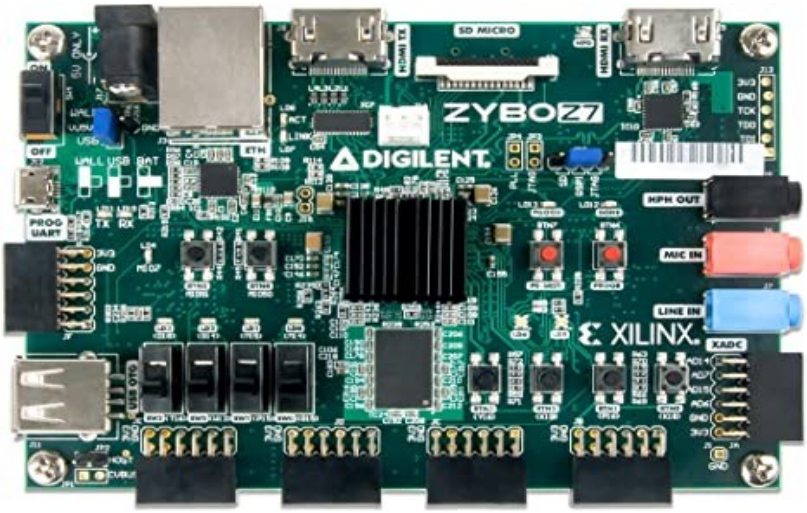


Figure III.5 : Plateforme Zybo Z7-20.

III.6.2. Conception et implémentation hardware/software du système proposé

Globalement, le système matériel proposé est conçu avec Vivado 2018.2 de Xilinx, qui a été fait par l'intégration de plusieurs blocs IP (intellectual property) comme l'IP du processeur (ZYNQ7 processing system), la mémoire avec accès DMA (AXI DMA), l'IP personnalisée pour le traitement hardware du FFT, le Timer, et le IP développé ultérieurement d'un réseau de neurones MLP. Le système global est illustré à la figure III.6. Après validation, synthèse et implémentation du système, le fichier bitstream correspondant est généré. Ensuite, la description de la plateforme matérielle est exportée vers l'outil SDK (Software Development Kit). Le fichier exporté contient toutes les informations nécessaires requises par le SDK pour le développement de l'application software à exécuter sur la plateforme matérielle conçue. Le programme qui sera intégré sur le processeur doit être compilé avec les différents fichiers de bibliothèques associés.

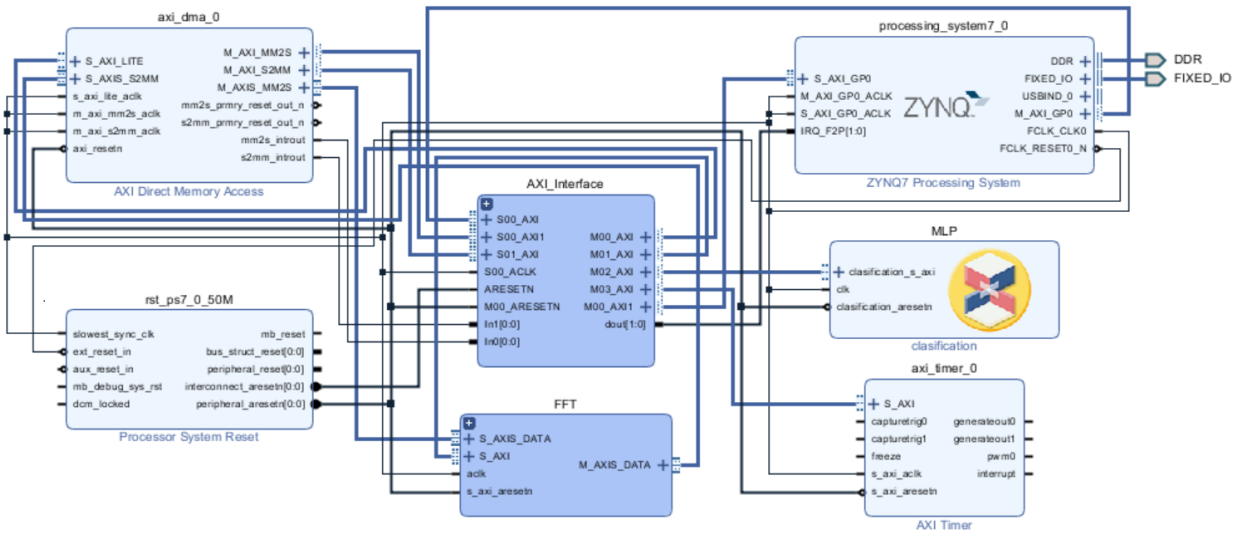


Figure III.6 : Diagramme des blocs du système proposé.

Les différents blocs IP constituants le système de diagnostic proposé sont comme suit :

- **Unité de contrôle :** c'est le système de traitement câblé basé sur un processeur ARM avec d'autres périphériques utiles tels que les convertisseurs analogique-numérique (ADC), les contrôleurs externes à accès direct à la mémoire (DMA), les unités à virgule flottante (FPU) et les périphériques et interfaces d'E/S. Tous sont interconnectés à l'aide de canaux point à point AXI pour la communication d'adresses et de données.

Le processeur Dual-Core ARM® Cortex-A9 est livré avec deux accélérateurs matériels intégrés : le NEON SIMD (Single Instruction, Multiple Data) et le VFPv3 qui est une unité à virgule flottante (FPU).

- **Bus et protocole AXI :** Le AXI SmartConnect IP connecte un ou plusieurs périphériques maîtres AXI mappés en mémoire à un ou plusieurs périphériques esclaves mappés en mémoire. Les interfaces AXI sont conformes aux spécifications AMBA® AXI version 4 d'ARM®. Le cœur AXI SmartConnect est conçu uniquement pour les transferts mappés en mémoire. SmartConnect est plus étroitement intégré dans l'environnement de conception Vivado pour configurer et s'adapter automatiquement à l'IP maître et esclave AXI connecté avec une intervention minimale de l'utilisateur.
- **Unité de traitement FFT :** La FFT est un algorithme numérique efficace pour le calcul de la transformée de Fourier discrète (DFT) dont le nombre d'échantillons doit être une entière positive puissance de 2.

  L'algorithme Cooley-Tukey est le plus populaire pour le calcul de la FFT. L'algorithme décompose le module DFT en petits blocs de calcul, appelés radix-2, qui consistent en un traitement simple d'additions et de multiplications, appelés papillons « butterflies ». L'IP « FFT » de Xilinx offre quatre architectures pour avoir la possibilité de faire un compromis entre la taille du cœur et le temps de traitement FFT.

  - ❖ Pipelined Streaming I/O : permet le traitement continu des données.
  - ❖ Radix-4 Burst I/O : charge et traite les données séparément, en utilisant une approche itérative. Il est plus petit en taille que la solution « pipeline », mais a un temps de traitement plus long.
  - ❖ Radix-2 Burst I/O : utilise la même approche itérative que Radix-4, mais l'étage «papillon» est plus petit. Cela signifie qu'il est plus petit que la solution Radix- 4, mais le temps de traitement est plus long.
  - ❖ Radix-2 Lite Burst I/O : basée sur l'architecture Radix-2, cette variante utilise une approche de multiplexage temporelle dans les étages « papillon » pour un noyau encore plus petit, au prix d'un temps de traitement plus long.

  Dans ce travail, nous avons utilisé une version FFT de 8192 points avec une architecture en « pipeline streaming » qui convient au traitement en temps réel. Un autre avantage est que le même bloc est utilisé pour le traitement FFT et IFFT. Pour basculer entre les deux fonctions, une configuration logicielle est conçue et exécutée par le processeur ARM.

- **Bloc AXI Accès direct à la mémoire :** L'IP AXI accès direct à la mémoire (AXI Direct Memory Access ou AXI DMA) fournit un accès mémoire direct à large bande passante entre la mémoire et les périphériques cibles de type AXI4-Stream. Dans ce travail, L'IP AXI DMA est utilisé pour envoyer les données qui proviennent de la mémoire principale du système au Bloc FFT. Une fois que la FFT a terminé le traitement des données, elles sont renvoyées à la mémoire principale, également en utilisant le même bloc AXI DMA.
- **Le bloc Reset** : La conception du module de réinitialisation du système du processeur (Processor System Reset) permet à l'utilisateur d'adapter la conception de son application en définissant certains paramètres pour activer / désactiver les fonctionnalités.
- **Réseaux de neurones MLP :** Dans le cadre de ce travail, la conception du bloc MLP est réalisée avec le logiciel Xilinx System Generator (XSG). C'est un outil spécial développé par Xilinx pour être intégré dans l'environnement Matlab-Simulink et qui permet à l'utilisateur de créer des systèmes hautement parallèles pour FPGA. Les modèles créés sont affichés sous forme des blocs, et peuvent être connectés aux autres blocs et autres boîtes à outils de Matlab-Simulink, mais seuls les blocs de Xilinx seront implémentés ultérieurement dans le circuit cible du FPGA. Une fois le système terminé, l'outil XSG générera une description en code VHDL en reproduisant exactement le comportement observé dans Matlab. Le choix de cet outil offre une rapidité remarquable dans la phase de conception. Étant donné que le système proposé doit être vérifié et simulé souvent et rapidement pendant toutes les étapes de développement, il est beaucoup plus facile d'analyser les résultats avec Matlab qu'avec les outils habituellement associés à VHDL, tels que Modelsim ou Isim. Le XSG offre également la possibilité d'effectuer des simulations en boucle fermée soit directement sur l'environnement Simulink de Matlab, soit via la plateforme FPGA cible. Dans ce dernier cas, l'opération nécessite la génération d'un fichier binaire (bitstream) qui représente le modèle matériel du système produit et qui sera transféré vers le circuit cible via une interface JTAG (Joint Test Action Group). Cette opération est connue sous le nom de co-simulation matérielle.

La figure III.7 illustre l'architecture proposée, qui comprend une seule couche d'entrée dans laquelle ses entrées sont les amplitudes des pics aux fréquences BPFI, BPFO et BSF. De plus, la structure comprend une couche cachée composée de quatre neurones et une couche de sortie qui fournit quatre sorties qui correspondent à l'état du roulement (normal, défaut de bille, défaut de bague interne et défaut de bague externe), où cette couche de sortie est codée à one-hot encoding. La figure III.8 montre que chaque neurone est composé d'un ensemble de blocs

d'addition, de blocs de multiplication et d'unités de mémoire pour stocker les poids et les biais précédemment obtenus par l'apprentissage hors ligne avec Matlab. Les meilleures performances sont obtenues en utilisant une fonction tangente hyperbolique et une fonction linéaire comme des fonctions d'activation pour les neurones cachés et les neurones de sortie respectivement. La figure III.9 montre l'architecture proposée de la fonction tangente hyperbolique.

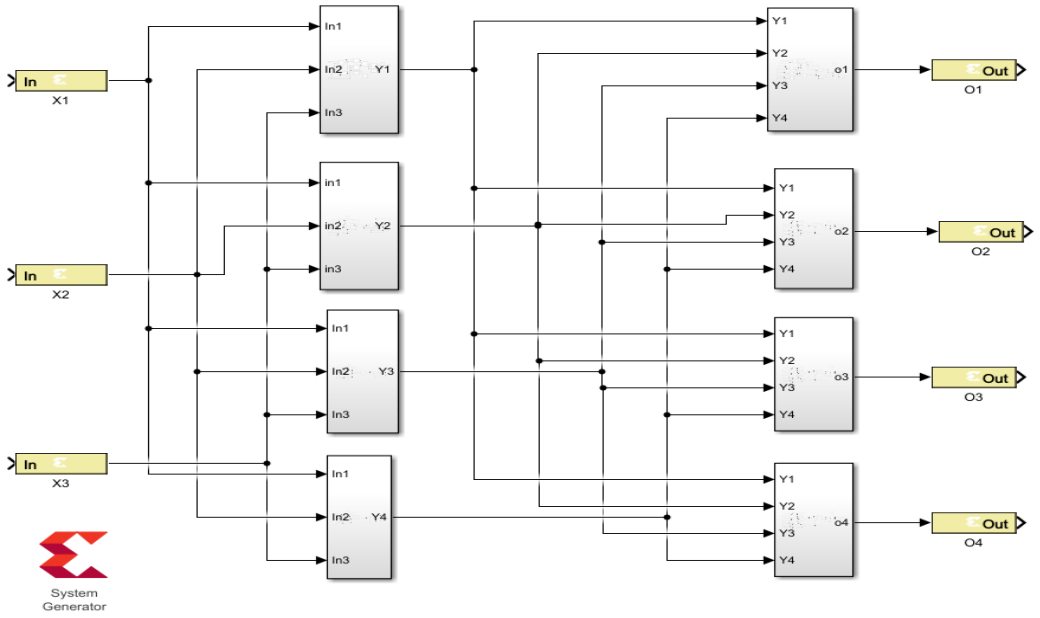


Figure III.7 : Architecture du MLP proposé en utilisant Xilinx System Generator.

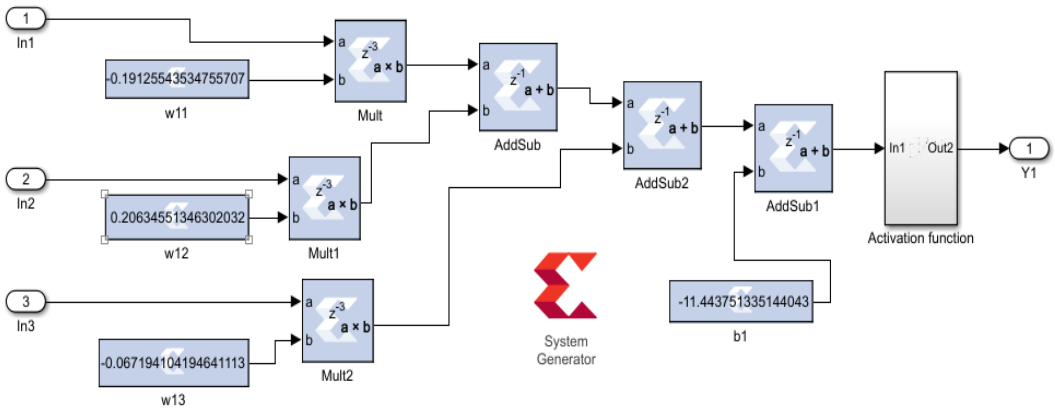


Figure III.8 : Architecture d'un modèle neuronal unique.

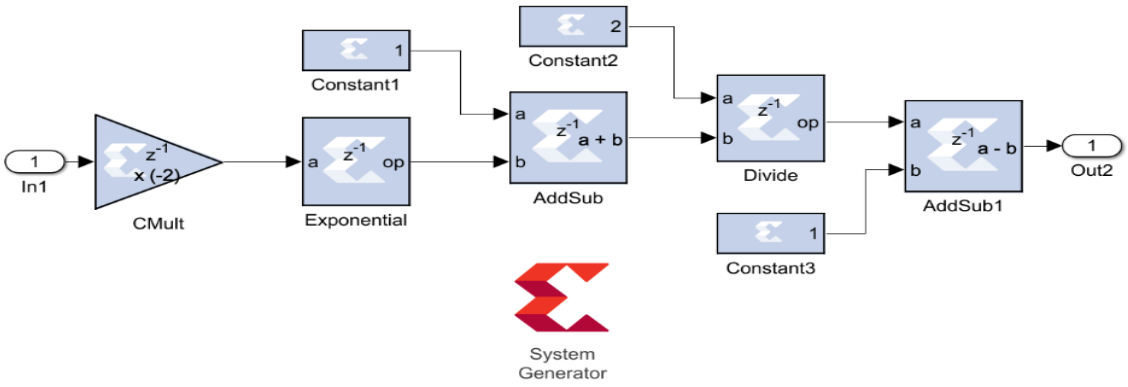


Figure III.9 : Architecture de la fonction d'activation tangente hyperbolique.

Pour assurer une précision maximale, une configuration en virgule flottante est choisie dans les paramètres des différents blocs du MLP proposé (tableau III.2). Bien que ce choix implique un surplus de consommation en termes de ressources par rapport à une configuration en virgule fixe, il reste un choix important pour réduire les erreurs de diagnostic.

Tableau III.2 : Consommation des ressources du réseau MLP développé

Ressources disponibles	Ressources consommées	
	Virgule fixe	Virgule flottante
LUTs (53200)	16260	26496
DSPs (220)	68	112
Registres	2200	3232

Le MLP conçu a été d'abord testé avec simulation via Matlab, puis retesté par co-simulation en utilisant la plateforme Zynq comme cible. Ces tests sont effectués pour vérifier les performances du bloc matériel pour un fonctionnement à une fréquence de traitement élevée et un temps de traitement réduit. À la fin de cette phase, nous avons obtenu un bloc IP qui est ajouté à l'architecture globale du système de diagnostic embarqué complet proposé.

Les résultats de l'implémentation du système global sur FPGA sont résumés dans le tableau III.3. Les résultats montrent que le besoin en ressources est d'environ 95% des blocs DSP et 65,55% des LUT, cela est dû à l'utilisation de plusieurs blocs de multiplication dans l'architecture du MLP, ainsi qu'à l'architecture à virgule flottante choisie.

Tableau III.3 : Consommation des ressources FPGA du système global développé

Ressources	Utilisé / disponible	Taux d'utilisation (%)
LUT	34875 / 53200	65.55
LTURAM	1877 / 17400	10.79
FF	17822 / 106400	16.75
BRAM	37 / 140	26.43
DSP	209 / 220	95
BUFG	1 / 32	3.13

III.6.3. Résultat de tests pratiques du système proposé

Afin d'évaluer les performances globales du système implémenté sur la carte FPGA, 8192 points de données du signal vibratoire sont traités. Afin de valider le système développé, un traitement similaire est également exécuté sur PC en utilisant Matlab, et les résultats obtenus à chaque étape sont comparés à ceux obtenus à l'aide de la carte FPGA.

Tout d'abord, la FFT du signal temporel d'origine est calculé pour obtenir la représentation spectrale du signal, suivi d'un traitement IFFT réalisé sur le spectre unilatéral du signal en profitant de la symétrie dans le spectre du signal d'origine. Enfin, le FFT du signal de la deuxième étape est calculé pour obtenir le spectre d'enveloppe qui caractérise le défaut. Les figures III.10, III.11 et III.12 illustrent les résultats obtenus. Comme on peut le voir, les signaux obtenus par le traitement sur FPGA sont similaires à ceux obtenus en utilisant Matlab.

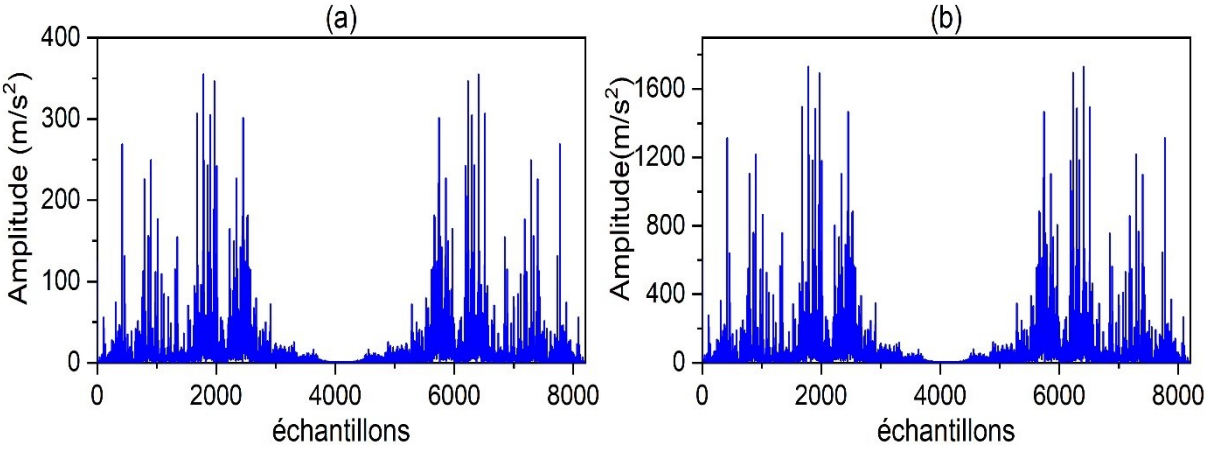


Figure III.10 : Calcul FFT du signal brut obtenu par : (a) Matlab, (b) FPGA.

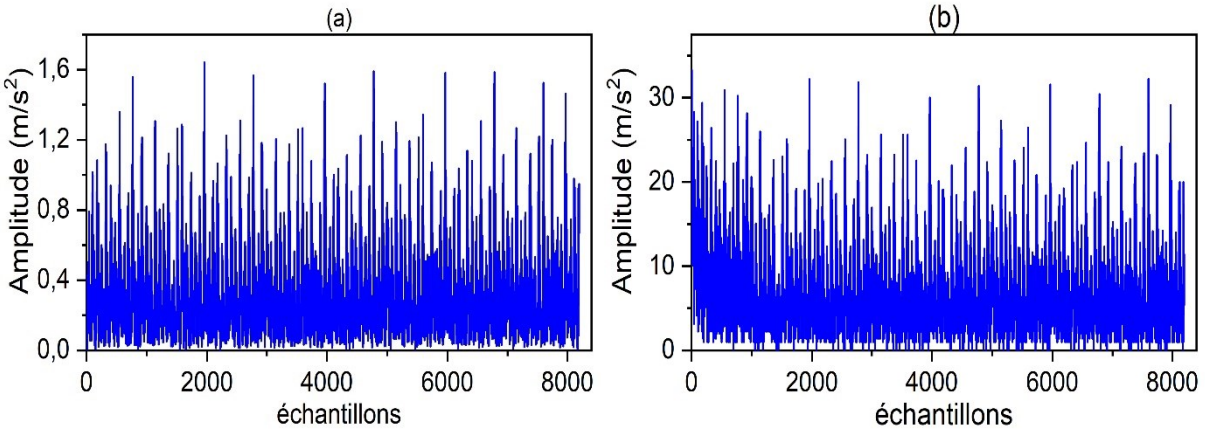


Figure III.11 : Traitement IFFT en utilisant : (a) Matlab, (b) FPGA.

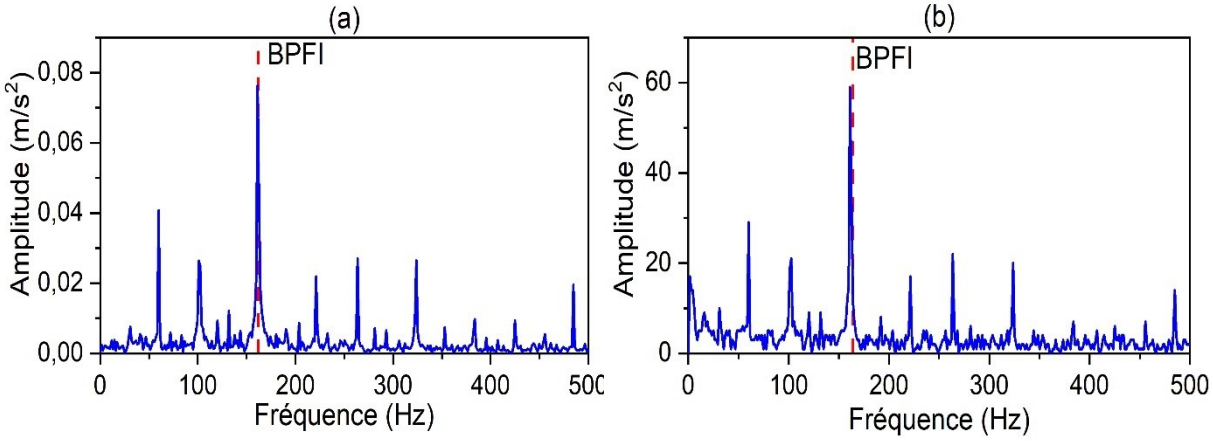


Figure III.12 : Spectre d'enveloppe obtenu en utilisant : (a) Matlab, (b) FPGA.

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit d'une manière générale les systèmes embarqués ainsi qu'une brève présentation des solutions technologiques existantes d'implémentation des systèmes embarqués (GPP, ASIP, ASICs et FPGA). Une description des circuits logiques programmables et plus précisément les FPGA ont été ensuite étudiés.

Par la suite, nous avons exposé notre contribution qui consiste à une architecture hardware/software pour le diagnostic et la classification de défauts dans les roulements à base d'un FPGA de type Zynq-7000. Cette architecture combine des blocs IP disponibles dans le catalogue de Vivado comme le processeur zynq7, le bloc de calcul de la FFT et le contrôleur DMA. Ainsi qu'un bloc IP personnalisé (réseau de neurones MLP) que nous avons développé en utilisant l'outil software XSG, dont son rôle est la classification du type des défauts des roulements.

Finalement, les résultats d’analyse d'enveloppe obtenus à travers l’implémentation sur la plateforme Zybo Z7-20 ont été validés par une comparaison avec ceux obtenus par une simulation sous Matlab.

Chapitre IV : Résultats et discussions

IV.1. Introduction

Après avoir décrit la conception et l'implémentation du système de diagnostic développée pour la détection des défauts de roulements, on expose dans ce chapitre, les résultats des tests effectués par simulations et expérimentalement sur la carte FPGA.

En plus, afin de montrer les performances de notre travail, une étude comparative avec un autre travail d'une récente littérature est présentée. Enfin, on a abordé le temps d'exécution de la technique proposée où le temps de traitement est important dans le cas d'une application de supervision en temps réel des machines industrielles.

IV.2. Résultats obtenus en utilisant la base de données MFPT

Le travail réalisé avec cette base est l'identification du type de défaut. Pour cette raison, tous les signaux de l'ensemble de données sont segmentés en échantillons de 8192 points pour les deux fréquences d'échantillonnage (97656 Hz et 48828 Hz). Cela donne un ensemble de 16 échantillons de données pour chaque type de défaut. Ensuite, ils ont été divisés en 2 groupes de 8 au hasard, l'un pour l'entraînement et l'autre pour le test. Sur la base de division de cette base de données, nous aurons un groupe de 24 échantillons pour les données qui ne contient pas un défaut, un groupe de 80 échantillons pour les données qui contient un défaut de la bague extérieure, et aussi un groupe de 56 échantillons pour les données qui contient un défaut de la bague intérieure (pour les deux groupes de l'entraînement et de test).

Les résultats de classification dans ce cas sont représentés sur la figure IV.1. Nous remarquons que tous les échantillons sont bien classés pour les différents types de défauts avec une précision de test obtenue égale à 100% dans les deux cas : FPGA et Matlab (Tableau IV.1). Pour bien comprendre ces résultats, les spectres d'enveloppe pour les trois cas (état sain, défaut de bague intérieure et défaut de bague intérieure) sont présentés sur la figure IV.2. On remarque que les pics pour les deux types de défaut sont bien clairs, aussi on ne trouve aucun pic apparent pour l'état sain aux fréquences BPFI et BPFO, cela confirme l'exactitude des résultats obtenus.

Tableau IV.1 : Résultats d'identification du type de défaut dans le cas de la base MFPT

Données utilisées	En utilisant Matlab	En utilisant FPGA
Toutes les données de la base	100 %	100 %

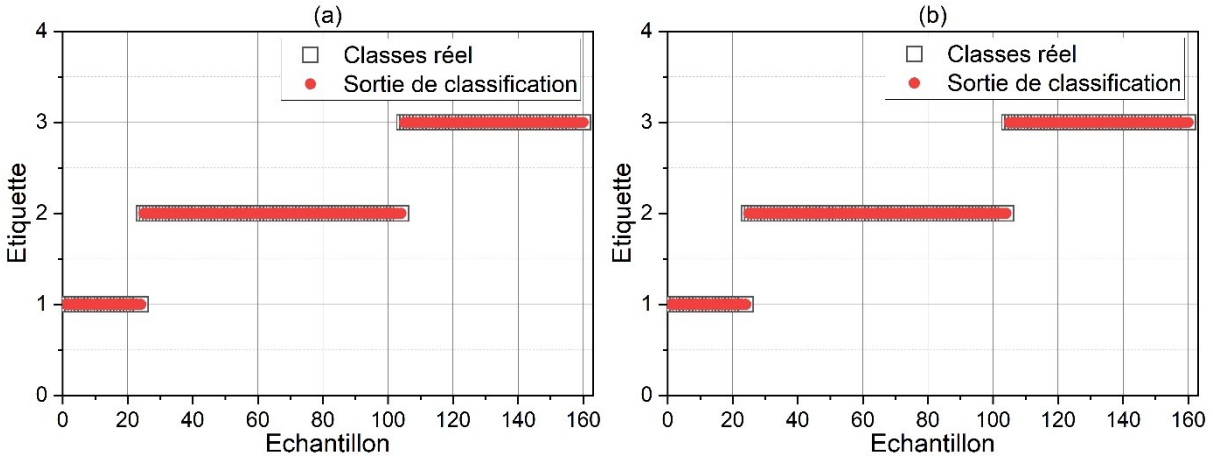


Figure IV.1 : Résultats de classification de données (base MFPT) :

(a) en utilisant FPGA (b) en utilisant Matlab.

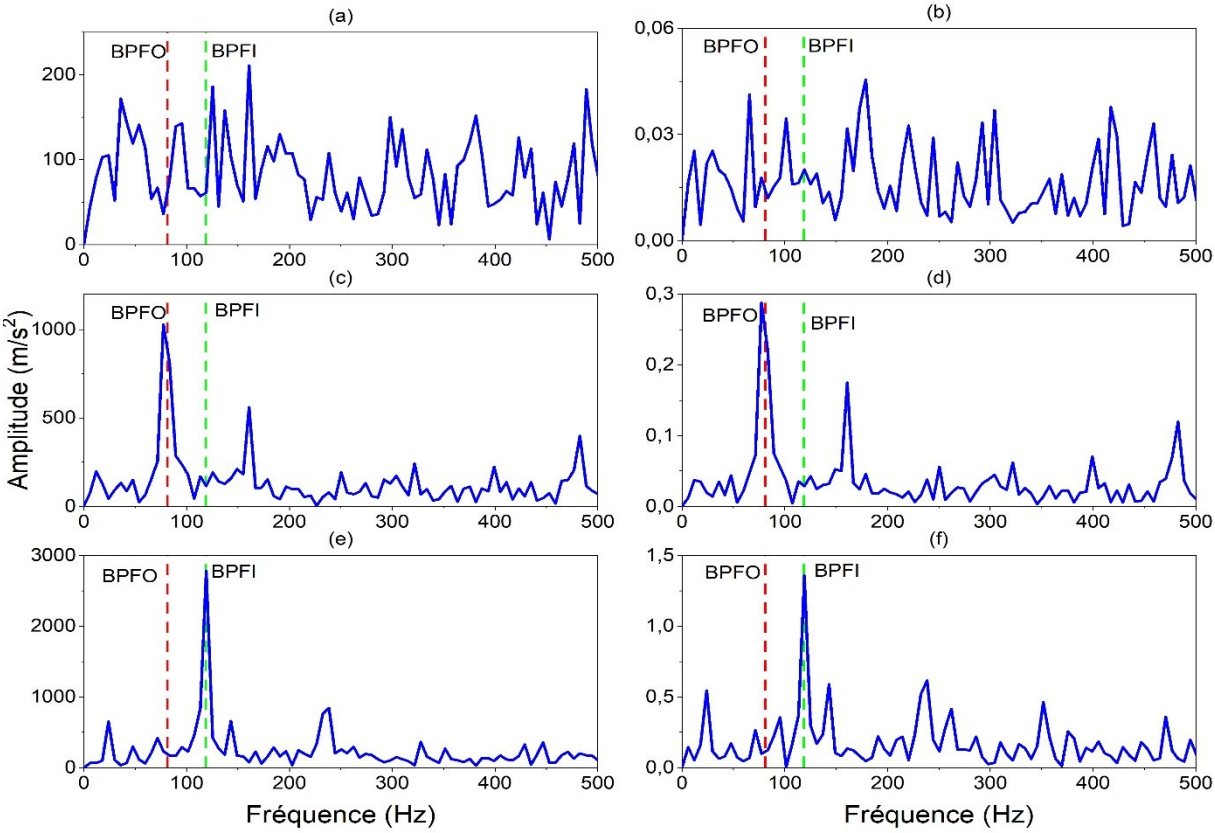


Figure IV.2 : Spectre d'enveloppe, base de données MFPT : (a) état sain (FPGA) (b) état sain (Matlab) (c) défaut de bague extérieure (FPGA) (d) défaut de bague extérieure (Matlab) (c) défaut de bague intérieure (FPGA) (c) défaut de bague intérieure (Matlab).

IV.3. Résultats obtenus en utilisant la base de données de CWRU

IV.3.1. Description de la manière d'utilisation de la base de données

Dans cette section, on s'intéresse à identifier le type de défaut et de sa sévérité. Dans les deux cas, les données ont été obtenues à partir des mesures effectuées sur les relèvements sur

le « Data end » ou DE (12 kHz et 48 kHz) et le « Fan End » ou FE comme il est mentionné précédemment. Concernant le défaut de la bague externe, on a adopté les tests qui ont été menés en cas de la machine avec charge, où le capteur était positionné au centre (position 6h) pour les données DE et orthogonal (position 3h) dans la zone de charge pour les données FE.

Tout d'abord, les signaux de chaque ensemble de données sont segmentés sur des échantillons de données de 2048 et 8192 points pour le taux d'échantillonnage de 12 kHz et 48 kHz, respectivement, ce qui donne un ensemble de près de 60 échantillons de données pour chaque signal de défaut. Parmi ces 60 échantillons, 40 sont sélectionnés au hasard et divisés en deux groupes. Un groupe de 20 échantillons est réservé à l'entraînement et le second est sélectionné pour les tests. Le tableau IV.2 présente les descriptions détaillées des ensembles de données. En plus de ça, pour bien comprendre cette base de données, quatre autres remarques sont présentées ci-dessous. Cette méthode de segmentation est similaire à celle proposée par Li et al [88], afin d'avoir la possibilité de comparer nos travaux avec eux.

Remarque 1 : Concernant les données au niveau de DE et dans le cas du défaut de la bague externe avec un diamètre de défaut de 0,028 pouce, aucune donnée n'a été collectée, ce qui limite l'identification du type de défaut à trois étiquettes : normal ; défaut de bille ; défaut de bague interne. L'identification de la sévérité a été limitée aux quatre étiquettes : normal, un défaut de 0,007 pouce, 0,014 pouce et 0,021 pouce.

Remarque 2 : Pour les données au niveau de FE, pour le défaut de la bague extérieure avec un diamètre de défaut de 0,021 pouce et la charge nulle, les données n'ont pas été collectées, ce qui permet de distinguer seulement trois cas possibles dans l'identification du type de défaut : normal ; défaut de bille ; défaut de bague intérieure. De même, les trois cas suivants ont été distingués dans l'identification de la sévérité du défaut : normal, un défaut de 0,007 pouce et 0,014 pouce.

Remarque 3 : Concernant les données au niveau de DE avec une fréquence d'échantillonnage de 48 kHz et une charge 0, seulement 14 échantillons de données ont été sélectionnés pour chaque défaut en raison de l'enregistrement court des signaux, qui ont fourni 56 échantillons de données au total. Cet ensemble est réduit à seulement 42 dans le cas d'un diamètre de défaut de 0,014 pouce, car les données de défaut de la bague intérieure n'ont pas été collectées.

Remarque 4 : pour les données au niveau de FE et de DE (48 kHz), l'identification du type de défaut n'inclut pas le cas de diamètre de défaut de 0,028 pouce, car aucun signal n'a été collecté.

Tableau IV.2 : Description de la manière d'utilisation de la base de données de CWRU

Expérience	Désignation	Description de la manière d'utilisation de la base de données	Echantillons d'apprentissage	Echantillons des tests
(1)	Identification du type de défaut à l'extrémité DE (12 KHz)	Identifier le type de défaut (normal, défaut de bille, défaut de bague interne et défaut de bague externe), avec un diamètre de défaut de 0,007 à 0,028 pouce (la charge de 0 -3 pour chaque diamètre de défaut), étiquettes : 1. Normal, 2. défaut de bille, 3. défaut de bague interne, 4. défaut de bague externe (voir remarque 1)	Chaque défaut 20 Total 80	Chaque défaut 20 Total 80
(2)	Identification du type de défaut à l'extrémité FE	Identifier le type de défaut (normal, défaut de bille, défaut de bague interne, défaut de bague externe), avec un diamètre de défaut de 0,007 à 0,021 pouce (la charge de 0 -3 pour chaque diamètre de défaut), étiquettes : 1. Normal, 2. défaut de bille, 3. défaut de bague interne, 4. défaut de bague externe (voir remarque 2 et 4)	Chaque défaut 20 Total 80	Chaque défaut 20 Total 80
(3)	Identification du type de défaut à l'extrémité DE (48 KHz)	Identifier le type de défaut (normal, défaut de bille, défaut de bague interne et défaut de bague externe), avec un diamètre de défaut de 0,007 à 0,021 pouce (la charge de 0 -3 pour chaque diamètre de défaut), étiquettes : 1. Normal, 2. défaut de bille, 3. défaut de bague interne, 4. défaut de bague externe (voir remarque 3 et 4)	Chaque défaut 20 Total 80	Chaque défaut 20 Total 80
(4)	Identification de la sévérité de défaut à l'extrémité DE (12 KHz)	Identifier la sévérité de défaut (normal, 0,007, 0,014, 0,021 et 0,028) dans le cas des défauts de la bille, de la bague intérieure et de la bague extérieure (la charge de 0 -3 pour chaque type de défaut), étiquettes : 1. Normal, 2. 0.007, 3. 0.014, 4. 0.021, 5. 0.028 (voir remarque 1)	Chaque défaut 20 Total 100	Chaque défaut 20 Total 100
(5)	Identification de la sévérité de défaut à l'extrémité FE	Identifier la sévérité de défaut (normal, 0,007, 0,014 et 0,021) dans le cas des défauts de la bille, de la bague intérieure et de la bague extérieure (la charge de 0 -3 pour chaque type de défaut), étiquettes : 1. Normal, 2. 0.007, 3. 0.014, 4. 0.021 (voir remarque 2 et 4)	Chaque défaut 20 Total 80	Chaque défaut 20 Total 80
(6)	Identification de la sévérité de défaut à l'extrémité DE (48 KHz)	Identifier la sévérité de défaut (normal, 0,007, 0,014 et 0,021) dans le cas des défauts de la bille, de la bague intérieure et de la bague extérieure (la charge de 0 -3 pour chaque type de défaut), étiquettes : 1. Normal, 2. 0.007, 3. 0.014, 4. 0.021 (voir remarque 3 et 4)	Chaque défaut 14 Total 56	Chaque défaut 14 Total 56

IV.3.2. Résultats de classification des défauts

Nous avons effectué les deux catégories suivantes de tests expérimentaux : identification du type de défaut et l'identification de la sévérité du défaut. De plus, les résultats obtenus à l'aide de la carte FPGA ont été validés par ceux qui ont été simulés sur un PC à l'aide de Matlab.

Dans les sous-sections suivantes, pour clarifier la valeur de la fréquence de défaut de bague externe (BPFO), une ligne tiret rouge est établie, pour une fréquence de défaut de bille (BSF) une ligne tiret vert est établie et pour une fréquence de défaut de bague interne (BPFI), une ligne tiret magenta est établie.

IV.3.2.1. Identification du type de défaut

Le tableau IV.3 montre les résultats de précision de classification pour chaque charge, pour les différents diamètres de défauts de roulement (0,007, 0,014, 0,021 et 0,028 pouce) et pour les trois ensembles de données.

a) Expérience 1 : cas de l'ensemble de données de DE (12 kHz)

Les résultats obtenus montrent que le classificateur MLP peut facilement classer le type de défaut, avec une précision de test supérieure à 95% dans la majorité des cas. Cependant, nous avons enregistré une précision minimale de 78,75% dans le cas d'un roulement avec un défaut de 0,014 pouce avec la charge 0 en utilisant FPGA. Il est à noter que ce résultat est un peu inférieur à celui obtenu avec Matlab (85%), dans ce cas, les résultats sont comme le montre la figure IV.3. On peut remarquer que le nombre des échantillons mal classés dans le cas d'un défaut de bille est très important, alors que ce n'est pas le cas pour les défauts des bagues intérieure et extérieure. Pour bien comprendre la diminution de la précision de classification pour le défaut de 0,014 pouce avec la charge 0, les spectres d'enveloppes sont représentés dans la figure IV.4. On voit qu'il est difficile de détecter le pic d'amplitude qui correspond au fréquence BSF (Figure. IV.4 (a,b)), parce qu'il malgré le défaut dans ce cas est un défaut de bille, mais le pic d'amplitude est bien apparent dans la fréquence BPFO qui correspond au défaut de bague extérieure, ce qui justifie la difficulté rencontrée dans le classement de quelques échantillons de défaut de la bille par rapport au défaut de la bague extérieure. En plus, on peut remarquer qui il existe aussi quelques échantillons mal classés pour le cas d'un défaut de bague extérieure en utilisant le FPGA. Cela est dû à la difficulté de détecter le pic d'amplitude qui correspond au fréquence BPFO comme il est illustré dans la figure (IV.4 (e)).

Tableau IV.3 : Résultats de la précision de test de classification pour l'identification du type de défaut

Largeur de défaut (pouce)	Charge (hp)	base de données DE (12 kHz)		base de données FE (12 kHz)		base de données DE (48 kHz)	
		Matlab (%)	FPGA (%)	MATLAB (%)	FPGA (%)	MATLAB (%)	FPGA (%)
0.007	0	100	100	86.25	72.5	100	100
	1	100	100	85	76.25	98.75	100
	2	100	100	86.25	72.5	100	98.75
	3	100	98.75	78.75	76.25	98.75	100
	Moyenne	**100**	**99.69**	**84.06**	**74.37**	**99.37**	**99.69**
0.014	0	85	78.75	98.75	100	88.10	80.95
	1	98.75	93.75	100	98.75	87.5	83.75
	2	95	91.25	100	100	83.75	82.5
	3	96.25	87.5	100	98.75	86.25	82.5
	Moyenne	**93.75**	**87.81**	**99.69**	**99.37**	**86.40**	**82.42**
0.021	0	100	96.25	100	80	100	87.5
	1	100	100	93.75	91.25	100	97.5
	2	100	100	92.5	91.25	100	97.5
	3	100	91.25	95	90	100	92.5
	Moyenne	**100**	**96.87**	**95.31**	**88.12**	100	**93.75**
0.028	0	100	95				
	1	100	95				
	2	100	93.33				
	3	100	96.67				
	Moyenne	**100**	**95**				

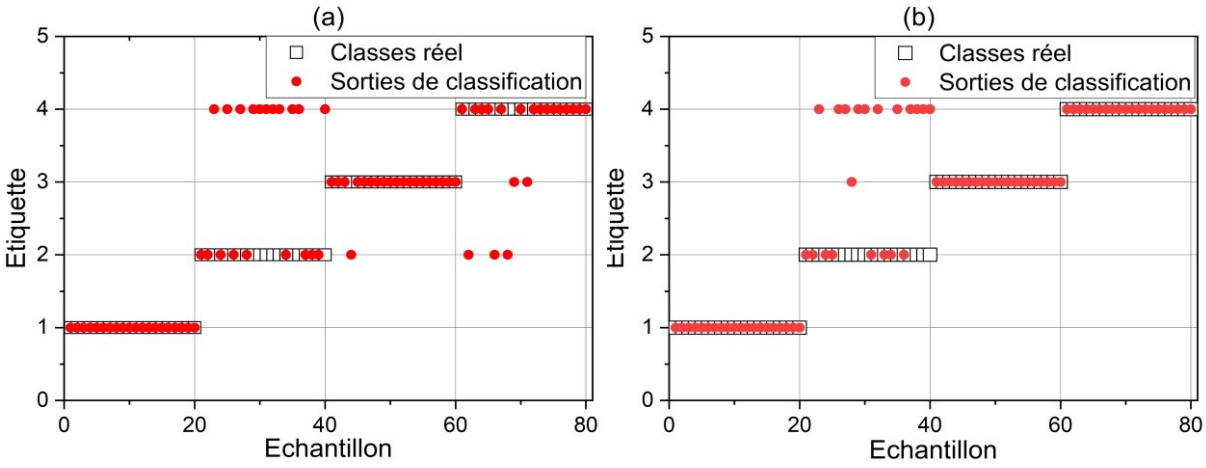


Figure IV.3 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité d'entraînement DE (12 kHz), 0.014 pouce, charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.

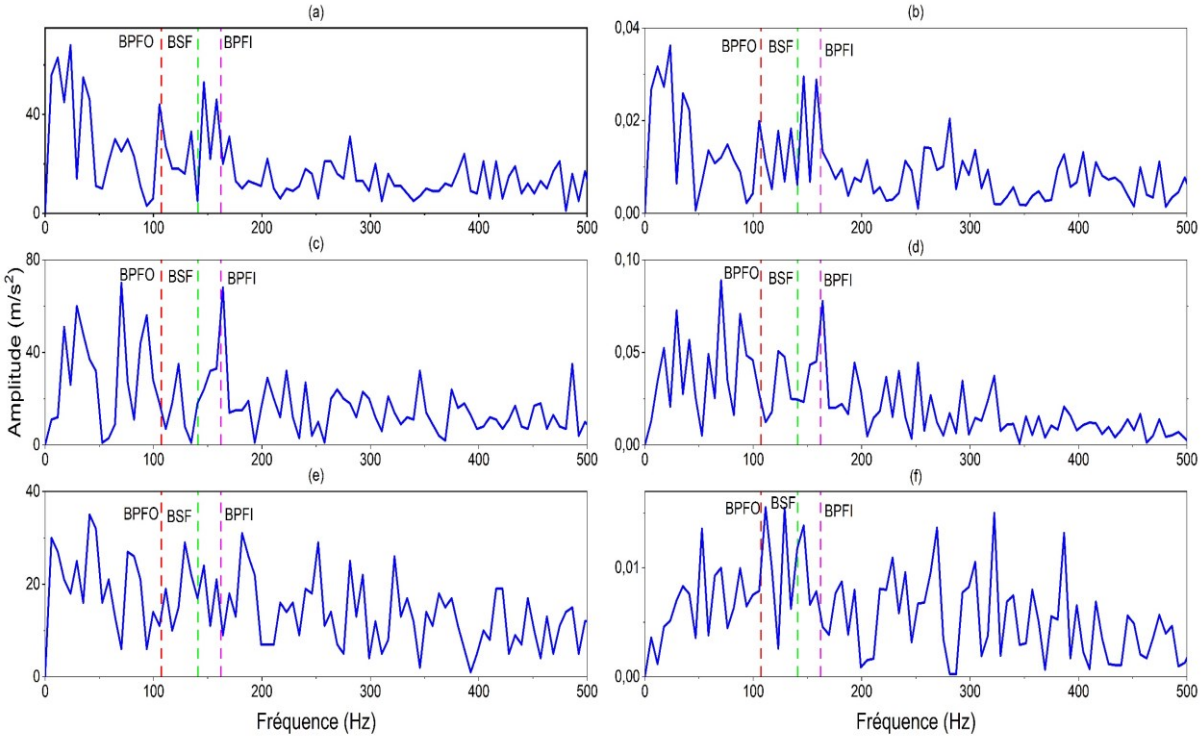


Figure IV.4 : Spectres d'enveloppe (DE (12 kHz), 0.014 pouce, charge 0) : (a) défaut de bille (FPGA) (b) défaut de bille (Matlab) (c) défaut de bague interne (FPGA) (d) défaut de bague interne (Matlab) (e) défaut de bague externe (FPGA) (f) défaut de défaut de bague externe (Matlab).

b) Expérience 2 : cas de l'ensemble de données de FE

Nous pouvons observer que les défauts de 0,014 pouce et 0,021 pouce peuvent être facilement identifiés avec une précision supérieure à 80% dans la plupart des situations. De plus, la précision de test pour le défaut de 0,007 pouce a diminué avec une précision de test de 72,5%, qui est enregistrée dans les charges 0 et 2 avec le FPGA.

Pour expliquer ces résultats, nous avons analysé le résultat le moins précis pour les deux implémentations (FPGA et Matlab). La figure IV.5 montre les résultats de la classification en utilisant FPGA pour la charge 2 et Matlab pour la charge 3. On constate que plusieurs échantillons sont mal classés dans le cas du défaut de la bille et le défaut de la bague externe. Pour expliquer ces résultats, les spectres d'enveloppe sont représentés sur la figure IV.6. On peut noter de la figure IV.6 (a, b) que l'amplitude du pic au BSF dans le cas du défaut de la bille et aussi sur la figure IV.6 (e, f) que l'amplitude du pic au BPFO dans le cas du défaut de la bague extérieure n'est pas claire. Par conséquent, nous ne pouvons pas bien identifier ces défauts. Cependant, concernant le défaut de la bague interne, la figure IV.6 (c, d) montre que l'amplitude du pic au BPFI est assez claire.

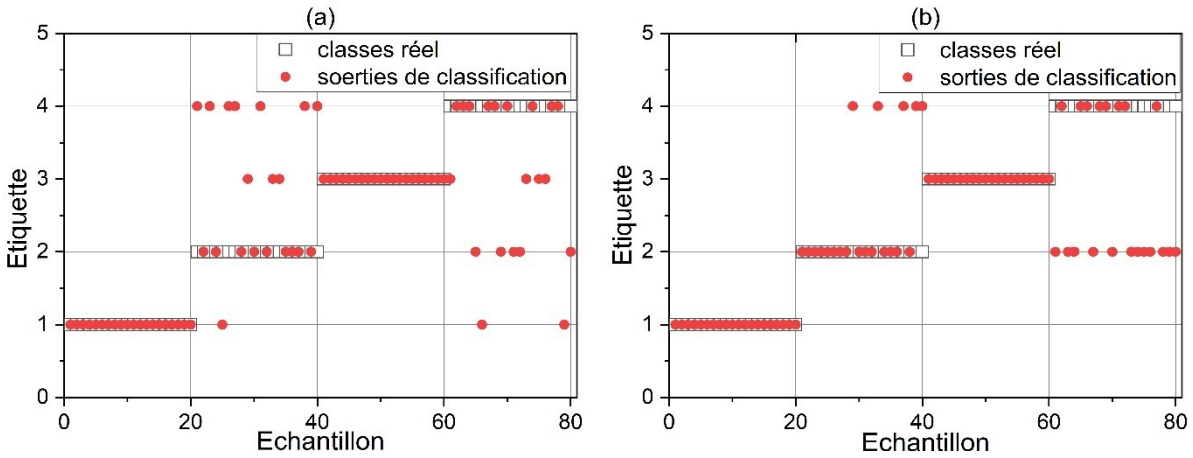


Figure IV.5 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité de ventilateur FE, 0.007 pouce : (a) charge 2, avec FPGA (b) charge 3, avec Matlab.

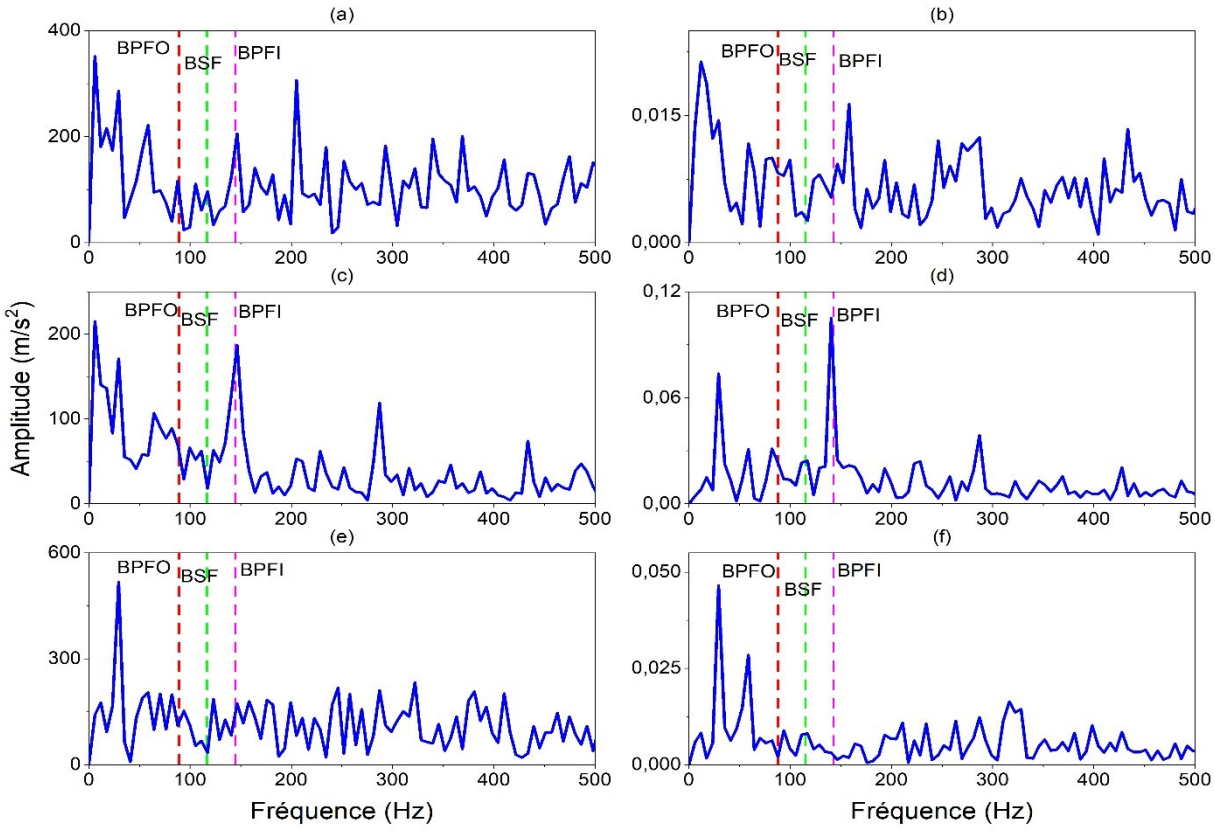


Figure IV.6 : Spectres d'enveloppe (FE, 0.007 pouce) : (a) défaut de bille (charge 2, FPGA) (b) défaut de bille (charge 3, Matlab) (c) défaut de bague interne (charge 2, FPGA) (d) défaut de bague interne (charge 3, Matlab) (e) défaut de bague externe (charge 2, FPGA) (f) défaut de défaut de bague externe (charge 3, Matlab).

c) Expérience 3 : cas de l'ensemble de données de DE (48 kHz)

Dans cette expérience, les résultats sont en accord avec ceux trouvés dans le cas de la fréquence d'échantillonnage de 12 kHz et montrent que les défauts de 0,007 et 0,021 pouce peuvent être facilement classé avec une précision moyenne plus de 93.75%. Cependant, la

précision du test est diminuée dans le cas du défaut de 0,014 pouce. Afin de justifier cette dégradation, nous prenons la précision minimale dans ce cas qui est enregistrée avec la charge 0 en utilisant FPGA et qui est égale à 80,95%. Les résultats de classification pour ce cas sont présentés dans la figure IV.7. À partir de la figure IV.7, nous pouvons observer que certains échantillons sont mal classés pour le cas du défaut de la bille. Pour expliquer ce mal-classement, la figure IV.8 montre la représentation du spectre d'enveloppe correspondant et qui montre qu'il est difficile de détecter l'amplitude du pic qui correspond à la fréquence BSF (figure IV.8 (a)). Au contraire, concernant le défaut de la bague extérieure, la figure IV.8 (c, d) montre que l'amplitude de crête au BPFO est assez claire.

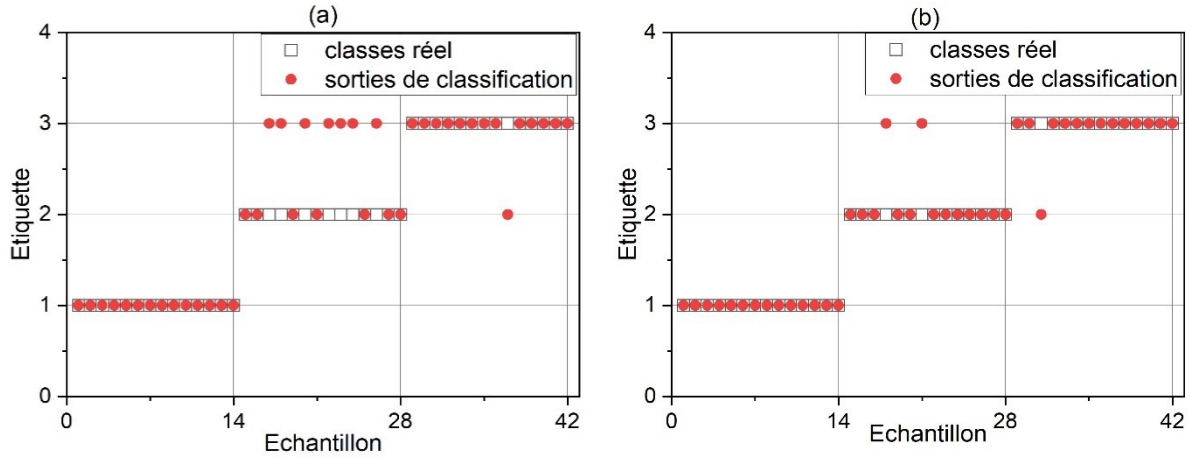


Figure IV.7 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité d'entraînement DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.

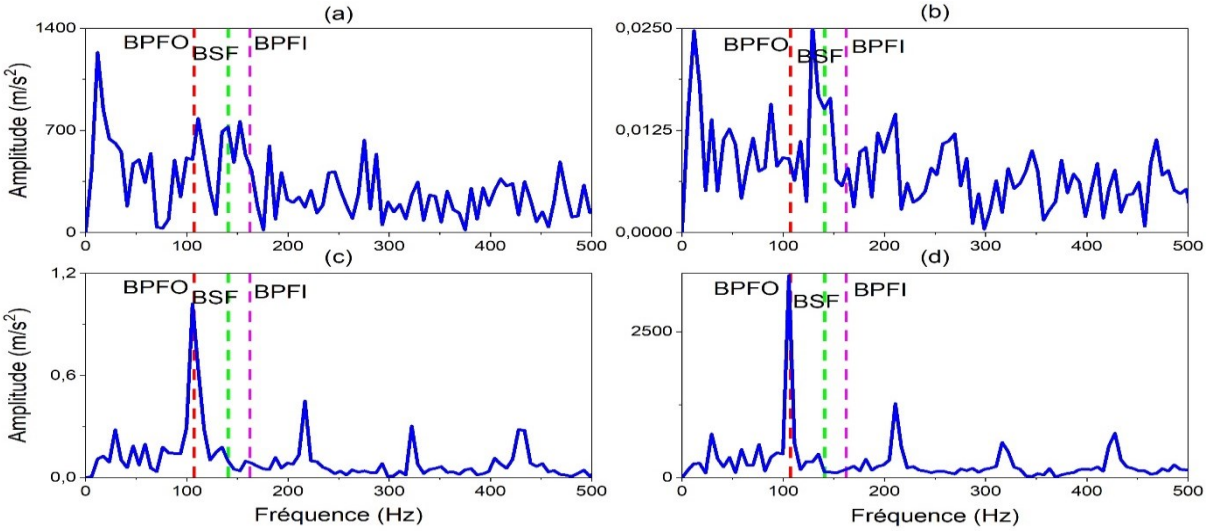


Figure IV.8 : Spectres d'enveloppe (DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 0) : (a) défaut de bille (FPGA) (b) défaut de bille (Matlab) (c) défaut de bague externe (FPGA) (d) défaut de bague externe (Matlab).

Pour clarifier mieux l'avantage de notre approche, nous présentons un autre exemple contenant les trois types de défauts. Pour cela, nous avons choisi l'exemple d'une charge 1 avec un défaut de 0,014 pouce, ce que représente le meilleur enregistrement dans ce cas. Les résultats de classification sont présentés sur la figure IV.9. Ces résultats montrent le nombre d'échantillons mal classés dans le cas du défaut de la bille (9 échantillons). De plus, on peut voir aussi que certains des échantillons sont mal classés dans le cas du défaut extérieur. La figure IV.10 présente les spectres d'enveloppe dans le cas d'un défaut de 0,014 avec une charge 1. On peut observer qu'il est difficile de détecter l'amplitude du pic qui correspond aux fréquences BSF et BPFO comme le montre la figure IV.10 ((a), (b), (e), (f)). Cela explique la diminution de la précision des tests.

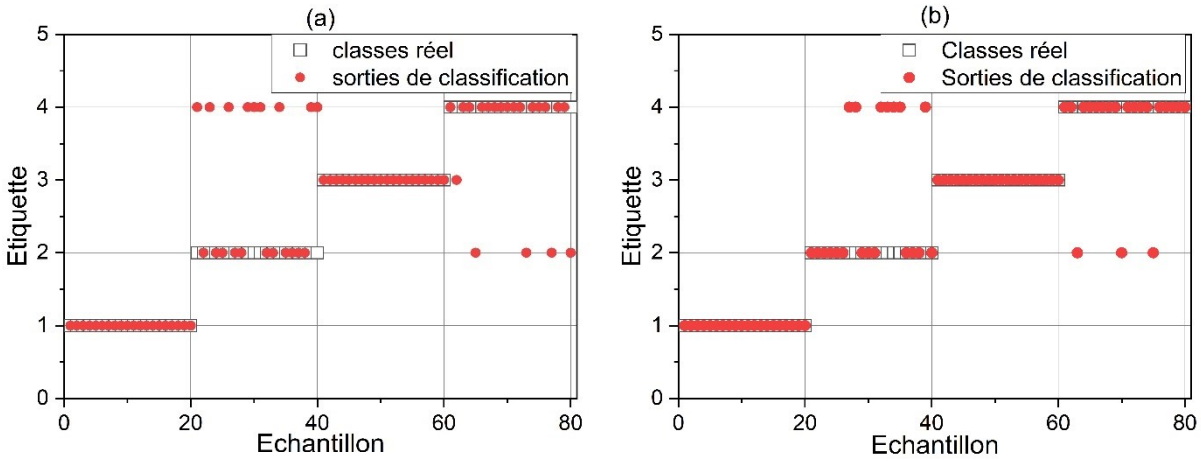


Figure IV.9 : Résultats de classifiassions du type de défaut d'un roulement à l'extrémité d'entraînement DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 1 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.

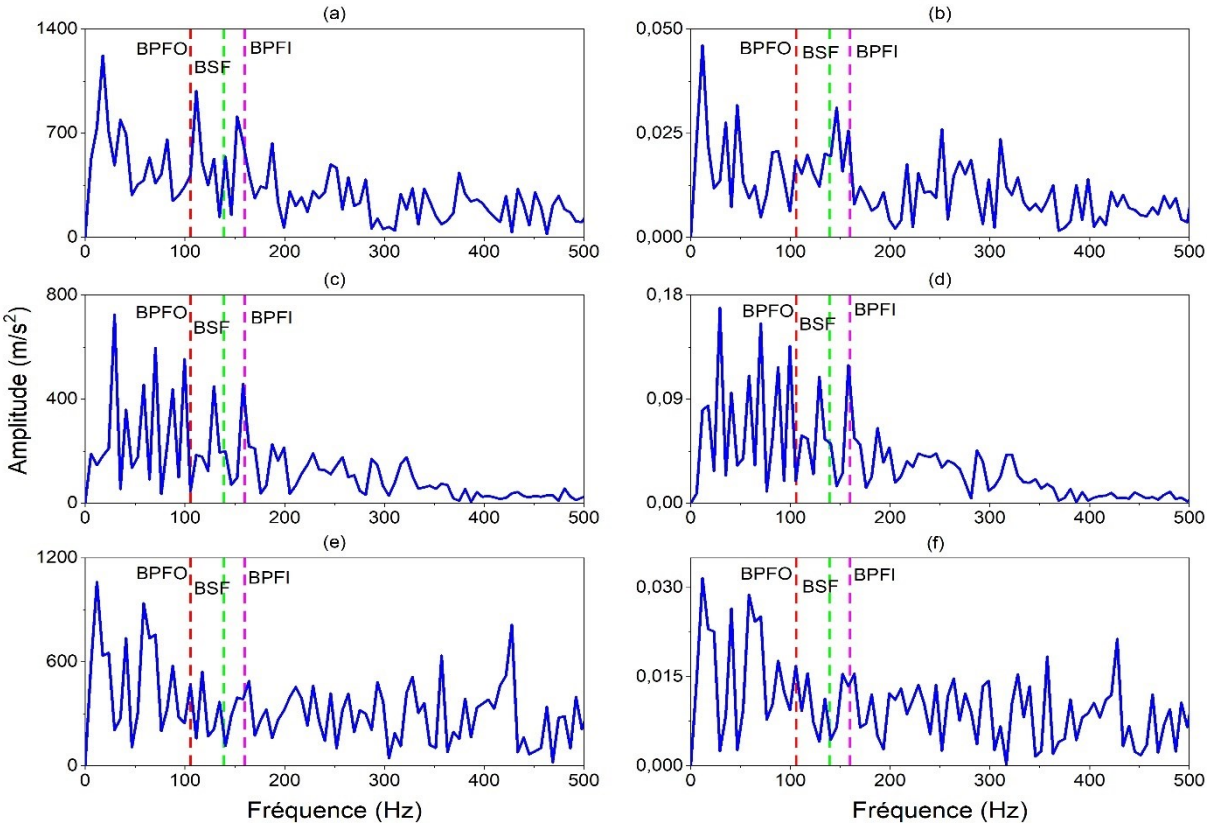


Figure IV.10 : Spectres d'enveloppe (DE (48 kHz), 0.014 pouce, charge 1) : (a) défaut de bille (FPGA) (b) défaut de bille (Matlab) (c) défaut de bague interne (FPGA) (d) défaut de bague interne (Matlab) (e) défaut de bague externe (FPGA) (f) défaut de bague externe (Matlab).

IV.3.2.2. Identification de la sévérité du défaut

Le tableau IV.4 montre les résultats de précision de classification pour chaque charge, pour les différents types de défauts de roulement (bille, bague intérieure et bague extérieure) et pour les trois ensembles de données.

a) Expérience 4 : cas de l'ensemble de données de DE (12 kHz)

On peut voir que les défauts des bagues intérieure et extérieure peuvent être clairement classés avec FPGA et Matlab, avec une précision de test de plus de 92%. Cependant, pour le roulement à billes défectueux, la précision a diminué. Dans ce type de défaut, la plus faible précision de test a été enregistrée pour la charge 0 avec une précision de 66% en utilisant FPGA. Le résultat de classification dans ce cas est présenté sur la figure IV.11. On remarque que le nombre d'échantillons mal classés dans le cas d'un défaut de 0,014 pouce est très élevé en utilisant à la fois Matlab et FPGA. De plus, le nombre d'échantillons mal classés dans le cas d'un défaut de 0,028 pouce à l'aide de FPGA est important par rapport à celui obtenu à l'aide de Matlab. Pour expliquer cette diminution de précision, une représentation des spectres

d'enveloppe est présentée sur la figure IV.12. On voit qu'il est difficile de détecter l'amplitude du pic qui correspond à la fréquence BSF pour les défauts de 0,014 pouce (figure IV.12 (c, d)), c'est ce qui a confirmé les résultats obtenus précédemment lors du premier cas du premier test. De plus, nous pouvons voir que pour le défaut de 0,028 pouce, l'amplitude du pic de la fréquence BSF en utilisant Matlab est claire par rapport à l'amplitude du pic en utilisant FPGA.

Tableau IV.4 : Résultats de la précision de test de classification pour l'identification de la sévérité de défaut.

Largeur de défaut (pouce)	**Charge (hp)**	**base de données DE (12 kHz)**		**base de données FE (12 kHz)**		**base de données DE (48 kHz)**	
Type de défaut		**Matlab (%)**	**FPGA (%)**	**MATLAB (%)**	**FPGA (%)**	**MATLAB (%)**	**FPGA (%)**
Bille	0	83	66	70	61.25	89.25	85.71
	1	86	67	76.25	78.75	77.5	67.5
	2	91	75	86.25	76.25	78.75	68.75
	3	91	68	93.75	87.5	73.75	53.75
	Moyenne	**87.5**	**69**	**81.56**	**75.93**	**79.82**	**68.92**
Bague interne	0	92	98	92.5	91.25	90.48	92.86
	1	95	99	100	95	100	100
	2	99	99	100	98.75	100	100
	3	93	95	100	95	82.5	83.75
	Moyenne	**94.75**	**97.75**	**98.12**	**95**	**93.24**	**94.15**
Bague externe	0	100	100	100	95	100	98.21
	1	100	100	95	98.75	100	98.75
	2	100	100	98.75	88.75	100	98.75
	3	100	98.75	98.75	95	100	95
	Moyenne	**100**	**99.69**	**98.12**	**94.37**	**100**	**97.68**

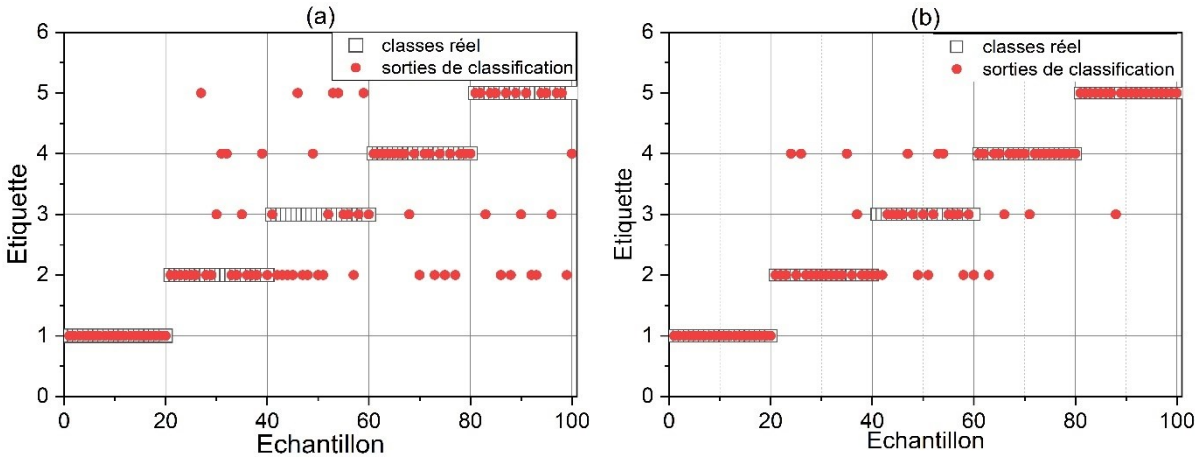


Figure IV.11 : Résultats de classifiassions de la sévérité du défaut de bille à l'extrémité d'entraînement DE (12 kHz), charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.

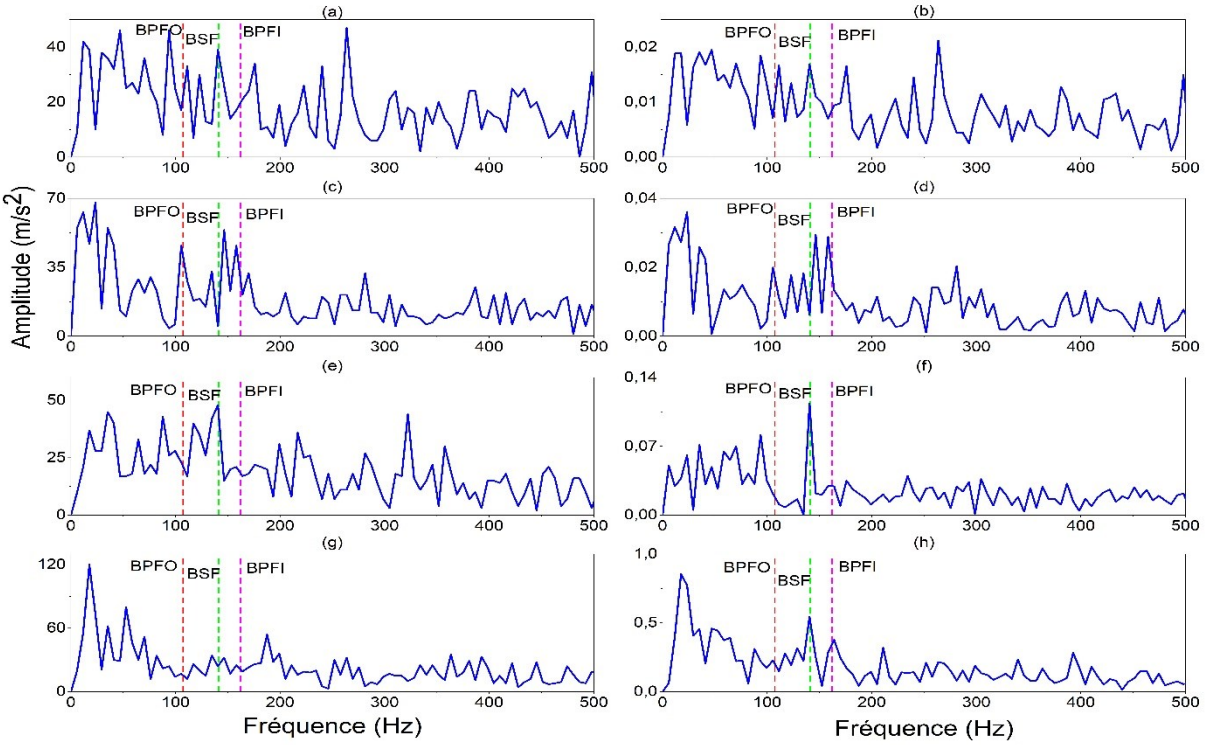


Figure IV.12 : Spectres d'enveloppe (DE (12 kHz), défaut de bille, charge 0) : (a) 0.007 pouce (FPGA) (b) 0.007 pouce (Matlab) (c) 0.014 pouce (FPGA) (d) 0.014 pouce (Matlab) (e) 0.021 pouce (FPGA) (f) 0.021 pouce (Matlab) (g) 0.028 pouce (FPGA) (h) 0.028 pouce (Matlab).

b) Expérience 5 : cas de l'ensemble de données de FE

Nous pouvons voir que les défauts de bague interne et de bague externe peuvent être facilement classés avec une précision de test supérieure à 88,75%, tandis que le classificateur MLP est moins performant pour le défaut de la bille. Ces résultats sont similaires aux résultats obtenus dans le cas de l'identification de la sévérité de défaut d'extrémité d'entraînement DE La plus faible précision de classification est enregistré dans le cas d'un défaut de bille pour une charge 0. La figure IV.13 présente les résultats de classification des défauts de la bille pour une charge 0. Comme le montrent ces résultats, la plupart des échantillons sont mal classés dans tous les cas pour les deux implémentations (FPGA et Matlab). Pour bien comprendre les mauvaises performances dans ce cas, les spectres d'enveloppe pour le défaut de la bille pour la charge 0 sont illustrés sur la figure IV.14. On observe que toutes les amplitudes des pics à la fréquence BSF ne sont pas claires pour les différents cas du défaut de la bille (0,007, 0,014 et 0,021pouce), ce qui confirme la difficulté rencontrée dans le classement.

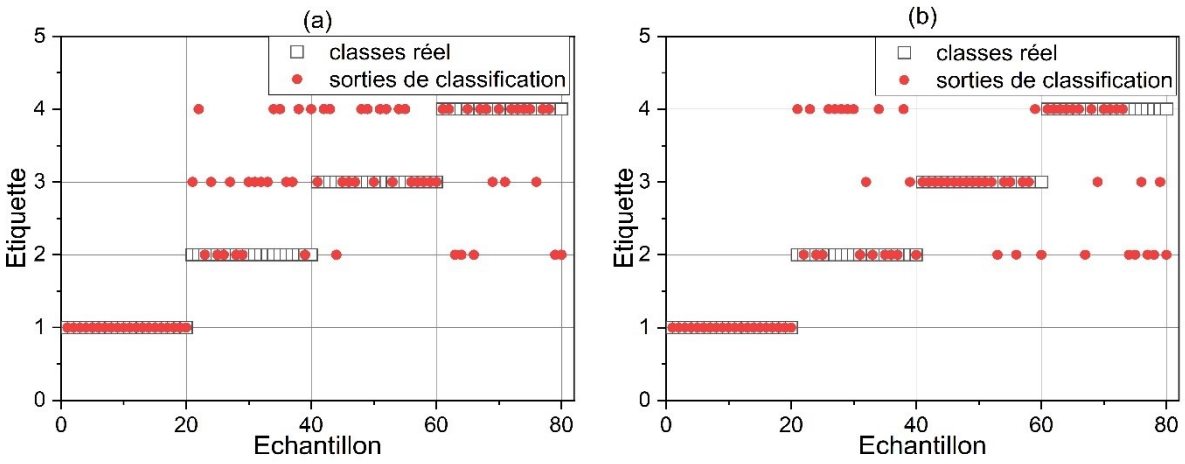


Figure IV.13 : Résultats de classifiassions de la sévérité du défaut de bille à l'extrémité de ventilateur FE, charge 0 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.

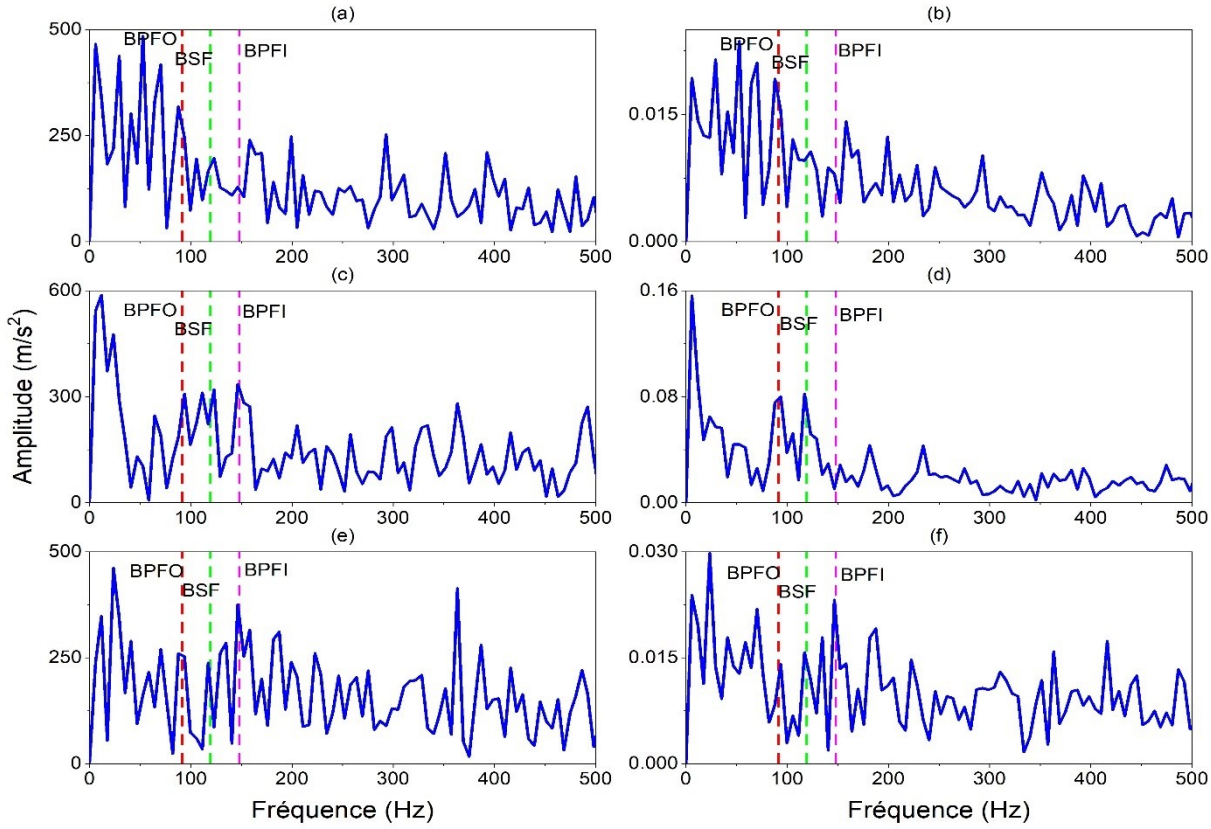


Figure IV.14 : Spectres d'enveloppe (FE, défaut de bille, charge 0) : (a) 0.007 pouce (FPGA) (b) 0.007 pouce (Matlab) (c) 0.014 pouce (FPGA) (d) 0.014 pouce (Matlab) (e) 0.021 pouce (FPGA) (f) 0.021 pouce (Matlab).

c) Expérience 6 : cas de l'ensemble de données de DE (48 kHz)

Les résultats obtenus pour cette expérience correspondent à ceux obtenus des expériences précédentes, où le défaut de la bague externe et le défaut de la bague interne peuvent être facilement identifiés, tandis que pour le défaut de la bille est difficile à détecter. La précision de test minimale pour ce cas est obtenue pour un défaut de bille avec une charge 3. Les résultats

de classification dans ce cas sont affichés sur la figure IV.15. On constate que plusieurs échantillons sont mal classés pour les défauts de 0,007, 0,014 et 0,021 pouce. La figure IV.16 présente les spectres d'enveloppe pour ces cas ; on peut constater que l'amplitude du pic qui correspond à la fréquence BSF n'est pas claire pour les différents diamètres de défaut.

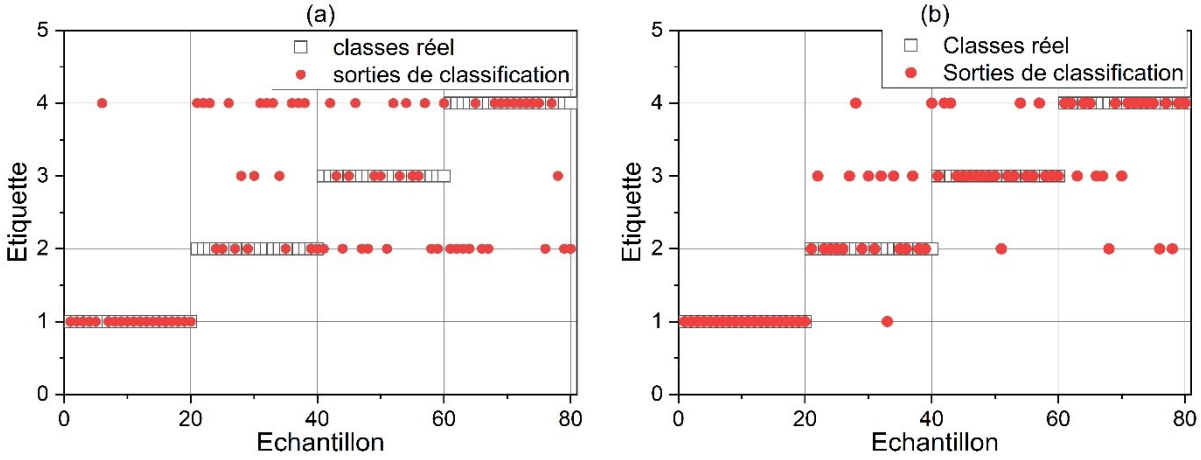


Figure IV.15 : Résultats de classifiassions de la sévérité du défaut de bille à l'extrémité d'entraînement DE (48 kHz), charge 3 : (a) avec FPGA (b) avec Matlab.

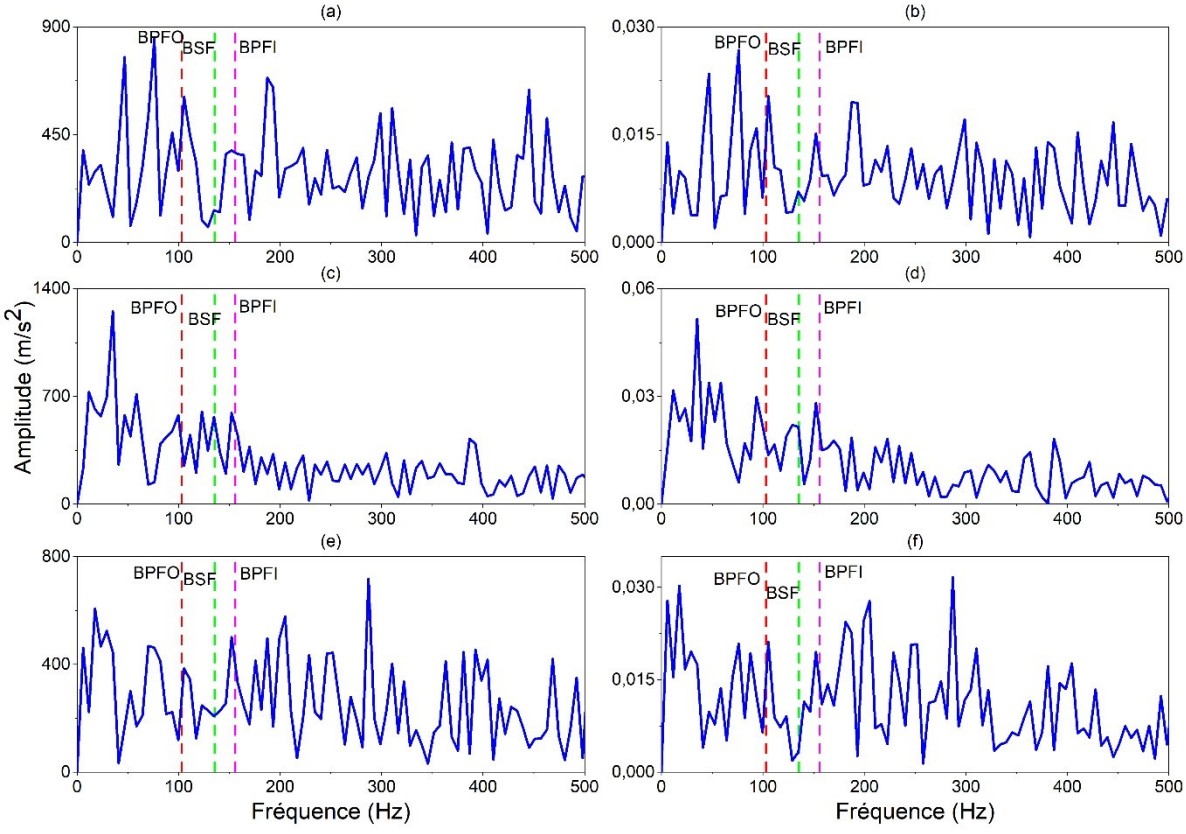


Figure IV.16 : Spectres d'enveloppe (DE (48kHz), défaut de bille, charge 3) : (a) 0.007 pouce (FPGA) (b) 0.007 pouce (Matlab) (c) 0.014 pouce (FPGA) (d) 0.014 pouce (Matlab) (e) 0.021 pouce (FPGA) (f) 0.021 pouce (Matlab).

IV.3.3. Discussion générale des résultats pratiques

Dans cette sous-section, nous discutons les résultats obtenus pratiquement en utilisant l'implémentation sur FPGA concernant les tests qui ont été cités en détail précédemment, qui montrent la possibilité du diagnostic de nombreux ensembles de données.

Premièrement, concernant l'ensemble de données DE (12 kHz), seulement deux catégories de largeur de défaut de 0,014 pouce (charges zéro et trois) ont enregistré une précision de test inférieure à 90 % (78,75 et 87,5, respectivement). Deuxièmement, concernant l'ensemble de données FE, la catégorie de largeur de défaut de 0.007 pouce a enregistré une précision minimale avec 70 % dans tous les cas. Troisièmement, les résultats de l'ensemble de données DE (48 kHz) étaient similaires à ceux obtenus en cas du DE (12 kHz). Cependant, une précision minimale a été enregistré dans le cas de la catégorie de largeur de défaut de 0.014 pouce avec 80% dans la plupart des cas. Quatrièmement, concernant l'identification de la sévérité des défauts des trois ensembles de données, les deux types de défauts des bagues interne et externe ont été facilement détectés. Néanmoins, il est difficile d'identifier le défaut de la bille.

De plus, les résultats de l'implémentation sur FPGA montrent qu'ils sont inférieurs à ceux obtenus avec la simulation Matlab, du fait de l'utilisation des calculs en virgule fixe lors de la phase de l'extraction des paramètres, dont le but de minimiser la consommation de ressources physiques sur le circuit FPGA. Cela se traduit par une consommation d'énergie moindre et un calcul plus rapide.

IV.3.4. Comparaison avec des travaux antérieurs

Dans cette sous-section, nous comparons nos résultats avec d'autres travaux existants qui utilisent la base de données de CWRU de la même manière que celle présentée ci-dessus et les mêmes scénarios de test. Dans ce contexte, la récente étude de [88] a adopté une méthodologie similaire. La comparaison se limite au classificateur de type BPNN (backpropagation neural network), qui est similaire au nôtre. De plus, il est important à noter que leur étude se limite à des simulations, alors que le nôtre vise une implémentation physique sur FPGA.

Tableau IV.5 : Résultats de la précision de l'identification du type de défaut en utilisant la base de données DE (12 kHz)

Diamètre du défaut (pouce)	Charge	Système proposé avec Matlab (%)	Système proposé avec FPGA (%)	BPNN + MFE (%) [88]	BPNN + MSE (%) [88]	BPNN + MPE (%) [88]	BPNN + TFF (%) [88]
0.007	0	100	100	91.25	92.5	95	100
	1	100	100	95	81.25	96.25	100
	2	100	100	98.75	92.5	95	100
	3	100	98.75	92.5	88.75	97.5	100
	Moyenne	**100**	**99.69**	**94.38**	**88.75**	**95.94**	**100**
0.014	0	85	78.75	85	73.75	88.75	73.75
	1	98.75	93.75	87.5	76.25	90	87.5
	2	95	91.25	98.75	75	92.5	80
	3	96.25	87.5	91.25	80	88.75	76.25
	Moyenne	**93.75**	**87.81**	**90.63**	**76.25**	**90**	**79.38**
0.021	0	100	96.25	91.25	90	100	98.75
	1	100	100	97.5	87.5	91.25	98.75
	2	100	100	95	81.25	96.25	100
	3	100	91.25	96.25	92.5	100	98.75
	Moyenne	**100**	**96.87**	**95**	**87.81**	**96.88**	**99.06**
0.028	0	100	95	100	98.33	100	100
	1	100	95	100	98.33	100	100
	2	100	93.33	100	98.33	96.67	98.33
	3	100	96.67	100	100	100	100
	Moyenne	**100**	**95**	**100**	**98.75**	**99.17**	**99.58**
	Moyenne totale	**98.44**	**94.84**	**95**	**87.89**	**95.5**	**94.5**

Tableau IV.6 : Résultats de la précision de l'identification de la sévérité du défaut en utilisant la base de données DE (12 kHz)

Type de défaut	Charge	Système proposé avec Matlab (%)	Système proposé avec FPGA (%)	BPNN + MFE (%) [88]	BPNN + MSE (%) [88]	BPNN + MPE (%) [88]	BPNN + TFF (%) [88]
Bille	0	83	66	54	61	70	54
	1	86	67	76	61	91	61
	2	91	75	62	71	90	84
	3	91	68	89	64	93	58
	Moyenne	**87.5**	**69**	**70.25**	**64.25**	**86**	**64.25**
Bague interne	0	92	98	87	72	87	99
	1	95	99	90	51	92	89
	2	99	99	87	80	99	81
	3	93	95	72	74	100	88
	Moyenne	**94.75**	**97.75**	**84**	**69.25**	**94.5**	**89.25**
Bague externe	0	100	100	97.5	72.5	92.5	98.75
	1	100	100	97.5	96.25	100	100
	2	100	100	93.75	83.75	96.25	98.75
	3	100	98.75	95	91.25	95	100
	Moyenne	**100**	**99.69**	**95.94**	**85.94**	**95.94**	**99.38**
	Moyenne totale	**94.08**	**88.81**	**83.40**	**73.14**	**92.15**	**84.29**

Les tableaux IV.5 et IV.6 montrent que les résultats de simulation utilisant Matlab de la méthode proposée fournissent une précision moyenne d'environ 98,4% et 94% pour les identifications de type de défaut et de sévérité de défaut, respectivement, et qui sont meilleures que celles mentionnées dans [88].

Sur la figure IV.17(a), les boîtes à moustaches montrent que 75% de nos résultats avec Matlab ont une précision supérieure à 99,4%, tandis que 75% pour la méthode TFF ont une précision supérieure à 93% pour l'identification du type de défaut. De plus, concernant la sévérité de défaut, la figure IV.17(b) montre la supériorité de notre méthode proposée. Par conséquent, 75% des résultats ont une précision supérieure à 91%, tandis que 75% pour la méthode MPE ont une précision supérieure à 90%.

Et concernant les résultats pratiques sur le circuit FPGA, les tableaux IV.5 et IV.6 montrent une précision moyenne de 94,84% pour l'identification du type de défaut et de 88,81% pour l'identification de la sévérité de défaut. Les boîtes à moustaches de la figure IV.17 montrent que 75% des résultats fournissent une précision de plus de 92,3 % pour l'identification du type de défaut et de 71,5 % pour l'identification de la gravité du défaut.

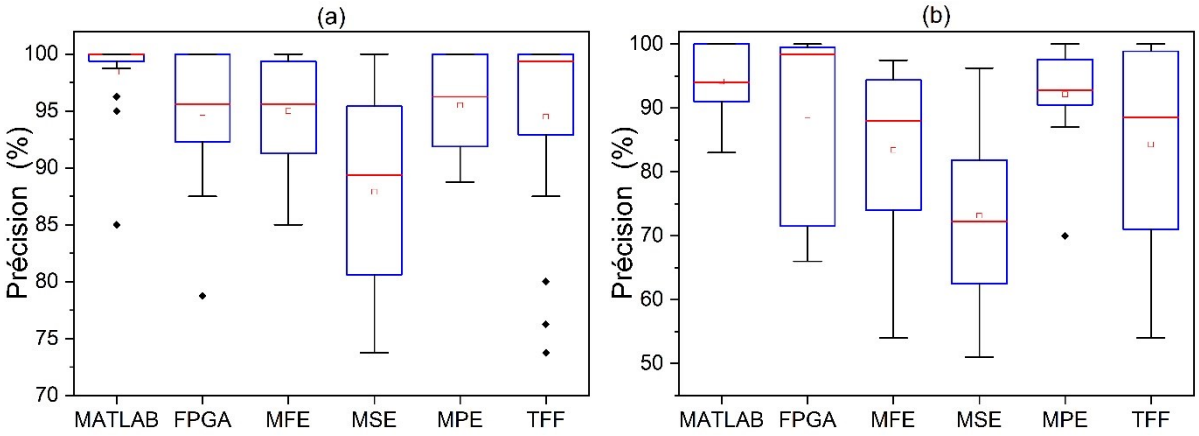


Figure IV.17 : Boîtes à moustaches des résultats obtenus, a) cas de l'identification du type de défaut b) cas de l'identification de la sévérité de défaut.

IV.3.5. Temps de traitement

Les résultats des temps de traitement pour les deux implémentations (Matlab et FPGA) sont présentés dans le tableau IV.7. Concernant la première implémentation, le logiciel Matlab 2018a s'exécute sur un ordinateur portable doté d'un processeur i5-7300U à 2,6 GHz et de 8 Go de RAM. Pour la deuxième implémentation, un temporisateur est ajouté pour mesurer le temps de traitement. Les résultats présentés dans le tableau IV.7 montrent que dans le cas du FPGA,

le temps maximum requis pour terminer le traitement de tous les échantillons est inférieur à 1,6s, ce qui reste prometteur pour les systèmes embarqués, et d'environ 259 ms dans le cas de la simulation Matlab.

Tableau IV.7 : Temps requis pour le traitement (ms)

	2048 points		8192 points	
	Avec FPGA	Avec Matlab	Avec FPGA	Avec Matlab
Spectre d'enveloppe	3.122	1.654	14.484	5.614
Traitement du MLP	13.439	9.965	13.439	9.691
Traitement complet de l'échantillon	16.499	11.456	27.902	14.923
Tous les échantillons de données	972.290	220.517	1593.795	259.076

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté les résultats de classification du système développé. Ces résultats ont été validés par deux bases de données. Pour la première base de données, on a seulement cherché à identifier le type de défauts (cas normal, défaut de bauge intérieure et défaut de bauge extérieure). Et en ce qui concerne la deuxième base de données, on a effectué deux études de classification. La première a comme objectif d'identifier les différant types de défauts des roulements (cas normal, défaut de bille, défaut de la bague intérieure et défaut de la bauge extérieure) pour deux différentes fréquences d'échantillonnage (12 KHz et 48 KHz) et aussi deux différents types de roulement. La deuxième classification sert à identifier la sévérité des défauts des roulements (0.007 pouce, 0.014 pouce, 0.021 pouce et 0.028 pouce) pour deux différentes fréquences d'échantillonnage (12 KHz et 48 KHz) et pour deux différents types de roulement aussi.

Les résultats pratiques obtenus sur la carte FPGA fournissent une précision moyenne de 95% et de 89% pour les identifications du type de défaut et de la sévérité du défaut respectivement, pour l'ensemble de données DE (12 kHz), et un temps d'exécution ne dépasse pas 973 ms, ce qui confirme l'efficacité de notre système embarqué proposé pour la détection et la classification des défauts des roulements.

Conclusion générale et perspectives

Les machines tournantes sont largement utilisées dans une gamme des systèmes de transmissions mécaniques et leur fiabilité est un aspect clé de nombreuses applications domestiques et industrielles. La détection des défauts à un stade précoce des machines tournantes est d'une grande importance pour éviter les pannes inattendues, économiser les ressources et accroître la sécurité dans les installations industrielles. Le défaut de roulement est considéré comme le défaut majeur qui apparaît dans les machines tournantes. L'objectif principal de cette thèse a été le développement d'un système embarqué intelligent à base d'un circuit FPGA pour la détection et la classification des défauts de roulements. Premièrement, l'extraction des paramètres a été faite via l'analyse d'enveloppe. Deuxièmement, la classification des défauts de roulement a été effectuée par un réseau de neurone de type perceptron multicouche. L'architecture proposée a été embarqué sur la plateforme Digilent Zybo Z7-20.

Dans le premier chapitre, un bref aperçu sur les méthodes de maintenance industrielle est présenté, y compris la maintenance préventive conditionnelle et prévisionnelle et leurs différentes techniques utilisées, où une attention particulière a été donnée à la technique de l'analyse vibratoire, qui est considérée comme l'une des technologies les plus utilisées pour détecter les défauts des machines tournantes. On a abordé aussi les différents défauts existants dans les machines tournantes, où une attention particulière a été donnée aux défauts des roulements, qui est considéré la cause la plus probable d'un dysfonctionnement de la machine. Puis, les différents types de roulement et leurs modes de défaillances ont été présentés.

Dans le deuxième chapitre, diverses techniques de traitement du signal utilisées pour l'extraction des paramètres des défauts des roulements ont été présentées, ainsi que les techniques de l'intelligence artificielle utilisées pour identifier ces défauts. Premièrement, il s'est commencé par une description de deux bases de données (CWRU, MFPT) qui ont été utilisées dans ce travail. Les techniques de traitement du signal ont été divisées en trois catégories, le domaine temporel dépend de l'application des indicateurs scalaires, bien que ces indicateurs à l'avantage de calculs simples et de la capacité d'évaluer les performances des roulements, mais elles sont limitées dans la détection des défauts à un stade précoce, les défauts profondément distribués et la localisation des défauts. Dans le domaine fréquentiel, la FFT est considérée comme un outil populaire et efficace dans l'analyse spectrale si le signal est dans des conditions stationnaires. Cependant, cet outil ne peut pas détecter les défauts de roulement,

dû au signal de vibration non linéaire et non stationnaire obtenu à partir du roulement. Pour ces raisons, d'autres méthodes sont proposées, telles que le cepstre et l'analyse d'enveloppe, le principal inconvénient de cepstre est de générer de nombreux grands pics indésirables proches du point zéro, ce qui rend la sortie difficile à interpréter. L'analyse d'enveloppe est l'une des techniques les plus utilisées dans ce domaine, grâce à sa capacité à extraire les impacts périodiques de la défaillance du roulement et à les différencier à d'autres impacts aléatoires. Cependant, le défi majeur de l'analyse d'enveloppe est le choix approprié de la fréquence centrale et la largeur de bande du filtre passe-bande, cela a été résoudre par le Kurtogramme rapide. Dans le domaine temps-fréquence, plusieurs techniques sont utilisées telle que : la transformée de Fourier à court terme, la transformée d'ondelette et la transformée de Hilbert-Huang, ces techniques se caractérisent par leur capacité à traiter des signaux non stationnaires, mais elles sont généralement compliquées, pas totalement indépendantes et se complètent dans de nombreux cas. Finalement, un bref aperçu sur la technique de l'intelligence artificielle de MLP a été présenté, qui a été utilisé pour l'identification automatique des défauts de roulements.

Dans le chapitre trois, une revue sur les différentes techniques implémentées sur diverses cartes FPGA pour détecter les défauts des roulements ou autres défauts existe sur les machines tournantes qui sont présentées. Après ça une description générale sur les systèmes embarqués a été présentée. Diverses technologies des systèmes embarqués sont citées telle que : GGPs, ASICs, ASIPs, PLDs. Ces derniers se distinguent par rapport à d'autres par ses larges capacités de ressources logiques, sa vitesse et sa reconfiguration pour exécuter n'importe quel nombre de fonctions à tout moment, où le FPGA est considéré comme l'un des types les plus populaires des PLDs. La deuxième partie de ce chapitre est consacrée au système développé basé sur l'analyse d'enveloppe et le MLP sur une carte de développement Xilinx Zybo Z7-20. Le système matériel est conçu avec Vivado 2018.2 de Xilinx, qui se fait par l'interconnexion des blocs IP. De plus, la conception du bloc IP du réseau MLP IP été réalisée avec le logiciel XSG. Finalement, les résultats qui ont été implémentés sur FPGA de la méthode proposée ont montré qu'elle est similaire à celle obtenue à travers de simulations sous Matlab.

Dans le chapitre quatre, les résultats des simulations sous Matlab et de l'implémentation sur FPGA ont été présentés. Premièrement, les résultats obtenus en utilisant la base de MFPT a donné une précision de classification élevée (100%) en utilisant Matlab et la carte FPGA. Deuxièmement, pour la base de données de CWRU deux catégories de tests expérimentaux ont été effectués, l'un pour l'identification du type de défaut de roulement et l'autre pour

l'identification de la sévérité du défaut. Ces deux catégories de tests ont été effectuées pour deux types de roulements, l'un a été positionné sur l'extrémité d'entraînement et l'autre sur l'extrémité de ventilateur. Concernant le roulement de l'extrémité d'entraînement deux fréquences d'échantillonnage (12 kHz et 48 kHz) ont été utilisé pour collecter les signaux de vibration, tandis qu'une seule fréquence d'échantillonnage a été utilisée pour collecter les signaux du roulement de l'extrémité de ventilateur. Puis, les résultats de cette étude ont été comparés aux résultats d'autres études. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de notre implémentation à la détection et à l'identification des défauts de roulement avec une raisonnable consommation des ressources et un temps de traitement court (environ de 1.6 seconde).

Pour conclure, l'approche développée a donné des résultats intéressants au vu de l'objectif initial. Traitant des défauts de roulements dans les machines tournantes, cette approche présente également une opportunité de développements futurs. Les perspectives proposées sont les suivantes :

- tester le système développé dans un environnement industriel réel.
- utiliser d'autres techniques de maintenance préventive telle que l'émission acoustique.
- combiner d'autres types de défauts existants dans les machines tournantes avec le défaut de roulement
- implémenter de nouvelles techniques de traitement de signal
- implémenter des nouveaux classificateurs tels que le CNN
- développer un réseau de capteurs sans fil industriel (IWSN) en tant que système de diagnostic, qui est considéré comme faisait la partie principale de l'Internet industriel des objets (IIoT).

Bibliographie

[1] Y. Wei, Y. Li, M. Xu, W. Huang, A review of early fault diagnosis approaches and their applications in rotating machinery, Entropy. 21 (2019) 1–26. https://doi.org/10.3390/e21040409.

[2] S. Nandi, H.A. Toliyat, X. Li, Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors - A review, IEEE Trans. Energy Convers. 20 (2005) 719–729. https://doi.org/10.1109/TEC.2005.847955.

[3] L. Márton, F. Van Der Linden, Temperature dependent friction estimation: Application to lubricant health monitoring, Mechatronics. 22 (2012) 1078–1084. https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2012.09.003.

[4] L. Mubaraali, N. Kuppuswamy, R. Muthukumar, Intelligent fault diagnosis in microprocessor systems for vibration analysis in roller bearings in whirlpool turbine generators real time processor applications, Microprocess. Microsyst. 76 (2020) 103079. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103079.

[5] G.K. Singh, S.A.S. Al Kazzaz, Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research - A survey, Electr. Power Syst. Res. 64 (2003) 145–158. https://doi.org/10.1016/S0378-7796(02)00172-4.

[6] X. Niu, L. Zhu, H. Ding, New statistical moments for the detection of defects in rolling element bearings, Int. J. Adv. Manuf. Technol. 26 (2005) 1268–1274. https://doi.org/10.1007/s00170-004-2109-4.

[7] P. Večeř, M. Kreidl, R. Šmíd, Condition Indicators for Gearbox Condition Monitoring Systems, Acta Polytech. 45 (2005) 35–43. https://doi.org/10.14311/782.

[8] J. Gligorijevic, D. Gajic, A. Brkovic, I. Savic-Gajic, O. Georgieva, S. Di Gennaro, Online condition monitoring of bearings to support total productive maintenance in the packaging materials industry, Sensors. 16 (2016) 1–16. https://doi.org/10.3390/s16030316.

[9] H.C. Lin, Y.C. Ye, Reviews of bearing vibration measurement using fast Fourier transform and enhanced fast Fourier transform algorithms, Adv. Mech. Eng. 11 (2019) 1–12. https://doi.org/10.1177/1687814018816751.

[10] G.J. Feng, J. Gu, D. Zhen, M. Aliwan, F.S. Gu, A.D. Ball, Implementation of envelope analysis on a wireless condition monitoring system for bearing fault diagnosis, Int. J. Autom. Comput. 12 (2015) 14–24. https://doi.org/10.1007/s11633-014-0862-x.

[11] D. Ibarra-Zarate, O. Tamayo-Pazos, A. Vallejo-Guevara, Bearing fault diagnosis in rotating machinery based on cepstrum pre-whitening of vibration and acoustic emission, Int. J. Adv. Manuf. Technol. 104 (2019) 4155–4168. https://doi.org/10.1007/s00170-019-04171-6.

[12] C.S. Park, Y.C. Choi, Y.H. Kim, Early fault detection in automotive ball bearings using the minimum variance cepstrum, Mech. Syst. Signal Process. 38 (2013) 534–548. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.02.017.

[13] D. Lee, C. Hong, W. Jeong, S. Ahn, applied sciences Time – Frequency Envelope Analysis for Fault Detection of Rotating Machinery Signals with Impulsive Noise, Appl. Sci. 11 (2021) 1–16. https://doi.org/10.3390/ app11125373.

[14] S. Fei, Fault Diagnosis of Bearing Based on Wavelet Packet Transform-Phase Space Reconstruction-Singular Value Decomposition and SVM Classifier, Arab. J. Sci. Eng. 42 (2017) 1967–1975. https://doi.org/10.1007/s13369-016-2406-x.

[15] C. Wang, M. Gan, C. Zhu, Fault feature extraction of rolling element bearings based on wavelet packet transform and sparse representation theory, J. Intell. Manuf. 29 (2018) 937–951. https://doi.org/10.1007/s10845-015-1153-2.

[16] J. Zhang, D. Huang, J. Yang, H. Liu, X. Liu, Realizing the empirical mode decomposition by the adaptive stochastic resonance in a new periodical model and its application in bearing fault diagnosis, J. Mech. Sci. Technol. 31 (2017) 4599–4610. https://doi.org/10.1007/s12206-017-0906-6.

[17] J. Wang, G. Du, Z. Zhu, C. Shen, Q. He, Fault diagnosis of rotating machines based on the EMD manifold, Mech. Syst. Signal Process. 135 (2020) 1–21. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.106443.

[18] K.P. Seng, P.J. Lee, L.M. Ang, Embedded Intelligence on FPGA : Survey , Applications and Challenges, Electronics. 10 (2021) 1–33. https://doi.org/10.3390/electronics10080895.

[19] A. Ghazi Blaiech, K. Ben Khalifa, C. Valderrama, M.A.C. Fernandes, M. Hedi Bedoui, A Survey and Taxonomy of FPGA-based Deep Learning Accelerators, J. Syst. Archit. 98 (2019) 331–345. https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2019.01.007.

[20] A. Saidi, S. Ben Othman, M. Dhouibi, S. Ben Saoud, FPGA-based implementation of classification techniques : A survey, Integration. 81 (2021) 280–299. https://doi.org/10.1016/j.vlsi.2021.08.004.

[21] J.M. Rybak, Remote condition monitoring using open-system wireless technologies, Sound Vib. 40 (2006) 16–20.

[22] B. Halima, Analyse des stratégies de maintenance des systèmes de production industrielle, These de Doctorat, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohammed Boudiaf, 2015.

[23] AFNOR, Maintenance industrielle - Fonction maintenance, 2002.

[24] K. Hédi, la maintenance distribuée : concept, évaluation et mise en œuvre, These de Doctorat, université laval, 2001.

[25] C. Lurette, Développement d'une technique neuronale auto-adaptative pour la classification dynamique de données évolutives. Application a la supervision d'une presse hydraulique, These de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de lille, 2003.

[26] F. Monchy, J.-P. Vernier, Maintenance: Méthodes et organisations pour une meilleure productivité., 3 edition, Dunod, 2012.

[27] H.-Ha. Jean, Pratique de la maintenance préventive, 3 edition, 2011.

[28] C. Xavier, Localisation et quantification des sources vibratoires dans le cadre d'une Maintenance préventive conditionnelle en vue de fiabiliser le diagnostic et le suivi de l'endommagement des composants mécaniques tournants : application aux roulements à billes, (2007) 159.

[29] Mobley R K, Introduction to Predictive Maintenance, 2 édition, Butterworth-Heinemann, 2002.

[30] E. Deloux, Politique de maintenance conditionnelle pour un système à dégradation continue soumis à un environnement stressant, These de Doctorat, Université de Nantes,

2008.

[31] M. Rausand, A. Hoyland, System Reliability Theory,Models, Statistical Methods, and Applications, 2 édition, Wiley-Interscience, Hoboken, New Jersey, 2004.

[32] O. Djebili, Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants . Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement, These de Doctorat, Université Mohamed Bougara, 2013.

[33] J. Llaurens, Mise en place d ' un plan de maintenance préventive sur un site de production pharmaceutique, These de Doctorat, Université Joseph Fourier, 2011.

[34] S. Cornelius, G. Paresh, Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance, 1 édition, Newnes, 2004.

[35] F.P. García Márquez, A.M. Tobias, J.M. Pinar Pérez, M. Papaelias, Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods, Renew. Energy. 46 (2012) 169–178. https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.03.003.

[36] Tarek Kebabsa, Etude des aspects de défaillances et techniques de maintenance préventive conditionnelle appliquées aux turbomachines, These de Doctorat, Université Badji Mokhtar, 2016.

[37] Z. Duan, T. Wu, S. Guo, T. Shao, R. Malekian, Z. Li, Development and trend of condition monitoring and fault diagnosis of multi-sensors information fusion for rolling bearings: a review, Int. J. Adv. Manuf. Technol. 96 (2018) 803–819. https://doi.org/10.1007/s00170-017-1474-8.

[38] C. Liu, A. Cichon, G. Królczyk, Z. Li, Technology development and commercial applications of industrial fault diagnosis system: a review, Int. J. Adv. Manuf. Technol. (2021). https://doi.org/10.1007/s00170-021-08047-6.

[39] M. Elforjani, D. Mba, Accelerated natural fault diagnosis in slow speed bearings with Acoustic Emission, Eng. Fract. Mech. 77 (2010) 112–127. https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2009.09.016.

[40] N.W. Nirwan, H.B. Ramani, Condition monitoring and fault detection in roller bearing used in rolling mill by acoustic emission and vibration analysis, Mater. Today Proc. (2021) 1–11. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.05.447.

[41] M. Motahari-Nezhad, S.M. Jafari, ANFIS system for prognosis of dynamometer high-speed ball bearing based on frequency domain acoustic emission signals, Meas. J. Int. Meas. Confed. 166 (2020) 108–154. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108154.

[42] J. Couturier, D. Mba, Operational bearing parameters and acoustic emission generation, J. Vib. Acoust. 130 (2008) 1–5. https://doi.org/10.1115/1.2776339.

[43] X. Liu, X. Wu, C. Liu, A comparison of acoustic emission and vibration on bearing fault detection, in: Proc. 2011 Int. Conf. Transp. Mech. Electr. Eng. TMEE 2011, 2011: pp. 922–926. https://doi.org/10.1109/TMEE.2011.6199353.

[44] H.D.M. De Azevedo, A.M. Araújo, N. Bouchonneau, A review of wind turbine bearing condition monitoring: State of the art and challenges, Renew. Sustain. Energy Rev. 56 (2016) 368–379. https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.11.032.

[45] M.A. Elforjani, Condition Monitoring of Slow Speed Rotating Machinery Using Acoustic Emission Technology, These de Doctorat, Université de Cranfield, 2010.

[46] B. Bengherbia, M. Ould Zmirli, A. Toubal, A. Guessoum, FPGA-based wireless sensor nodes for vibration monitoring system and fault diagnosis, Measurement. 101 (2017) 81–92. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2017.01.022.

[47] R.B. McMillan, Rotating Machinery: Practical Solutions to Unbalance and Misalignment, 1 édition, River Publishers, 2003.

[48] A. Boulenger, C. Pachaud, Aide-mémoire Surveillance des vibrations par analyse des machines, 3 édition, Dunod, Paris, 2009.

[49] A. Boudiaf, Contribution au Diagnostic des Défauts dans les Machines Tournantes par Analyse Multirésolution, These de Doctorat, Université 08 mai 1945 Guelma, 2016.

[50] P.F. Albrecht, J.C. Appiarius, R.M. McCoy, E.L. Owen, D.K. Sharma, Assessment of the reliability of motors in utility applications — updated, IEEE Trans. Energy Convers. EC-1 (1986) 39–46. https://doi.org/10.1109/TEC.1986.4765668.

[51] A.A. Shukri, Detection and diagnosis of rolling element bearing faults using time encoded signal processing and recognition, These de Doctorat, Université de Huddersfield, 2012.

[52] M.O. Aliwan, Exploration of a Condition Monitoring System for Rolling Bearing Based on a Wireless Sensor Network, These de Doctorat, Université de Huddersfield, 2016.

[53] A.M.R. IBRAHIM, The Optimization of Vibration Data Analysis for the Detection and Diagnosis of Incipient Faults in Roller Bearings, These de Doctorat, Université de Huddersfield, 2016.

[54] N. Corporation, Roulements à billes et à rouleaux, 2007.

[55] E. Mollasalehi, Data-driven and Model-based Bearing Fault Analysis - Wind Turbine Application, These de Doctorat, Université de Calgary, 2017. https://doi.org/10.11575/PRISM/25517.

[56] I. Howard, A Review of Rolling Element Bearing Vibration "Detection, Diagnosis and Prognosis," Defence science and technology organisation, 1994.

[57] SKF Group, Bearing damage and failure analysis Contents, 2017.

[58] Z. Liu, L. Zhang, A review of failure modes, condition monitoring and fault diagnosis methods for large-scale wind turbine bearings, Meas. J. Int. Meas. Confed. 149 (2020) 107002. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107002.

[59] Welcome to the Case Western Reserve University Bearing Data Center Website | Bearing Data Center, (n.d.). https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/welcome-case-western-reserve-university-bearing-data-center-website (accessed March 22, 2020).

[60] Fault Data Sets – Society For Machinery Failure Prevention Technology, (n.d.). https://mfpt.org/fault-data-sets/ (accessed May 4, 2019).

[61] A.M. Al-Ghamd, D. Mba, A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size, Mech. Syst. Signal Process. 20 (2006) 1537–1571. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2004.10.013.

[62] P.D. Samuel, D.J. Pines, A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics, J. Sound Vib. 282 (2005) 475–508. https://doi.org/10.1016/j.jsv.2004.02.058.

[63] M. Lebold, K. Mcclintic, R. Campbell, C. Byington, K. Maynard, Review of vibration

analysis methods for gearbox diagnostics and prognostics, 54th Meet. Soc. Mach. Fail. Prev. Technol. (2000) 623–634.

[64] F. Honarvar, H.R. Martin, New statistical moments for diagnostics of rolling element bearings, J. Manuf. Sci. Eng. 119 (1997) 425–432. https://doi.org/10.1115/1.2831123.

[65] D. Dyer, R.M. Stewart, Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis, J. Mech. Des. 100 (1977) 229–235. https://doi.org/10.1115/1.3453905.

[66] H.R. Martin, F. Honarvar, Application of statistical moments to bearing failure detection, Appl. Acoust. 44 (1995) 67–77. https://doi.org/10.1016/0003-682X(94)P4420-B.

[67] B. Samanta, K.R. Al-Balushi, Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features, Mech. Syst. Signal Process. 17 (2003) 317–328. https://doi.org/10.1006/mssp.2001.1462.

[68] T. Williams, X. Ribadeneira, S. Billington, T. Kurfess, Rolling element bearing diagnostics in run-to-failure lifetime testing, Mech. Syst. Signal Process. 15 (2001) 979–993. https://doi.org/10.1006/mssp.2001.1418.

[69] A.K.S. Jardine, D. Lin, D. Banjevic, A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance, Mech. Syst. Signal Process. 20 (2006) 1483–1510. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012.

[70] N. Tandon, A. Choudhury, Review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings, Tribol. Int. 32 (1999) 469–480. https://doi.org/10.1016/S0301-679X(99)00077-8.

[71] C.C. Osuagwu, D.W. Thomas, Effect of inter-modulation and quasi-periodic instability in the diagnosis of rolling element incipient defect, J. Mech. Des. Trans. ASME. 104 (1982) 296–302. https://doi.org/10.1115/1.3256339.

[72] A. Boudiaf, A. Moussaoui, A. Dahane, I. Atoui, A Comparative Study of Various Methods of Bearing Faults Diagnosis Using the Case Western Reserve University Data, J. Fail. Anal. Prev. 16 (2016) 271–284. https://doi.org/10.1007/s11668-016-0080-7.

[73] K. Bhakta, N. Sikder, A. Al Nahid, M.M.M. Islam, Fault Diagnosis of Induction Motor Bearing Using Cepstrum-based Preprocessing and Ensemble Learning Algorithm, in:

2nd Int. Conf. Electr. Comput. Commun. Eng. ECCE 2019, IEEE, 2019: pp. 1–6. https://doi.org/10.1109/ECACE.2019.8679223.

[74] R.B. Randall, J. Antoni, W.A. Smith, A survey of the application of the cepstrum to structural modal analysis, Mech. Syst. Signal Process. 118 (2019) 716–741. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.08.059.

[75] Y.T. Sheen, An envelope analysis based on the resonance modes of the mechanical system for the bearing defect diagnosis, Meas. J. Int. Meas. Confed. 43 (2010) 912–934. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2010.03.011.

[76] S.A. McInerny, Y. Dai, Basic vibration signal processing for bearing fault detection, IEEE Trans. Educ. 46 (2003) 149–156. https://doi.org/10.1109/TE.2002.808234.

[77] E. Bechhoefer, M. Kingsley, P. Menon, Bearing envelope analysis window selection Using spectral kurtosis techniques, in: 2011 IEEE Int. Conf. Progn. Heal. Manag. PHM 2011 - Conf. Proc., 2011. https://doi.org/10.1109/ICPHM.2011.6024338.

[78] J. Antoni, R.B. Randall, The spectral kurtosis: Application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines, Mech. Syst. Signal Process. 20 (2006) 308–331. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2004.09.002.

[79] J. Antoni, Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults, Mech. Syst. Signal Process. 21 (2007) 108–124. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.12.002.

[80] H. Huang, N. Baddour, M. Liang, Bearing fault diagnosis under unknown time-varying rotational speed conditions via multiple time-frequency curve extraction, J. Sound Vib. 414 (2018) 43–60. https://doi.org/10.1016/j.jsv.2017.11.005.

[81] Q. He, E. Wu, Y. Pan, Multi-Scale Stochastic Resonance Spectrogram for fault diagnosis of rolling element bearings, J. Sound Vib. 420 (2018) 174–184. https://doi.org/10.1016/j.jsv.2018.01.001.

[82] F. Alshimmeri, Diagnosis of Low-Speed Bearing Degradation Using Acoustic Emission Techniques, These de Doctorat, Université de Cranfield, 2017.

[83] A. Henle, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, EEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 11 (1989) 674–693. https://doi.org/10.1109/34.192463.

[84] M. Kedadouche, Détection De L'Usure De Roulements Par Emission Acoustique, These de Doctorat, Université de Québec, 2015.

[85] N.G. Nikolaou, I.A. Antoniadis, Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets, NDT &E Int. 35 (2002) 197–205. https://doi.org/10.1016/S0963-8695(01)00044-5.

[86] B. Liu, Selection of wavelet packet basis for rotating machinery fault diagnosis, J. Sound Vib. 284 (2005) 567–582. https://doi.org/10.1016/j.jsv.2004.06.047.

[87] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Snin, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu, The empirical mode decomposition and the Hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci. 454 (1998) 903–995. https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193.

[88] Y. Li, X. Wang, S. Si, S. Huang, Entropy Based Fault Classification Using the Case Western Reserve University Data : A Benchmark Study, IEEE Trans. Reliab. 69 (2020) 754–767. https://doi.org/10.1109/TR.2019.2896240.

[89] W. Jiang, C. Wang, J. Zou, S. Zhang, Application of deep learning in fault diagnosis of rotating machinery, Processes. 9 (2021) 22. https://doi.org/10.3390/pr9060919.

[90] R. Liu, B. Yang, E. Zio, X. Chen, Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review, Mech. Syst. Signal Process. 108 (2018) 33–47. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.02.016.

[91] E. Cabal-yepez, M. Valtierra-rodriguez, R.J. Romero-troncoso, A. Garcia-perez, R.A. Osornio-Rios, H. Miranda-Vidales, R. Alvarez-Salas, FPGA-based entropy neural processor for online detection of multiple combined faults on induction motors, Mech. Syst. Signal Process. 30 (2012) 123–130. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.01.021.

[92] M. Unal, M. Onat, M. Demetgul, H. Kucuk, Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network, Measurement. 58 (2014) 187–196. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.08.041.

[93] A. Ordaz-Moreno, R. de J. Romero-Troncoso, J.A. Vite-Frias, J.R. Rivera-Gillen, A. Garcia-Perez, Automatic online diagnosis algorithm for broken-bar detection on induction motors based on discrete wavelet transform for FPGA implementation, IEEE

Trans. Ind. Electron. 55 (2008) 2193–2202. https://doi.org/10.1109/TIE.2008.918613.

[94] M. Kang, J. Kim, J.M. Kim, An FPGA-Based Multicore System for Real-Time Bearing Fault Diagnosis Using Ultrasampling Rate AE Signals, IEEE Trans. Ind. Electron. 62 (2015) 2319–2329. https://doi.org/10.1109/TIE.2014.2361317.

[95] D. Camarena-Martinez, M. Valtierra-Rodriguez, A. Garcia-Perez, R.A. Osornio-Rios, R.D.J. Romero-Troncoso, Empirical mode decomposition and neural networks on FPGA for fault diagnosis in induction motors, Sci. World J. 2014 (2014) 1–17. https://doi.org/10.1155/2014/908140.

[96] J.L. Contreras-hernandez, D.L. Almanza-ojeda, S. Ledesma, M.A. Ibarra-manzano, Motor fault detection using Quaternion Signal Analysis on FPGA, Measurement. 138 (2019) 416–424. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.01.088.

[97] B. Bengherbia, R. Kara, A. Toubal, M. Ould Zmirli, S. Chadli, P. Wira, FPGA implementation of a wireless sensor node with a built-in ADALINE neural network coprocessor for vibration analysis and fault diagnosis in machine condition monitoring, Measurement. 163 (2020) 107960. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107960.

[98] R. Kamal, Embedded systems : architecture, programming and design, 2 édition, McGraw Hill Education, 2003.

[99] S. Heath, Embedded Systems Design, 2 édition, Newnes, 2003.

[100] B. BENGHERBIA, Nœud du reseau de capteur sans fil (WSN) dans une architecture embarquee de type FPGA, These de Doctorat, Université de Saâd Dahlab, 2018.

[101] A. Bonci, M. Pirani, S. Longhi, Embedded solutions for a class of highly unstable, underactuated and self-balancing robotic systems, EURASIP J. Embed. Syst. 2017 (2017) 9. https://doi.org/10.1186/s13639-016-0046-6.

[102] S. Deniziak, L. Ciopinski, Synthesis of self-adaptable energy aware software for heterogeneous multicore embedded systems, Microelectron. Reliab. 123 (2021). https://doi.org/10.1016/j.microrel.2021.114184.

[103] S.K. Vallathai, Introduction to Embedded Systems, 2 édition, McGraw Hill Education, 2016.

[104] D. Jansen, The Electronic Design Automation Handbook, 1 édition, Springer, 2003.

[105] G. Kappen, L. Kurz, T.G. Noll, Comparison of ASIP and Standard Microprocessor based Navigation Processors, Chair Electr. Eng. Comput. Syst. Aachen Univ. Ger. (2007).

[106] A. Nohl, F. Schirrmeister, D. Taussig, Application specific processor design: Architectures, design methods and tools, in: 2010 IEEE/ACM Int. Conf. Comput. Des., 2010: pp. 349–352. https://doi.org/10.1109/ICCAD.2010.5653632.

[107] T.M.R.L.B. Abeysinghe, N. Hassan, R.G. Ragel, A feasibility study on programmer specific instruction set processors, in: 2014 7th Int. Conf. Inf. Autom. Sustain. "Sharpening Futur. with Sustain. Technol. ICIAfS 2014, 2014. https://doi.org/10.1109/ICIAFS.2014.7069546.

[108] C. Maxfield, The Design Warrior's Guide to FPGAs : Devices, Tools and Flows, 1 édition, Newnes, 2004.

[109] G. Even, M. Medina, Digital Logic Design, 4 édition, Newnes, 2012. https://doi.org/10.1017/cbo9781139226455.

[110] E. Sugawara, H. Nikaido, Bebop to the Boolean Boogie: An Uncoventional Guide to Electronics, 3 édition, Newnes, 2009.

[111] T.C. Hu, Y.S. Kuo, Optimum Reduction of Programmable Logic Array, in: 20th Des. Autom. Conf. Proc., 1983: pp. 553–558. https://doi.org/10.1109/dac.1983.1585707.

[112] G.D. Hachtel, A.R. Newton, A.L. Sangiovanni-Vincentelli, Techniques for Programmable Logic Array Folding, in: 19th Des. Autom. Conf., IEEE, 1982: pp. 147–155. https://doi.org/10.1109/DAC.1982.1585494.

[113] W.S. Carter, The evolution of programmable logic, in: 1991 Symp. VLSI Circuits, 1991: pp. 43–46. https://doi.org/10.1109/vlsic.1991.760070.

[114] R.F. Tinde, Engineering Digital Design, in: 2 édition, Academic Press, 2000: p. 912.

[115] B.J. La Meres, Introduction to logic circuits & logic design with VHDL, 1 édition, Springer, 2016.

[116] U. Farooq, Z. Marrakchi, H. Mehrez, Tree-based Heterogeneous FPGA Architectures, 1 édition, Springer-Verlag, 2012.

[117] K.M. Sielewicz, Mitigation Methodes Increasing Radiation Hardness of the FPGA-

Based Readout of the ALICE Inner Tracking System, These de Doctorat, Universié de Warsaw, 2018.

[118] J.J. Rodriguez-Andina, M.J. Moure, M.D. Valdes, Features, design tools, and application domains of FPGAs, IEEE Trans. Ind. Electron. 54 (2007) 1810–1823. https://doi.org/10.1109/TIE.2007.898279.

[119] P. Specification, Zynq-7000 SoC Data Sheet : Overview, 2018.

[120] Microsemi, Product Brief SmartFusion2 SoC FPGA, 2018.

[121] S. Jose, Architecture Matters : Choosing the Right SoC FPGA for Your Application, 2013.

[122] H. Yang, J. Zhang, J. Sun, L. Yu, Review of advanced FPGA architectures and technologies, J. Electron. 31 (2014) 371–393. https://doi.org/10.1007/s11767-014-4090-x.

[123] I. Kuon, R. Tessier, J. Rose, FPGA architecture: Survey and challenges, Found. Trends Electron. Des. Autom. 2 (2007) 135–253. https://doi.org/10.1561/1000000005.

[124] H. Kaeslin, Top-Down Digital VLSI Design Top-Down Digital VLSI Design From Architectures, 1 édition, Morgan Kaufmann, 2014.

[125] C. Bernardeschi, L. Cassano, A. Domenici, SRAM-Based FPGA Systems for Safety-Critical Applications: A Survey on Design Standards and Proposed Methodologies, J. Comput. Sci. Technol. 30 (2015) 373–390. https://doi.org/10.1007/s11390-015-1530-5.

[126] Z. Salcic, A. Smailagic, Digital Systems Design and Prototyping: Using Field Programmable Logic and Hardware Description Languages, 2 édition, Springer, 2000.

[127] M. Niknahad, Using fine grain approaches for highly reliable design of FPGA-based systems in space, 1 édition, KIT Scientific Publishing, 2013.