

TABLE DES MATIÈRES

| | |
|---|----|
| INTRODUCTION | 23 |
| CHAPITRE 1 Revue de la littérature : les systèmes de surveillance existants | 27 |
| 1.1 Introduction..... | 27 |
| 1.2 Les capteurs et méthodes de détection de défauts | 29 |
| 1.2.1 Les capteurs de vibrations..... | 29 |
| 1.2.2 Les sondes de proximité..... | 32 |
| 1.2.3 Les émissions acoustiques | 32 |
| 1.2.4 L'analyse d'huile | 35 |
| 1.2.5 L'analyse de température..... | 35 |
| 1.3 Le traitement de signal..... | 36 |
| 1.3.1 L'approche temporelle..... | 36 |
| 1.3.2 L'approche fréquentielle..... | 43 |
| 1.3.3 L'approche temps-fréquence | 48 |
| 1.3.4 Outils de diagnostic non optimisés | 49 |
| 1.3.4.1 Les limites de l'approche temporelle..... | 50 |
| 1.3.4.2 Les limites de l'approche fréquentielle..... | 50 |
| 1.3.4.3 Les limites de l'approche temps-fréquence | 51 |
| 1.4 Les systèmes de surveillance permanente et protocoles de communications..... | 51 |
| 1.4.1 Le bluetooth | 52 |
| 1.4.2 Le Zigbee | 53 |
| 1.4.3 WirelessHART..... | 55 |
| 1.4.4 Systèmes de surveillance inadaptés aux machines basses vitesses..... | 55 |
| 1.5 Objectifs et originalité du travail de recherche | 57 |
| 1.6 Conclusion | 58 |
| CHAPITRE 2 Conception du système de surveillance..... | 59 |
| 2.1 Introduction..... | 59 |
| 2.2 Le système de surveillance proposé..... | 59 |
| 2.2.1 Instrumentation du système proposé..... | 60 |
| 2.2.1.1 Unité de traitement de données et cartes d'acquisitions | 60 |
| 2.2.2 Architecture du système proposé..... | 63 |
| 2.2.2.1 Architecture générale..... | 63 |
| 2.2.3 Développement effectué | 65 |
| 2.2.3.1 Relation entre le système et la base de données | 65 |
| 2.2.3.2 Logiciel de dépouillement des données | 66 |
| 2.2.3.3 Conception et fonctionnalités du logiciel | 68 |
| 2.2.3.4 Commercialisation | 75 |
| 2.3 Le traitement de signal..... | 75 |
| 2.3.1 La méthode Minimum Entropy Deconvolution (MED) | 75 |
| 2.3.2 Le ' <i>Peak Hold Downsampling</i> ' | 77 |
| 2.3.3 La méthode de traitement de signal proposée..... | 80 |
| 2.4 Conclusion | 80 |

| | |
|--|-----|
| CHAPITRE 3 Étude expérimentale | 83 |
| 3.1 Introduction..... | 83 |
| 3.2 Validation théorique avec les signaux simulés de BEAT-toolbox | 83 |
| 3.2.1 Paramétrage du MED..... | 85 |
| 3.2.2 Paramétrage du PHDS | 86 |
| 3.3 Analyse des signaux simulés | 88 |
| 3.4 Validation expérimentale : Banc de roulements | 96 |
| 3.5 Étude d'un cas pratique industriel..... | 99 |
| 3.6 Conclusion | 109 |
| CHAPITRE 4 Synthèse et discussion..... | 111 |
| 4.1 Outils de diagnostic des roulements tournant à basses vitesses..... | 111 |
| 4.2 Système de surveillance des machines à basses vitesses | 112 |
| CONCLUSION..... | 115 |
| RECOMMANDATIONS | 117 |
| ANNEXE I Monitoring bearings operating at very low speeds | 119 |
| ANNEXE II Plateforme de développement et protocoles de communication | 139 |
| ANNEXE III Algorithme PeakHold Down Sampling..... | 145 |
| BIBLIOGRAPHIE..... | 147 |

LISTE DES TABLEAUX

| | Page |
|-------------|---|
| Tableau 1.1 | Spécifications des systèmes de surveillance permanente existants28 |
| Tableau 1.2 | Tableau comparatif entre les accéléromètres piézoélectriques30 |
| Tableau 1.3 | Tableau comparatif entre les accéléromètres 8315A, 8330A et 8395A31 |
| Tableau 1.4 | Spécifications des classes Bluetooth.....52 |
| Tableau 1.5 | Débits de transfert des différents protocoles.....56 |
| Tableau 3.1 | Spécifications des différents signaux simulés.....84 |
| Tableau 3.2 | Comparaison entre l'énergie du spectre enveloppe de $r(t)$ et celui de $d(t)$.87 |
| Tableau 3.3 | Le SNR de chaque signal.....93 |
| Tableau 3.4 | Cinématique du point de mesure.....101 |
| Tableau 3.5 | Plages fréquentielles des bandes.....107 |

LISTE DES FIGURES

| | | Page |
|-------------|---|------|
| Figure 1.1 | S5NAP™ | 30 |
| Figure 1.2 | Sondes de proximité sur un palier lisse..... | 32 |
| Figure 1.3 | Chaine d'acquisition d'émissions acoustiques..... | 33 |
| Figure 1.4 | Capteurs d'émissions acoustiques de Phisical Acoustics | 34 |
| Figure 1.5 | Évolution de THIKAT en fonction du diamètre du défaut Tirée de..... | 39 |
| Figure 1.6 | Évolution de TALAF en fonction du diamètre du défaut..... | 40 |
| Figure 1.7 | Identification des fenêtres | 42 |
| Figure 1.8 | Organigramme de traitement du signal IJT | 43 |
| Figure 1.9 | Réseau ZigBee dans la thèse de Koonlaboon | 54 |
| Figure 1.10 | Système de surveillance de Koonlaboon | 54 |
| Figure 2.1 | CompactRIO | 61 |
| Figure 2.2 | Carte NI 9234..... | 62 |
| Figure 2.3 | Carte NI 9219..... | 62 |
| Figure 2.4 | Architecture du système à l'échelle de l'usine..... | 64 |
| Figure 2.5 | Communication entre le client et le contrôleur sur site | 64 |
| Figure 2.6 | Stockage de l'information | 65 |
| Figure 2.7: | Diagramme de cas d'utilisations | 68 |
| Figure 2.8 | Logiciel d'analyse développé | 70 |
| Figure 2.9 | Fenêtre du signal temporel..... | 71 |
| Figure 2.10 | Spectre enveloppe d'un signal..... | 72 |
| Figure 2.11 | Spectres enveloppe en cascade | 73 |
| Figure 2.12 | Courbe de tendance de la bande 120000-300000 CPM..... | 74 |

| | | |
|-------------|--|----|
| Figure 2.13 | Diagramme de flux de données du PHDS | 79 |
| Figure 2.14 | Étapes de traitement du signal | 80 |
| Figure 3.1 | Système à trois degrés de libertés | 83 |
| Figure 3.2 | Signal S1 bruité avec différents niveaux de SNR..... | 84 |
| Figure 3.3 | Valeur du Kurtosis en fonction des nombres d'itérations | 85 |
| Figure 3.4 | Signaux filtrés avec différentes tailles de filtres | 86 |
| Figure 3.5 | Comparaison entre le signal temporel et le spectre enveloppe d'un signal non Compressé et un signal compressé | 87 |
| Figure 3.6 | Signal S1 dé-bruité avec plusieurs tailles de fenêtre avec EC | 88 |
| Figure 3.7 | Signal S1 dé-bruité avec plusieurs valeurs de précision avec EC | 89 |
| Figure 3.8 | Un spectre régulier et un spectre enveloppe du signal S1 avec un SNR=0.15 | 90 |
| Figure 3.9 | Spectre enveloppe de S1 compressé (à gauche) et S1 compressé et dé-bruité (à droite) | 91 |
| Figure 3.10 | Spectre enveloppe de S2 compressé (à gauche) et S2 compressé et dé-bruité (à droite) | 91 |
| Figure 3.11 | Spectre enveloppe de S4 compressé (à gauche) et S4 compressé et dé-bruité (à droite) | 92 |
| Figure 3.12 | Spectre enveloppe de S5 compressé (à gauche) et S5 compressé et dé-bruité (à droite) | 92 |
| Figure 3.13 | Les signaux temporels B1, B2, B3 et B4 | 93 |
| Figure 3.14 | Les signaux temporels dé-bruités D1, D2, D3 et D4 | 94 |
| Figure 3.15 | Les spectres des enveloppes des signaux D1, D2, D3 et D4 | 95 |
| Figure 3.16 | Taille des signaux simulés traités | 96 |
| Figure 3.17 | Banc d'essai et roulement défectueux | 96 |
| Figure 3.18 | Chaîne d'acquisition | 97 |
| Figure 3.19 | Spectre enveloppe d'un signal D1 non filtré (à gauche) et filtré (à droite) à 60RPM..... | 98 |

| | | |
|-------------|---|-----|
| Figure 3.20 | Spectre enveloppe d'un signal D1 non filtré (à gauche) et filtré (à droite) à 100RPM..... | 98 |
| Figure 3.21 | Tailles des signaux expérimentaux traités | 99 |
| Figure 3.22 | Schémas de la machine | 100 |
| Figure 3.23 | Fissures sur la bague intérieure du roulement au point I. | 100 |
| Figure 3.24 | Signaux originaux du point I..... | 102 |
| Figure 3.25 | Les signaux traités avec MED et EC | 103 |
| Figure 3.26 | Valeur RMS des différents signaux | 104 |
| Figure 3.27 | Valeur Peak des différents signaux..... | 104 |
| Figure 3.28 | Valeur Kurtosis des différents signaux..... | 104 |
| Figure 3.29 | Valeur du facteur crête des différents signaux..... | 105 |
| Figure 3.30 | Spectre du signal original du 12 Mars | 105 |
| Figure 3.31 | Spectre enveloppe de la mesure du 12 Mars..... | 106 |
| Figure 3.32 | Gabarit d'un rotor monté sur roulement | 107 |
| Figure 3.33 | Tendances de la bande de roulements (3Hz-15Hz) | 108 |
| Figure 3.34 | Tendances des harmoniques de roulements (15 Hz-40 Hz)..... | 108 |
| Figure 3.35 | Critères de sévérité en fonction de la fréquence | 109 |

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

| | |
|------|---|
| BEAT | Bearing ToolBox |
| BPFI | Ball Pass Frequency of the Inner race |
| BPFO | Ball Pass Frequency of the Outer race |
| BSF | Ball Spin Frequency |
| CF | Crest Factor |
| CRio | Compact RIO |
| EA | Émission Acoustique |
| EC | Extracteur de chocs |
| EMD | Empirical Mode Decomposition |
| FFT | Fast Fourier Transform |
| FPGA | Field Programmable Gate Array |
| FTF | Fundamental Train Frequency |
| IEEE | Institute of Electrical and Electronics Engineers |
| KU | Kurtosis |
| KS | Kurtosis spectral |
| MED | Minimum Entropy Deconvolution |
| NI | National Instrument |
| OFM | Objective Function Method |
| PHDS | PeakHold Down Sampling |
| RMS | Root Mean Square |
| STFT | Short-Time Fourier Transform |
| UHD | Ultra High Definition |

XX

TDMS Technical Data Management Solution

TKEO Teager–Kaiser Energy Operator

WAV WAVeform audio format

WiFi Wireless Fidelity

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

Unités de mesures

| | |
|---------------|-----------------------|
| m | Mètre |
| mm | Millimètre |
| s | Seconde |
| Hz | Hertz |
| mV | Millivolt |
| g | Accélération |
| dB | Décibel |
| °F | Degré Fahrenheit |
| °C | Degré Celsius |
| RPM | Revolution per Minute |
| μm | Micron (micromètre) |
| Kbps | Kilobyte per Second |
| Mbps | Megabyte per Second |

Symboles

| | |
|------------|---|
| ω | Vitesse de rotation |
| ω_i | Vitesse de rotation de la bague intérieure d'un roulement |
| ω_o | Vitesse de rotation de la bague extérieure d'un roulement |
| N_b | Nombre de billes d'un roulement |
| B_d | Diamètre d'une bille d'un roulement |
| P_d | Pas diamétral |
| φ | Angle de contact |
| $x(t)$ | Signal vibratoire |
| $X(T_j)$ | Segment d'un signal vibratoire |
| $S(T)$ | Signal compressé |
| $d(t)$ | Signal dé-bruité |
| $r(t)$ | Signal compressé |
| N | Nombre d'échantillons d'un signal vibratoire |
| T | Durée totale d'un signal vibratoire |
| f | Fréquence |
| F_s | Fréquence d'échantillonnage |
| F_i | Fréquence d'intérêt |
| $H(x)$ | Transformée de Hilbert |
| σ | RMS |
| $P(x)$ | Densité de probabilité |
| M_n | Moment statistique d'ordre n |

| | |
|-----------------|-------------------------|
| $\psi_{a,b}(t)$ | Fonction de fenêtrage |
| h_k | Fonction de transfert |
| g_k | Signal chocs |
| n_k | Bruit des interférences |
| f_k | Filtre |

INTRODUCTION

L'utilisation des vibrations pour surveiller des machines opérant à basses vitesses est une technique développée depuis un bon nombre d'années. Les recherches en cours visent à améliorer les outils d'acquisition des données et les méthodes de traitement de signal. Ces machines qui tournent à des vitesses faibles sont considérées comme des machines critiques dans la chaîne de production. L'industrie de la surveillance s'est tournée vers la surveillance permanente pour assurer le suivi de ce type de machines, comme les rouleaux à papier ou bien les éoliennes. Ces systèmes de surveillance fournissent les niveaux globaux de vibration aux opérateurs afin de suivre leurs courbes de tendance et détecter un changement d'état. De nouvelles techniques et outils de détection de défauts ont vu le jour pour améliorer les moyens conventionnels. Celles-ci mettent l'accent sur l'efficacité des émissions acoustiques et les limites des vibrations quand on tourne à basses vitesses (Tandon et Choudhury, 1999). La tâche de diagnostiquer les défauts en général et les défauts de roulements en particulier opérants à basses vitesses est une tâche assez délicate à traiter surtout quand il s'agit d'un défaut naissant. Les informations peuvent être limitées puisque les indicateurs temporels ne donnent une information pertinente qu'à un stade avancé de la dégradation d'un défaut de roulement (RAY, 1980; Yong-Han Kim, 2006). Une analyse du signal temporel s'impose dans ce cas, en plus d'une analyse fréquentielle. Du point de vue fréquentiel, un défaut de roulement a généralement tendance à exciter en premier les hautes fréquences de la structure et sera alors seulement perceptible autour des résonances (McFadden et Smith, 1984). Cependant, à de très basses vitesses, la force de l'impact de la bille n'excite pas de façon importante la résonance et le défaut se retrouve généralement noyé dans le bruit. Les signaux étant bruités et l'impact du défaut relativement faible, la signature du défaut reste invisible dans le signal vibratoire. Pour une meilleure détection des défauts à basses vitesses, il faut une meilleure résolution fréquentielle pour pouvoir visualiser les bandes latérales autour de la résonance, d'où un signal temporel assez long à cause des limitations fixées par le matériel d'acquisition. Le signal long permettra de couvrir un nombre suffisant de rotations de la machine. Cela devient problématique dans les systèmes de surveillance permanente car la taille importante de données transférées risque de saturer la bande passante du réseau.

Généralement, pour contourner ce problème, on a tendance recourir à une décimation (réduction de la taille du signal en sélectionnant le $n^{\text{ième}}$ échantillon de chaque segment du signal temporel en négligeant le reste des échantillons du segment). Cette méthode peut engendrer la perte d'informations cruciales contenues dans les échantillons rejetés. Récemment Tian *et al.* (Lin, Kim et Tan, 2013) ont développé un algorithme appelé le *Peak Hold Down Sampling* (PHDS) qui permet de faire un échantillonnage sélectif et de garder les signatures des défauts dans le signal réduit. Cet algorithme peut être intégré dans un système de surveillance permanente.

Description de l'étude

Le projet de recherche mené dans cette maitrise a pour but de faire une conception d'un système de surveillance optimisé pour des machines à basses vitesses qui intégrera des algorithmes de détection de défauts de roulements naissants. La première partie de cette recherche consiste à trouver un moyen efficace pour faire ressortir les défauts de roulements en utilisant un signal vibratoire d'une machine qui tourne à basses vitesses. Mettre en place un système de surveillance dédié aux machines basses vitesse représente la seconde partie de la problématique traitée dans ce mémoire. Le présent travail se compose de quatre chapitres. Le premier chapitre est dédié à une mise en contexte. Il comporte une étude de la littérature en matière de capteurs, traitement de signal mais aussi de systèmes de surveillance permanente. La revue de littérature survole les différents aspects de détection de défauts de roulements en utilisant les vibrations, les émissions acoustiques, l'analyse de température et l'analyse d'huile. Dans la seconde partie de ce chapitre on retrouve les limitations et contraintes des systèmes de surveillances permanentes actuels et des outils de diagnostic utilisés en industrie pour la détection des défauts de roulements à basses vitesses.

Le deuxième chapitre est dédié au développement théorique. Il présente un nouvel outil de traitement de signal le MED (*Minimum Entropy Deconvolution*) qui sera utilisé par la suite dans une nouvelle méthode de traitement de signal appliqué au système de surveillance développé. Ce chapitre introduit aussi un algorithme de compression des signaux le PHDS.

La dernière partie de ce chapitre présente le développement fait quant à la conception du système de de surveillance baptisé THOR Online Monitoring et expose l'architecture générale du système.

Le troisième chapitre présente l'étude expérimentale afin de valider le développement théorique. Dans un premier temps, des signaux simulés avec le BEAT (*Bearing ToolBox*) (Badri, Thomas et Sassi, 2004) ont été utilisés pour confirmer la démarche théorique présentée préalablement. Par la suite, des signaux mesurés sur le banc de roulements de l'ETS ont été utilisés et traiter avec la méthode proposée. Finalement une étude de cas est présentée en utilisant des signaux industriels afin de démontrer l'efficacité de l'outil proposé dans la détection précoce de défauts dans un cas réel. Le résultat de ces travaux a été publié dans les comptes rendus d'une revue internationale (Melki et al. (2014). Cet article est montré dans son intégralité à l'annexe I.

Le dernier chapitre montre une synthèse de ce qui a été développé au cours de cette maitrise. Cette synthèse est accompagnée d'une discussion, conclusions et recommandations.

CHAPITRE 1

Revue de la littérature : les systèmes de surveillance existants

1.1 Introduction

L'importance de la surveillance des machines a conduit les chercheurs et les ingénieurs à introduire la maintenance conditionnelle et prévisionnelle dans le monde de l'industrie. Ces types de maintenances sont basés sur la surveillance de l'état des machines à travers certains indicateurs temporels et permettent de suivre la dégradation des défauts de ces dernières. Par nécessité de plus de flexibilité pour les ingénieurs et les techniciens sur site qui se chargent de la maintenance des machines, on voit apparaître des systèmes de surveillance permanente. Ces systèmes permettent de faire un suivi en continu, et à la demande, des machines.

Les roulements sont des composantes vitales dans les machines, vu qu'ils sont les plus sollicités. Les causes de défaillances des roulements sont nombreuses, comme par exemple les charges excessives qui peuvent entraîner une fatigue prématurée. Une fatigue normale est en elle-même aussi une cause de défaillance. La surchauffe du roulement peut entraîner une déformation des roulements. Il y a aussi les causes relatives au serrage et le désalignement du rotor qui affectent directement les roulements. La corrosion d'une partie du roulement entraîne une perte de matière et engendre des vibrations qui entraînent une fatigue prématurée. Un mauvais montage peut être aussi une cause de défaillance, une charge inversée, un roulement trop serré ou pas assez serré, sont généralement des cas typiques d'un mauvais montage. Wysock (Wysock et Feest, 1997) fait une énumération plus complète des causes de défaillances des roulements. Ces roulements n'atteignent généralement pas leur durée de vie initiale prévue. Les roulements opérant dans des conditions de travail sévères, telles que les hautes températures ou bien en présence de poussières et de débris dans l'environnement, nécessitent une surveillance plus fréquente afin d'éviter un arrêt de production non planifié. Malgré les recherches faites par les producteurs de roulements pour améliorer leurs produits afin d'augmenter leur fiabilité et leur durée de vie, les conditions de travail inappropriées mènent toujours à la défaillance prématurée des roulements.

Dans ce chapitre, différents types capteurs, techniques de traitement de signal et des protocoles de communication pour la surveillance permanente sont exposés dans un premier temps. Puis dans la seconde partie du chapitre, on mettra en évidence les faiblesses des systèmes de surveillance existants sur le marché et les limitations des capteurs, des techniques de traitement de signal étudiées quand il s'agit de détecter des défauts de roulements à basses vitesses. Il existe sur le marché plusieurs systèmes commerciaux qui utilisent différents capteurs de surveillance. Les caractéristiques de quelques-uns sont montrées au tableau 1.1.

Tableau 1.1 Spécifications des systèmes de surveillance permanente existants

| Spécifications | PRÜFTECHNIK (VIBCONNECT RF) | TIMKEN (StatusCheck™) | Echo wireless Monitoring soft | ABB WiMon 100 |
|---------------------|--|--|---|--|
| |  |  |  |  |
| Accélération | √ | √ | √ | √ |
| Déplacement | √ | √ | √ | √ |
| Température | √ | √ | - | √ |
| Pression | √ | - | - | - |
| Fe | 4Hz à 10kHz | NF | 2.2kHz à 15kHz | 10Hz à 1kHz |
| Nb canaux | 2 | 2 | 5 | 2 |
| Extensible | - | - | - | - |
| Architecture | Radio-Ethernet | Radio-Ethernet | - | Radio-Ethernet |
| Accès web | - | - | √ | - |

1.2 Les capteurs et méthodes de détection de défauts

Beaucoup de recherches sur la surveillance des roulements ont été faites vue l'importance de ces composantes dans l'industrie et la nécessité de faire un suivi fréquent et fiable. On distingue quatre grands types de mesures exploitées en industrie :

- les vibrations,
- les émissions acoustiques,
- l'analyse d'huile,
- les mesures de température.

1.2.1 Les capteurs de vibrations

Le choix des accéléromètres doit être fait en prenant en compte la sensibilité des accéléromètres mais aussi leur réponse fréquentielle. En effet il existe deux types d'accéléromètres. Les accéléromètres piézoélectriques et les accéléromètres piézorésistifs.

Les accéléromètres piézoélectriques avec une tension de sortie basse sont utilisés pour mesurer des vibrations élevés. Par contre, ceux avec une tension de sortie élevée sont destinés à mesurer les vibrations de faible niveau. Donc on s'intéresse aux accéléromètres avec des sensibilités plus ou moins élevées (100mV/g / 500mV/g) dans ce projet car on ne va pas mesurer de très grandes amplitudes de vibration.

D'une autre part on s'intéresse à la réponse en fréquence des accéléromètres. En effet on a besoin d'une réponse en fréquence qui soit la plus faible possible puisqu'on travaillera en partie sur les machines qui tournent à très basses vitesses. Les accéléromètres avec des gammes très étendues de réponses en fréquences sont destinés à des machines avec des vitesses très élevées. Dans le tableau 1.2, on compare deux accéléromètres qui pourront être utiles dans ce projet.

Il y a eu des études pour des capteurs de vibrations sans fil, notamment celle de Molineaux *et al.* (Mollineaux et al., 2014) proposant un système comptants plusieurs accéléromètres sans

fil sur une même pôle d'éolienne. George (George, 2006) a développé un accéléromètre sans-fil mesurant l'accélération mais aussi la température. Son accéléromètre envoie les données en utilisant la communication radio et permet une acquisition sur deux canaux de température et d'accélération (Fig. 1.1).

Tableau 1.2 Tableau comparatif entre les accéléromètres piézoélectriques CTC-AC102






| Photo |  |  |
|---|---|---|
| Nom | CTC-AC 133 | CTC-AC 102 |
| Description | Accéléromètre basse fréquence. | Accéléromètre multi- usages. |
| Sensibilité | 500 mV/g | 100mV/g |
| Réponse en fréquence ($\pm 3\text{dB}$) | 0.1- 10000 Hz | 0.5- 15000 Hz |
| Température supportée | -58 à 250° F | -58 à 250° F |



Figure 1.1 S5NAP™
Tirée de (George, 2006)

D'autres types d'accéléromètres existent comme les capteurs piézorésistifs. Les premiers capteurs piézorésistifs ont été développés par Roylance en 1979 (Roylance et J.B., 1979). Il y a eu notamment plusieurs recherches pour améliorer ce nouveau type de capteurs (Chen et al., 1997; Partridge et al., 2000). Ces capteurs sont essentiellement destinés aux mesures d'accélérations statiques et des vibrations à basses fréquences (zani, 2002). Ce qui rend ces accéléromètres intéressants est surtout leur gamme fréquentielle de mesure; en effet, ils permettent de mesurer à partir de 0 Hz, ce qui n'est pas possible avec les accéléromètres piézoélectriques cités au début de cette section. Par contre, ils sont limités aux basses fréquences (250 ou 500 Hz).

Tableau 1.3 Tableau comparatif entre les accéléromètres 8315A, 8330A et 8395A

| | 8315A | 8330A | 8395A (tri-axe) |
|-----------------------------|---|--|---|
| Sensibilité | 10/20/40 mV/g (acc max 200g) 1000/2000/4000 mV/g (acc max 2g) | 1200 mV/g | 10/20/40 mV/g (acc max 200g) 1000/2000/4000 mV/g (acc max 2g) |
| Réponse en fréquence | 0-250 Hz | 2-500 HZ | 0-250 Hz |
| Température | -55°C - 125°C | -40°C - 125°C | -55°C - 125°C |
| Image |  |  |  |

Le tableau 1.3 montre une gamme d'accéléromètres piézorésistifs à basses fréquences de chez Kistler. Leur sensibilité peut varier de 10 à 4000 mV/g comme le montre le tableau 1.3. Cependant ces accéléromètres ont certain défauts, comme la sensibilité à la température. De plus, ils demandent une dynamique d'acquisition très développée. Ce type d'accéléromètre n'est pas répondu chez les industriels, ce qui rend sa commercialisation délicate dans un système de surveillance en ligne.

1.2.2 Les sondes de proximité

Puisque le système de surveillance proposé doit être flexible et il n'est pas destiné à surveiller seulement des roulements, les sondes de proximité peuvent être ajoutées au projet comme un outil de surveillance pour les paliers lisses. Ces sondes de proximité, montées orthogonalement par paires sur un rotor, servent à reproduire l'orbite du centre de l'arbre du rotor. Cette orbite est tracée depuis des signaux provenant des deux sondes et d'une base de temps. La figure 1.2 représente un montage de deux sondes de proximité.

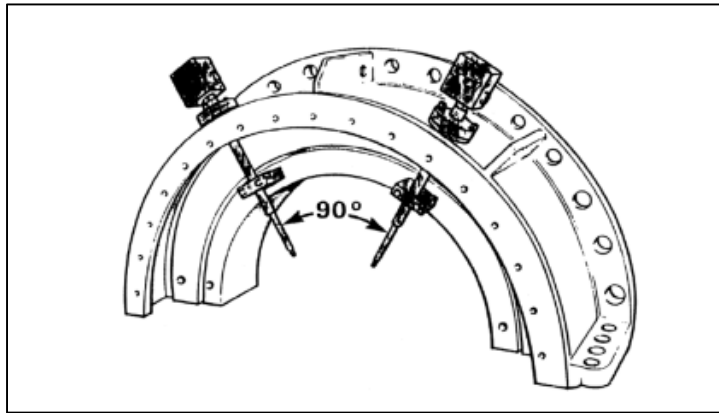


Figure 1.2 Sondes de proximité sur un palier lisse
Tirée de (Randall, 2011)

1.2.3 Les émissions acoustiques

La surveillance des roulements peut être effectuée en utilisant les vibrations ou les émissions acoustiques. En effet le passage d'une bille sur un défaut génère des vibrations pouvant être mesurées et traitées. Plusieurs recherches ont été menées pour démontrer l'efficacité d'une approche par rapport à une autre. Plusieurs articles (Jamaludin et Mba, 2002; Kedadouche, Thomas et Tahan, 2014a; McFadden et Smith, 1983; Yong-Han Kim, 2006) ont comparé les résultats fournis par les émissions acoustiques par rapport aux vibrations concernant les basses vitesses et ont démontré que les vibrations sont moins fiables quant à la détection des fréquences des défauts à de basses vitesses. Les émissions acoustiques sont un phénomène

mesurable alternatif aux vibrations. Les capteurs ultrasonores transforment les ondes acoustiques en un signal électrique (Mba et Rao, 2006). Dans la figure 1.3, on peut voir une chaîne de mesure des émissions acoustiques. Sur le plan commercial, il y a plusieurs gammes de capteurs d'émissions acoustiques (Fig. 1.4). La plupart des capteurs travaillent dans une gamme fréquentielle de 20 kHz à 1 MHz.

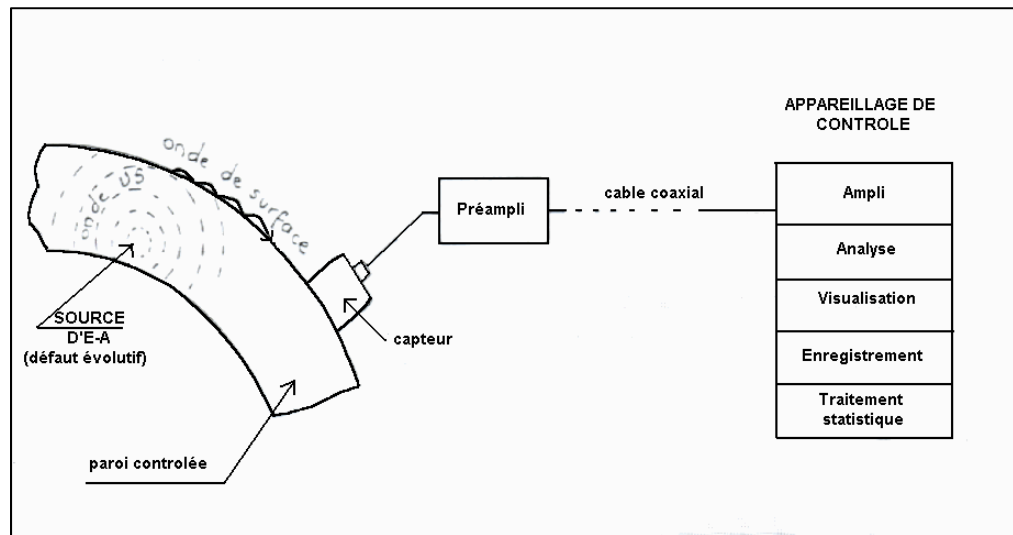


Figure 1.3 Chaîne d'acquisition d'émissions acoustiques
Tirée de (Les émissions acoustiques)



Figure 1.4 Capteurs d'émissions acoustiques de Physical Acoustics
Tirée de (Nair et Cai, 2010)

La mesure des émissions acoustiques (EA) prend de l'ampleur dans les systèmes de surveillance préventive des machines. Plusieurs chercheurs ont travaillé sur les relations entre les indicateurs temporels utilisés avec les signaux vibratoires sur des signaux d'EA et ont démontré leur efficacité (Lees, Quiney et Murray, 2011). Il y a eu des études comparant les deux méthodes d'acquisition, EA et vibration, afin de démontrer les différences entre elles. Notamment celle de Kim Y-H et al (Yong-Han Kim, 2006) qui ont mené une étude expérimentale pour comparer les vibrations et les EA dans le domaine temporel et fréquentiel sur des roulements à des vitesses faibles. Ils ont fait varier la vitesse entre 1200 RPM et 30 RPM. Il s'est avéré que les émissions acoustiques donnaient un meilleur résultat par rapport aux vibrations quand il s'agit de détection de défauts naissants à des vitesses basses que ce soit dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel. Eric Y. Kim *et al.* (Kim et al., 2007) dans leur travail sur les émissions acoustiques, ont démontré l'efficacité des EA à détecter les défauts à de basses vitesses. En effet, ils ont fait une étude expérimentale sur des roulements défectueux de 50 RPM et de 140 RPM et ils ont comparé l'efficacité des indicateurs temporels appliqués sur les signaux des EA. Ils ont conclu que le niveau RMS et l'entropie sont les meilleurs indicateurs temporels pour détecter les défauts, peu importe la vitesse de rotation ou le type de défaut testé.

1.2.4 L'analyse d'huile

Cette technique consiste à analyser l'huile présente dans un roulement. Cette analyse peut se faire selon deux méthodes(Hameeda et al., 2009).

- La première utilise un simple examen visuel du lubrifiant. Avec cet examen à partir de la couleur du lubrifiant, on peut détecter les signes d'une usure anormale, de la présence d'une corrosion ou bien un écaillage des surfaces.
- La deuxième méthode consiste à procéder à une analyse chimique du lubrifiant afin de déterminer les concentrations et la présence de certaines particules.

Maru a démontré dans un travail (Maru, Castillo et Padovese, 2007) la corrélation qui se trouve entre les vibrations et le taux de contamination de l'huile. Il a analysé le lubrifiant et les vibrations d'un roulement sain et d'autres défectueux. Les vibrations dépendent en partie du taux de présence de particules dans le lubrifiant mais aussi de la taille de ces particules.

1.2.5 L'analyse de température

Mesurer la température au niveau des roulements est une méthode assez facile pour déterminer le niveau de dégradation d'un équipement. Cette mesure peut être effectuée par plusieurs méthodes comme en installant des thermocouples ou bien par thermographie infrarouge. L'idée de ce type d'analyse est de surveiller la tendance de la température d'une composante dans le temps. Une élévation anormale de la température d'une composante reflète la présence d'un défaut. Jinju Seo *et al.* (Seo et al., 2011) ont étudié la fiabilité des mesures de thermographie infrarouge pour la détection de défauts de roulements liés au graissage. Dans leur travail (Yan-shuang, 2011), Wang Yan-shuang et Zhu Hai-feng ont étudié l'impact de la vitesse et de la charge sur la température du roulement mais ils ont aussi étudié la température de chaque composante de leur banc d'essai, ce qui pourrait servir de référence pour établir des seuils d'alarmes. L'inconvénient de la méthode thermique est une détection tardive du défaut.

1.3 Le traitement de signal

L'analyse d'un signal vibratoire nous permet de détecter la présence d'un défaut, soit dans le domaine temporel ou bien dans le domaine fréquentiel, si sa signature est visible. D'autres types d'analyses sont possibles comme l'analyse temps-fréquence ou bien la décomposition en ondelettes du signal.

1.3.1 L'approche temporelle

L'approche temporelle pour la détection de défauts se résume aux indicateurs statistiques comme le RMS (Root Mean Square), le niveau crête (PEAK) ou bien le Facteur Crête (CF) : Le RMS au sens de l'écart type est calculé comme suit :

$$RMS_{STD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2} \quad (1.1)$$

où \bar{x} représente la moyenne du signal.

Le niveau crête est défini par :

$$PEAK = \sup_{1 \leq k \leq N} |x_k| \quad (1.2)$$

ou mieux encore, en considérant le niveau crête comme la moyenne du crête à crête:

$$PEAK_{PTP} = \frac{1}{2} (\sup_{1 \leq k \leq N} x_k - \min_{1 \leq k \leq N} x_k) \quad (1.3-a)$$

Le facteur de crête est défini par :

$$CF = \frac{PEAK}{RMS} \quad (1.4)$$

Tandon (Tandon et Choudhury, 1999), en 1999, a effectué une comparaison entre plusieurs indicateurs *temporels* et a démontré que le PEAK et le RMS sont assez efficaces pour la

détection des défauts. Le plus petit défaut sur la bague extérieure d'un diamètre de $75 \mu m$ a été détecté avec le RMS. Quant au niveau crête (PEAK), il dit qu'il est meilleur pour la détection des défauts sur la bague intérieure (Tandon, 1994). N. Tandon a réussi à détecter un défaut sur la bague intérieure de $200 \mu m$ grâce au PEAK. Kedadouche *et al.* (Kedadouche, Thomas et Tahan, 2012) a comparé les comportements de différents indicateurs temporels quant à la détection de petits défauts de roulements, au deuxième stade de dégradation de l'ordre de $40 \mu m$. Ses résultats ont montré que le RMS, le facteur crête et le facteur K appliqués aux signaux des EA sont plus représentatifs de la dégradation du défaut que lorsqu'ils sont calculés à partir de signaux vibratoires. Le niveau RMS s'avère trois fois plus important sur les signaux des EA que sur les signaux de vibrations.

White (White, 1984) a introduit les moments statistiques comme façon d'utiliser les indicateurs temporels. Ces indicateurs se basent sur la densité de probabilité qu'un signal soit dans une fenêtre particulière d'amplitude pendant un certain laps de temps. Cela peut se traduire par l'équation (1.4) :

$$P(x \leq X(t) \leq x + \Delta x) = \sum_{i=1}^N \frac{\Delta t_i}{T} \quad (1.4)$$

où Δt_i est la durée lorsque le signal se trouve dans la fenêtre d'amplitude égale à Δx et T est la durée totale du signal.

De cela, des moments statistiques ont été calculés à partir de cette densité de probabilité pour créer des descripteurs qui se calculent de la manière suivante (1.5):

$$D_n = \frac{M_n}{\sigma^n} \quad (1.5)$$

où

$$M_n = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^n \quad (1.6)$$

$$\text{Le RMS est défini par } \sigma = \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^2 p(x) dx} \quad (1.7)$$

où N est le nombre d'échantillons.

Le Kurtosis (KU) en est une application en considérant un moment d'ordre 4 et se calcule de la manière suivante (1.8):

$$KU = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (1.8)$$

Dans le même ordre d'idée, Le Skewness est un indicateur d'ordre 3 mesurant l'énergie par rapport à un niveau moyen (1.9).

$$Skewness = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{RMS^3} \quad (1.9)$$

Beaucoup de recherches ont fait ressortir l'efficacité du Kurtosis, pour la détection des défauts de roulements. Il s'agit d'un indicateur représentant les impulsions dans un signal. Certains articles de recherche (Collacott, 1977; Dyer et Stewart, 1978) ont démontré l'utilité de l'utilisation du Kurtosis pour la détection des défauts de roulements par rapport aux autres indicateurs conventionnels tels que le PEAK ou le RMS. Cet indicateur permet d'avoir une idée sur la santé du roulement sans pour autant savoir beaucoup de choses sur l'historique de la machine. En effet une valeur supérieure à 3 signifie que le roulement est défectueux (Tandon et Choudhury, 1999), sauf que le Kurtosis peut être plus sensible qu'il ne le faut et peut donner des alarmes prématurément, au second stade de dégradation (Sassi, Badri et Thomas, 2006).

Sassi *et al.* (Sassi, Badri et Thomas, 2006) ont proposé une alternative au Kurtosis qui est THIKAT décrit par la formule 1.10. THIKAT est calculé à partir de différents paramètres qui sont le RMS, le PEAK, le CF et le Kurtosis. Cet indicateur est moins sensible que le Kurtosis et ne donne une alarme qu'à la fin du troisième stade de dégradation. Dans le même travail, Sassi a présenté un autre indicateur intitulé TALAF. Cet indicateur, contrairement aux indicateurs classiques (RMS, Kurtosis, CF, ..) reflète l'évolution de la dégradation du début

jusqu'à sa fin et sa valeur ne diminue pas avec la présence de plusieurs défauts. TALAF est calculé avec la formule 1.11. Dans les formules 1.10 et 1.10, RMS_0 est la valeur du RMS d'un roulement sain.

$$THIKAT = \log[(Ku)^{CF} + (\frac{RMS}{RMS_0})^{PEAK}] \quad (1.10)$$

$$TALAF = \log[Ku + \frac{RMS}{RMS_0}] \quad (1.11)$$

La figure 1.5 montre l'évolution de l'indicateur THIKAT en fonction du diamètre d'un défaut de roulement. Cet indicateur indique la gravité de la dégradation à partir de la pente de sa courbe. Une pente positive signifie que le roulement est en train de se dégrader mais qui n'a toujours pas atteint le seuil de danger. Par contre, une courbe négative indique que le roulement est dans son quatrième stade de dégradation et qu'il faut impérativement le remplacer.

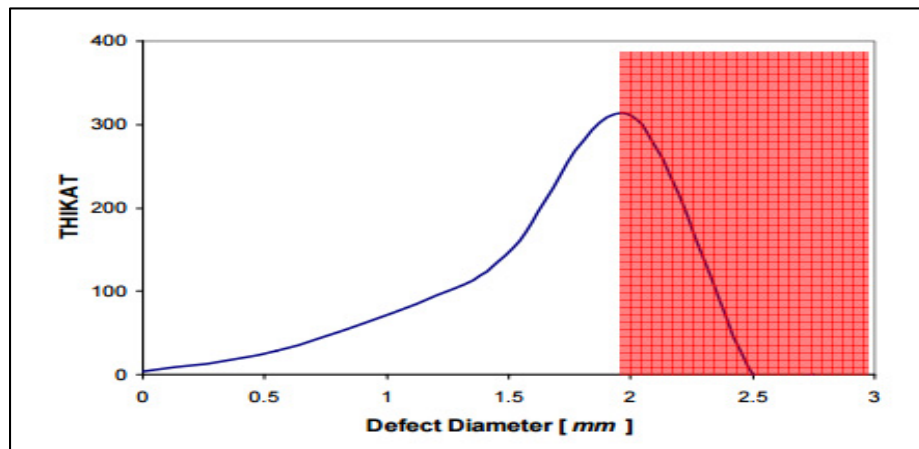


Figure 1.5 Évolution de THIKAT en fonction du diamètre du défaut
Tirée de (Sassi, Badri et Thomas, 2006)

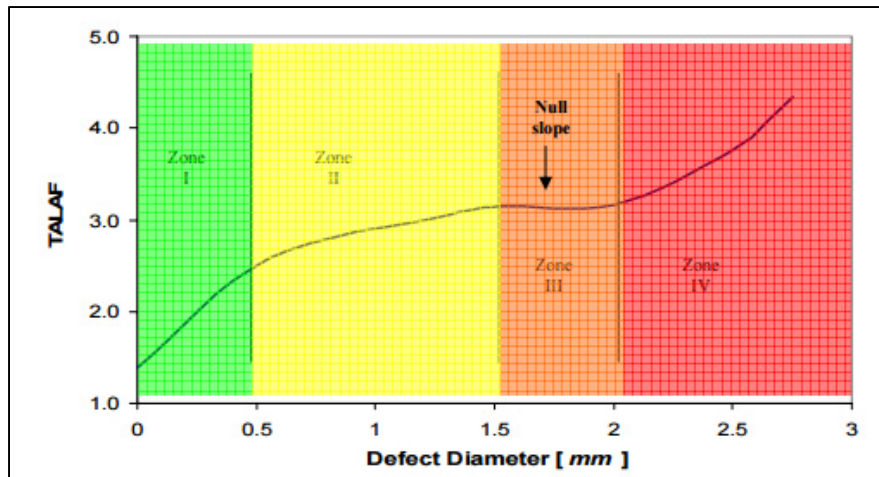


Figure 1.6 Évolution de TALAF en fonction du diamètre du défaut
Tirée de (Sassi, Badri et Thomas, 2006)

Les roulements ont une durée de vie bien définie. Cette durée peut être divisée en quatre périodes de dégradations (Thomas, 2011) :

- Stade 1 : une vie résiduelle supérieure à 10 %,
- Stade 2 : une vie résiduelle supérieure à 5%,
- Stade 3 : une vie résiduelle supérieure à 1%,
- Stade 4 : une vie résiduelle inférieure à 0.2%.

La figure 1.6 montre l'évolution de l'indicateur TALAF en fonction du diamètre d'un défaut de roulement. La particularité de cet indicateur c'est qu'il augmente avec la taille du défaut. Plus le défaut augmente plus la pente de sa courbe diminue jusqu'à devenir quasi nulle, ce qui explique que le roulement a atteint le troisième stade de dégradation. Ce stade passé, la pente revient plus accentuée pour montrer que le roulement est dans son quatrième stade de dégradation et qu'il a atteint le seuil de danger.

Xinwen Niu *et al.* (Niu, Zhu et Ding, 2005) ont repris le même procédé que White(White, 1984) et ils l'ont amélioré pour obtenir des indicateurs statistiques normalisés plus flexibles et plus fiables pour des diagnostics précis. Xinwen *et al.* ont fait deux hypothèses : la première est que la valeur moyenne du signal est enlevée avant la rectification et la seconde

est que les données traitées sont un ensemble discret de données, ce qui permet à l'équation 1.6 d'être réécrite sous la forme suivante :

$$M_n = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k)^\beta, \beta \geq 1 \quad (1.12)$$

avec β une valeur réelle.

Pour rendre $x(t)$ positif, les auteurs suggèrent deux méthodes qui sont :

$$y = |x|, \text{ ou } y = x^2 \quad (1.13)$$

Alors 1.12 peut devenir :

$$(M_n)_r = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)^\beta, \beta \geq 1 \quad (1.14)$$

Avec r une description de la manière avec laquelle les données ont été rectifiées; $r = a$ si on a utilisé la valeur absolue des données d'origine et $r = s$ si les données ont été rectifiées en utilisant le carré des données d'origine.

Finalement le nouveau moment statistique normalisé peut être défini comme suit :

$$NM_r^\beta = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)^\beta}{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k)\right)^\beta}, \beta \geq 1 \quad (1.15)$$

La flexibilité de cet indicateur vient du fait qu'on peut jouer sur les valeurs de β et de r pour trouver le bon indicateur qui répond aux besoins de l'utilisateur.

Dans une autre optique de surveillance, il y a eu des études qui tendent à enlever le bruit dans les signaux vibratoires afin de faire ressortir les chocs potentiels enfouis dans le signal. L'extracteur de chocs fait partie des techniques de dé-bruitage des signaux. L'extracteur de chocs (Badri et al., 2007), basé sur l'index de Julien : un compteur de chocs (Thomas, Archambault et J., 2004) qui extrait les chocs dans le signal en faisant un balayage sur tout le long du signal. Les niveaux du Kurtosis de chaque trois fenêtres adjacentes (figure 1.7) sont comparés.

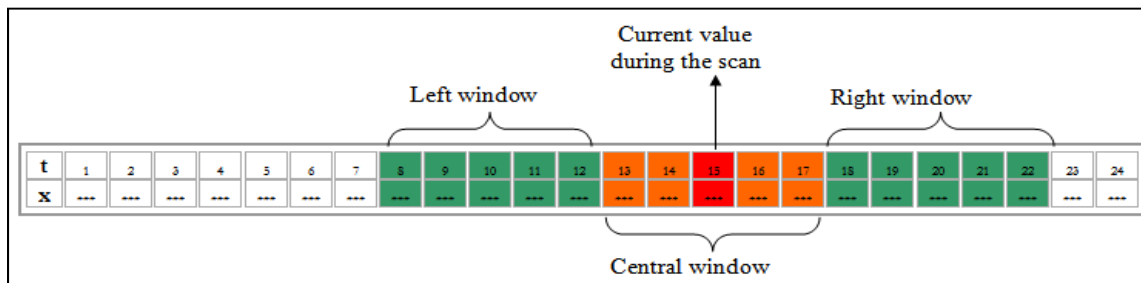


Figure 1.7 Identification des fenêtres
Tirée de (Sassi, 2007)

Une valeur de 1 est attribuée si la fenêtre centrale a le plus haut niveau d'énergie, sinon on considère qu'il n'y a pas de chocs et une valeur de 0 est attribuée. Après avoir calculé l'index de Julien, les portions du signal qui ont un index nul sont supprimées. Un fenêtrage est appliqué sur le reste des portions pour éliminer les distorsions possibles pouvant apparaître sur le spectre du signal en sortie. Après cette étape le signal dé-bruité est obtenu. La figure 1.8 montre l'organigramme de ce type de traitement de signal.

D'autres méthodes pour extraire les chocs existent comme la technique du Minimum d'entropie (MED) (Endo et Randall, 2007; Sawalhi, Randall et Endo, 2007; Tomasz et Nader, 2012). Cette technique est décrite plus amplement au chapitre 2, car utilisée dans les développements de cette étude.

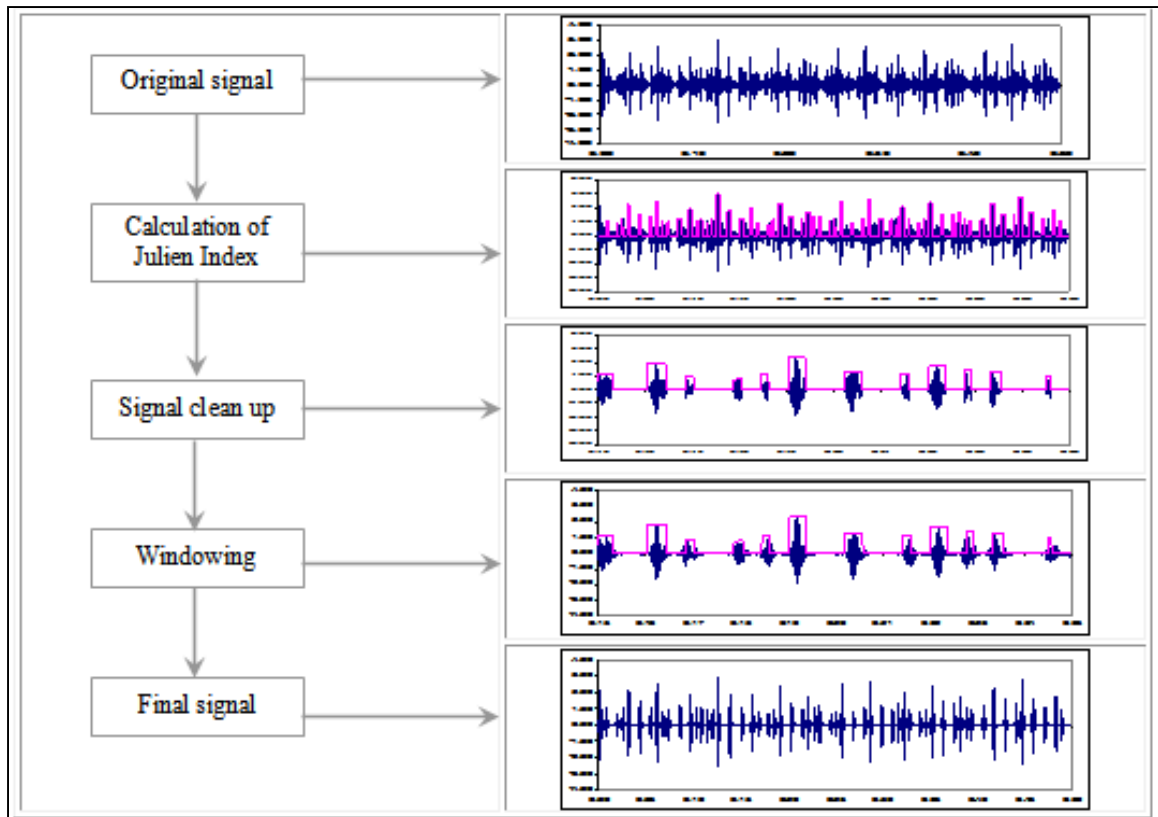


Figure 1.8 Organigramme de traitement du signal IJT
Tirée de (Badri et al., 2007)

1.3.2 L'approche fréquentielle

L'approche fréquentielle est basée sur la détection de la signature d'un défaut particulier en se basant sur le spectre du signal. En effet, selon l'amplitude d'un défaut, des fréquences bien spécifiques sont excitées. Dans le cas d'un roulement, on peut distinguer quatre fréquences distinctes :

- FTF : fréquence de la cage du roulement,
- BPFO : fréquence de passage des billes sur la piste externe,
- BRFI : fréquence de passage des billes sur la piste interne,
- BSF : vitesse de rotation des billes.

Chacune de ces fréquences est calculée de la manière suivante :

$$FTF = \frac{1}{2} \left[\omega_i \left(1 - \frac{Bd(\cos \varphi)}{Pd} \right) + \omega_o \left(1 + \frac{Bd(\cos \varphi)}{Pd} \right) \right] \quad (1.16)$$

$$BPFO = \frac{Nb}{2} \left(1 - \frac{Bd}{Pd} \cos \varphi \right) \omega \quad (1.17)$$

$$BPFI = \frac{Nb}{2} \left(1 + \frac{Bd}{Pd} \cos \varphi \right) \omega \quad (1.18)$$

$$BSF = \frac{Pd}{2Bd} \left[1 - \left(\frac{Bd}{Pd} \cos \varphi \right)^2 \right] \omega \quad (1.19)$$

où ω est la vitesse de rotation de la partie tournante, ω_i la vitesse de rotation de la bague intérieure, ω_o la vitesse de rotation de la bague extérieure, Bd le diamètre des billes, Pd pas diamétral, Nb le nombre de billes et φ l'angle de contact.

Selon la fixation du roulement, la fréquence de train FTF s'écrit comme suit :

- Si la bague intérieure est fixe on a $\omega_i = 0$; $\omega_o = \omega$ et la fréquence du FTF devient :

$$FTF = \frac{\omega}{2} \left(1 + \frac{Bd(\cos \varphi)}{Pd} \right) \quad (1.20)$$

- Si la bague extérieure est fixe on a $\omega_i = \omega$; $\omega_o = 0$ et la fréquence du FTF devient :

$$FTF = \frac{\omega}{2} \left(1 - \frac{Bd(\cos \varphi)}{Pd} \right) \quad (1.21)$$

Si les 2 bagues sont libres de tourner, on doit additionner les équations (1.20) et (1.21).

La présence d'une composante sur un spectre à ces fréquences nous permet de localiser la nature du défaut. Quant à la sévérité du défaut, elle est liée à l'amplitude du pic mais aussi la présence et le nombre d'harmoniques et de fréquences de modulation autour de ces fréquences. En effet, plus l'amplitude des pics à ces fréquences est élevée et plus le nombre d'harmoniques et de fréquences de modulation est important, plus le défaut est à un stade

avancé de dégradation (Thomas, 2011). La fréquence de BSF est visible généralement à sa deuxième harmoniques. En effet, avoir un défaut sur une bille d'un roulement cause deux chocs par tour, un sur la bague extérieure et l'autre sur la bague intérieure du roulement, ce qui explique le fait que le défaut est plus visible sur la deuxième harmonique du BSF.

La détection des défauts de roulements dans le domaine fréquentiel peut se faire aussi en analysant les hautes fréquences de résonance. La force de l'impact excite d'une façon importante la résonance du système à des hautes fréquences (McFadden et Smith, 1984). En étudiant les modulations autour de ces fréquences de résonances, on peut détecter la présence d'un défaut mais aussi sa nature à partir des fréquences de défauts de roulements.

Une autre méthode pour la détection des défauts dans le domaine fréquentiel et d'utiliser l'analyse d'enveloppe. Cette méthode consiste à démoduler un signal avant de calculer son spectre. Généralement pour faire une analyse enveloppe, on utilise la transformée de Hilbert (McInerny et Dai, 2003) sur le signal temporel avant d'appliquer la transformée de Fourier rapide. La transformée de Hilbert d'un signal $x(t)$ peut se traduire par l'équation 1.22.

$$H(x(t)) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \frac{1}{t-\tau} d\tau \quad (1.22)$$

En effet, un signal vibratoire peut être modulé en amplitude et en phase(Thomas, 2011). Ce signal peut s'écrire sous la forme :

$$x(t) = A(t) \sin(\omega t + \theta(t)) \quad (1.23)$$

Avec $A(t)$ la fonction de modulation d'amplitude et $\theta(t)$ la fonction de modulation de phase. La transformée de Hilbert permet de calculer les fonctions de modulation d'amplitude et de phase ainsi que la fréquence instantanée. Un signal analytique peut être formé en ajoutant au signal original sa transformée de Hilbert dans sa partie imaginaire (eq 1.24).

$$\tilde{x}(t) = x(t) + iH(x(t)) \quad (1.24)$$

La fonction de modulation d'amplitude $A(t)$ s'écrit alors de la manière suivante :

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + H^2(x(t))} \quad (1.25)$$

Et la fonction de modulation de phase $\theta(t)$ s'exprime comme suit :

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{H(x(t))}{x(t)} \right) \quad (1.26)$$

Quant à la pulsation instantanée elle peut être calculée de la manière suivante :

$$\omega(t) = \omega + \frac{d}{dt}(\theta(t)) \quad (1.27)$$

Afin de procéder à une analyse enveloppe un filtre passe-bande centré sur la résonance du roulement est appliqué sur le signal original afin de cibler les amplifications de vibration à la naissance du défaut. Par la suite on calcule l'enveloppe du signal en utilisant la transformée de Hilbert. Et finalement on applique une transformée de Fourier sur l'enveloppe du signal obtenue. Le spectre en sortie de cette procédure permet de distinguer les fréquences de défauts de roulements et leurs harmoniques.

Une autre approche pour déterminer la bande fréquentielle d'intérêt s'appelle le Kurtosis Spectral (KS). Le Kurtosis spectral est un indicateur statistique spectral introduit par Dwyer (Dwyer, 1983). Cet indicateur peut montrer la présence d'évènements non-stationnaires dans le domaine fréquentiel d'un signal et leurs emplacements. Le KS est calculé sur chaque portion fréquentielle du signal en utilisant la STFT (*Short-Time Fourier Transform*). Antoni (Antoni, 2006) donne une définition formelle du KS et de son utilisation pour la détection des

signaux non-stationnaires. Il stipule que tout processus non stationnaire centré $X(n), n \in Z$ peut être décomposé sous la forme :

$$X(n) = \int_{-\frac{1}{2}}^{+\frac{1}{2}} H(n, f) e^{j2\pi fn} dZ_x(f) \quad (1.28)$$

où $dZ_x(f)$ est un incrément spectral orthogonal et $H(n, f)$ est l'enveloppe complexe de $X(n)$ à la fréquence f . Finalement le KS s'écrit sous la forme :

$$K_x(f) = \frac{|H(n, f)|^4}{\langle |H(n, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (1.29)$$

où $\langle f(n) \rangle = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-1} \sum_N f(n)$, ce qui symbolise la moyenne temporelle d'une fonction $f(n)$.

Dans un autre article (Antoni, 2005), Antoni décrit le Kurtogram. Le Kurtogram est une représentation tridimensionnelle se basant sur le KS d'un signal. Dans les Kurtogrammes classiques, le KS est représenté en fonction de la fréquence et de la résolution fréquentielle $(f, \Delta f)$. Le Kurtogram proposé par Antoni se base sur le filtrage arborescent du signal et le calcul de KS sur chaque signal filtré.

Des dérivées de l'analyse d'enveloppe ont été développées pour créer des enveloppes adaptatives. D'autres études ont été menées en combinant les signaux des EA à des outils de traitement de signal comme l'EMD (*Empirical Mode Decomposition*), le MED (*Minimum Entropy Deconvolution*) et TKEO (*Teager-Kaiser Operator Energy*) afin d'améliorer la détection dans un stade précoce d'un défaut de roulement (Kedadouche, Thomas et Tahan, 2014b). Mostafa *et al.* (Wael et al., 2014) ont travaillé sur l'utilisation des émissions acoustiques pour la détection des défauts de roulements à de basses vitesses. L'algorithme

proposé dans leur travail se base sur un ré-échantillonnage angulaire du signal acquis. Par la suite, l'EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*) est appliqué sur le signal ré-échantillonné. La densité spectrale instantanée est calculée sur chacune des IMF obtenues. Finalement les indicateurs statistiques angulaires sont calculés sur l'IMF qui a le plus grand *MFrms*. Le calcul expérimental s'est fait sur des signaux d'un rotor qui tourne à 20 RPM. Le travail montre qu'à de basses vitesses, les indicateurs statistiques angulaires sont intéressants. La méthode proposée est testée sur des signaux vibratoires et n'est efficace qu'à partir de 60 RPM.

1.3.3 L'approche temps-fréquence

L'analyse temps fréquence permet d'analyser le signal en trois dimensions à savoir le temps la fréquence et l'amplitude. Cohen (Cohen, 1989) a fait une revue de l'approche temps-fréquence en utilisant la STFT (*Short-Time Fourier Transform*) et a étudié plusieurs types de distributions comme la distribution de Wigner ou bien la distribution de Choi-Willams. Il les a comparés et a montré leurs avantages et inconvénients d'un point de vue mathématique. Safizadeh *et al.* (Mir et al., 2002) ont exposé trois types d'approches temps fréquences pour le diagnostic des défauts d'engrenages à savoir la STFT, la transformation en ondelettes et la distribution de Wigner-Ville. La STFT est une technique qui divise le signal original supposé non stationnaire, en plusieurs segments qu'on assume stationnaire localement. Dans chaque fenêtre temporelle, le spectre correspondant est calculé. $s_i(\tau)$ étant le signal original, sa STFT est calculée comme suit où $h(\tau)$ est une fonction de fenêtrage centrée sur τ .

$$S_i(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j\omega\tau} s(\tau) h(\tau - t) d\tau \quad (1.30)$$

Par la suite, la densité spectrale est calculée à un instant τ . L'ensemble de ces densités donne le spectrogramme.

$$P(t, \omega) = |S_i(\omega)|^2 = \left| S_i(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j\omega\tau} s(\tau)h(\tau-t)d\tau \right|^2 \quad (1.31)$$

La transformation en ondelettes est une technique similaire à la STFT mais qui donne plus de flexibilité par rapport aux résolutions temporelles et fréquentielles contrairement à la STFT (Peng et al., 2003). En effet, la transformation en ondelettes utilise pour chaque bande fréquentielle du signal $x(t)$, une fonction de fenêtrage différente. Cette fonction de fenêtrage $\psi_{a,b}(t)$ est générée à partir d'une fonction $\psi(t)$ appelée ondelette mère.

$$\psi_{a,b}(t) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.32)$$

La transformée en ondelettes continue du signal $x(t)$ est définie avec a , un paramètre scalaire et b un paramètre temporel. Le facteur $a^{-1/2}$ est là pour assurer la préservation de l'énergie.

$$W_x(a, b; \psi) = \langle x(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = a^{-1/2} \int x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt, a > 0 \quad (1.33)$$

Peng (Peng et al., 2003) détaille cette méthode de détection de défaut en utilisant l'aspect temps-fréquence en utilisant l'ondelette de Morlet comme ondelette mère.

1.3.4 Outils de diagnostic non optimisés

Les outils de diagnostic présentés varient selon leur type de l'entité mesurée. Dans ce travail, on se limitera aux vibrations, étant donné qu'ils sont les plus utilisés dans l'industrie pour la surveillance des machines. A basses vitesses, les vibrations souffrent de certaines limites. Mba dans sa revue sur les émissions acoustiques (Mba et Rao, 2006) stipule qu'un défaut de roulement peut causer des propagations des fréquences de résonances aux différentes composantes du roulement à cause de leur interaction. Cela rend l'interprétation des résultats et le diagnostic difficile, surtout quand il s'agit de rotations à des vitesses faibles. En effet,

l'énergie générée par le choc est très faible ce qui explique les limitations des vibrations à de basses vitesses. Cette section présente certaines limitations que présentent les outils de diagnostic quand il s'agit de détecter des défauts à de basses vitesses.

1.3.4.1 Les limites de l'approche temporelle

La plupart des indicateurs temporels ne sont réactifs à de basses vitesses qu'à un stade assez avancé de la dégradation du roulement. Les vibrations globales, le Kurtosis ou le facteur crête ne permettent que la détection de défauts au troisième stade de dégradation (Thomas, 2011). Il en est de même pour les mesures de température qui ne permettent qu'une détection qu'après le quatrième stade de dégradation après échauffement de la cage du roulement. Cela rend difficile aux opérateurs de définir des niveaux d'alarmes adéquats pour les indicateurs statistiques.

Ray (RAY, 1980) a comparé les tendances des indicateurs statistiques notamment le Kurtosis et le « *Shock Pulse* » de roulements sains et défectueux. Il a démontré que le Kurtosis n'était efficace qu'à des vitesses plus grandes que 100 RPM. Yong-Han Kim (Yong-Han Kim, 2006) dans une étude comparative entre les émissions acoustiques et les vibrations à basses vitesses compare les signaux temporels et les indicateurs statistiques à savoir le RMS, le Kurtosis, le Skewness et le facteur de crête (*Crest Factor*) d'un roulement sain et d'un autre défectueux. Les signaux ont été pris avec une vitesse qui varie entre 30 RPM et 1200 RPM. Son travail montre qu'à 150 RPM, le signal temporel du roulement défectueux ressemble à celui d'un roulement sain et a pratiquement la même amplitude, alors qu'à 1200 RPM, la signature du défaut est clairement visible et l'amplitude augmente. Quant aux indicateurs statistiques des signaux des deux roulements ont la même valeur entre 30 RPM et 300 RPM; c'est à partir de 600 RPM qu'on remarque un changement significatif entre les valeurs.

1.3.4.2 Les limites de l'approche fréquentielle

Rogers (Rogers, 1979) a stipulé que l'application des outils de diagnostics conventionnels était limitée pour les systèmes de surveillance en ligne quand il s'agit de surveiller des

machines à basses vitesses. Mechefske et Mathew (Mechefske et Mathew, 1992; 1993) ont étudié le comportement des vibrations lors d'un diagnostic à de basses vitesses (moins de 100 RPM). Sur les spectres, les fréquences recherchées sont complètement noyées dans le bruit. Pour faire un diagnostic propre dans le domaine fréquentiel, il fallait avoir plusieurs minutes de signal temporel afin de pouvoir analyser les basses fréquences d'intérêt et avoir des spectres moyennés. Ce temps d'acquisition relativement long permettra de couvrir un nombre suffisant de révolutions mais aussi permettra de différencier entre les fréquences d'intérêt et les basses fréquences relatives à la structure et sa résonance. Il a été montré que finalement, même avec un temps d'acquisition long et un spectre moyenné, il était difficile de voir les signatures des défauts de roulements si le niveau du bruit de la machine est haut.

1.3.4.3 Les limites de l'approche temps-fréquence

La limitation d'une analyse STFT est que la fenêtre reste fixe pour toutes les fréquences (Mir et al., 2002). Avoir une bonne résolution fréquentielle se fera au dépend de la résolution temporelle et inversement (principe de Heidelberg) (Mir et al., 2002). Mais la limitation réelle derrière l'approche temps-fréquence est le temps de calcul et les ressources que consomme cette méthode. Étant donné que l'objectif principal est de mettre en place un système de surveillance permanente pour des machines à basses vitesses, le temps de calcul est un paramètre très important à considérer. Il est compliqué aussi d'implémenter des seuils de références dans cette approche temps-fréquence, ce qui rend le système de surveillance incapable de donner l'état des machines en adoptant cette approche.

1.4 Les systèmes de surveillance permanente et protocoles de communications

Parmi les systèmes de surveillance déployés, un grand nombre se basent sur les réseaux de capteurs sans-fil. On distingue dans la littérature plusieurs types de protocoles de communications fréquemment utilisés dans les systèmes de surveillance permanente. Une étude des protocoles de communications et systèmes de surveillance est détaillée dans la section suivante :

- le Bluetooth,
- ZigBee,

- WirelessHART,

1.4.1 Le bluetooth

Le Bluetooth est une technologie qui utilise des circuits radios à coût faible. Cette technologie permet de transmettre des données à une faible portée. Cette portée est de l'ordre de quelques dizaines de mètres. Le débit que peut atteindre le Bluetooth est de 1.5Mbps. On distingue trois classes d'émetteurs Bluetooth qui définissent la portée et la puissance des émissions. Le tableau 1.4 récapitule ces classes d'émetteurs.

Tableau 1.4 Spécifications des classes Bluetooth

| Classe | Puissance (affaiblissement) | Portée |
|--------|-----------------------------|--------------|
| I | 100 mW (20 dBm) | 100 mètres |
| II | 2.5 mW (4 dBm) | 15-20 mètres |
| III | 1 mW (0 dBm) | 10 mètres |

Le Bluetooth comme on peut le remarquer, a une portée faible et un débit ne dépassant pas le 1Mbps théorique. Notons qu'une version du Bluetooth peut atteindre les 100Mbps annoncée par le "*Bluetooth Special Interest Group*" mais à l'heure actuelle, elle n'est pas fréquemment utilisée. Le Bluetooth dans l'industrie et plus précisément dans la surveillance conditionnée des machines, est généralement utilisé pour acheminer les données d'une carte d'acquisition au micro-ordinateur pour les traiter. Cette opération qui ne nécessite pas une portée très longue, nécessite néanmoins un débit de transfert assez important si on veut acheminer des signaux bruts d'une grande taille. Parmi les applications industrielles de surveillance que peut satisfaire le Bluetooth, on peut citer les applications suivantes :

- la surveillance conditionnée des composantes électriques,
- mesure temporaire de vibration (nombre de canaux et fréquences d'échantillonnages restreints),
- consulter l'historique ou bien les informations de maintenances dans le réseau d'une usine,

- le paramétrage d'appareils à partir d'un appareil portable.

1.4.2 Le Zigbee

Le ZigBee est une technologie très semblable au Bluetooth. Il s'agit d'un protocole qui permet les communications radios à consommation très faible. Ce protocole se base sur la norme IEEE 802.15.4. ZigBee permet une transmission de données avec un débit maximal de 250 Kbps. La portée des émetteurs est faible, elle est de l'ordre d'une centaine de mètres. Le nombre de nœuds dans un réseau ZigBee peut être très grand et peut même atteindre les 2^{24} nœuds. ZigBee a un avantage très puissant qui est la durée de vie de ses émetteurs placés sous batterie ou piles (Ergen, 2004). L'avantage de ce protocole est sa faible consommation d'énergie. Mais à cause de certains défauts qu'il a, notamment ceux concernant la sécurité, il n'a pas été beaucoup utilisé dans l'industrie malgré les différents avantages et innovations qu'il peut apporter. Dans une revue concernant les technologies sans-fil et leurs utilisation dans l'industrie, Tomas Lennvall, Stefan Svensson disent : "*One of the loudest argument against ZigBee has been the lack of industrial-grade robustness. [...]. Furthermore, the lack of robustness also means that ZigBee is less suited for control applications.*" (Tomas, S. et F., 2008).

Koonlaboon a utilisé ce protocole dans sa thèse intitulée "*Wireless health monitoring and improvement system for wind turbines*"(Korkua, 2011). Il a utilisé des capteurs sans-fils qui envoyaient les données en utilisant ZigBee à un coordinateur (Fig. 1.9).

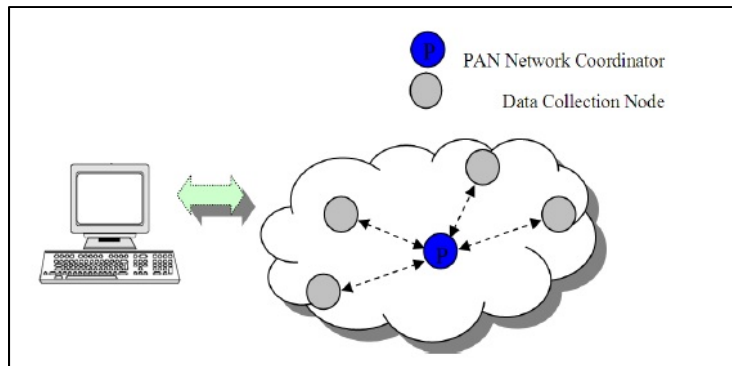


Figure 1.9 Réseau ZigBee dans la thèse de Koonlaboon
Tirée de (Korkua, 2011)

Ce coordinateur récupère les données des différents nœuds et les envoie à son tour à un ordinateur sur site pour traiter les données acquises. Le schéma de la figure 1.10 nous montre l'architecture du système mis en place par Koonlaboon.

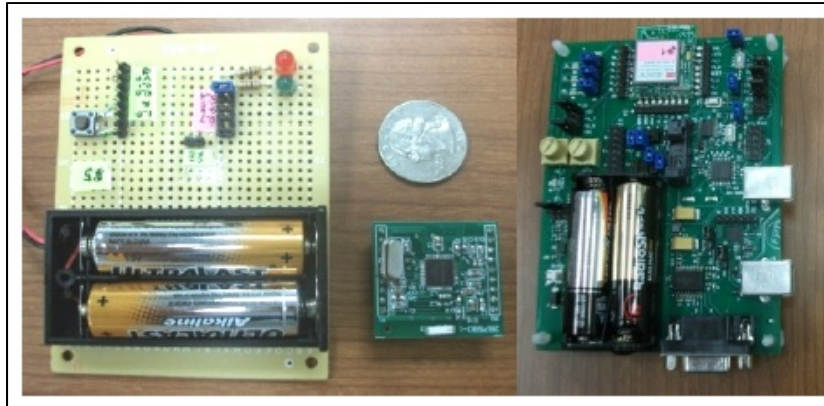


Figure 1.10 Système de surveillance de Koonlaboon
Tirée de (Korkua, 2011)

Dans la partie gauche de la figure 1.10, on voit un nœud d'acquisition de données et à droite on peut voir le coordinateur du réseau ZigBee implanté.

1.4.3 WirelessHART

WirelessHART est une technologie de capteurs sans-fils très récente. Vu comme une amélioration du ZigBee, cette technologie répond aux besoins de l'industrie en étant simple à utiliser et à déployer. WirelessHART utilise des signaux radio standard IEEE 802.15.4-2006. Cette technologie basée sur le protocole HART (*Highway Addressable Remote Transducer Protocol*) intègre un standard d'interopérabilité sans-fil, c'est à dire qu'elle peut communiquer avec les autres technologies sans-fil. Ce protocole est des plus fiables grâce au réseau maillé et à la synchronisation temporelle qu'il intègre. Le wirelessHART a un débit de transfert de 250 kbps tout comme le ZigBee et la portée peut aller jusqu'à 250m entre les équipements(Liao et Liu, 2009). Cependant cette technologie bénéficie d'une économie d'énergie plus importante que le bluetooth ou bien ZigBee ce qui rend WirelessHART la technologie la plus utilisée dans l'industrie et dans la surveillance conditionnée des machines. Très répandue dans la surveillance conditionnée des machines, cette technologie intègre plusieurs systèmes. On retrouve cette technologie intégrée dans le système de chez la firme Emerson le CSI 9420.

1.4.4 Systèmes de surveillance inadaptés aux machines basses vitesses

Tous les outils de diagnostic et systèmes de surveillances présentés ont leurs défauts et limitation par rapport à ce qu'on envisage de développer. L'objectif principal de ce travail étant de développer un système de surveillance préventive qui permet de détecter des défauts de roulements à de basses vitesses.

À de basses vitesses, le signal à analyser doit couvrir un nombre de rotations qui permet d'avoir plusieurs chocs suffisants afin de faire un diagnostic propre de la machine. Avec les systèmes de surveillance permanente existants, cette problématique n'est pas prise en compte. La majorité des systèmes de surveillance donnent uniquement des indicateurs statistiques et des spectres prédéfinis qui ne sont pas sujets aux changements. Ces systèmes disposent de capteurs sans-fil pour l'acquisition et le traitement des données. Par souci de durée de vie de la batterie, les calculs de ces spectres et indicateurs sont faits sur des signaux

de petites tailles. En ne prenant qu'une petite taille de signal qui ne couvre pas plusieurs tours de la machine, on peut rater des chocs générés par le défaut. Les outils d'analyse ne sont donc plus fiables dans ce cas. Par exemple une FFT décompose le signal en fonction d'évènements périodiques, donc sans plusieurs chocs dans le signal temporel les analyses perdent de l'information. C'est pour cette raison que l'acquisition d'un signal temporel long s'impose.

Une autre limitation des systèmes sur le marché est leur aspect totalement sans fil. Un système totalement sans fil peut devenir problématique quant à la transmission d'un signal temporel long. Les protocoles étudiés dans la première partie de ce chapitre montrent qu'ils ne sont pas capables de transporter des quantités importantes de données ou bien ils ne sont pas capables de les transmettre à des distances plus ou moins longues, ce qui deviendra problématique quand on veut transporter du temporel long. Le tableau 1.5 montre le débit maximum de chaque protocole étudié comparé à la norme IEEE 802.11 ou WiFi. Cela montre la différence énorme entre ces protocoles en matière de débit de transfert théorique maximum.

Tableau 1.5 Débits de transfert des différents protocoles

| Protocole | Bluetooth | Zigbee | WirelessHART | IEEE 802.11 |
|----------------------|------------------|---------------|---------------------|--------------------|
| Débit maximum | 1.5 Mbps | 250 Kbps | 250 Kbps | 54 Mbps |

En utilisant quatre canaux avec un échantillonnage à une fréquence égale à 51 200 Hz, nous obtenons 204 800 échantillons par seconde. Chaque échantillon s'écrit dans une variable double qui est égale à 8 Bytes. Donc, il nous faudra un débit de transfert de données supérieure à 1.64 Mbps pour pouvoir lire nos données en temps réel en minimisant les pertes d'échantillons lors du transfert. Cela montre que les protocoles étudiés ne sont pas capables d'assurer un transfert de données brutes du signal temporel, ce qui est nécessaire dans le cadre de suivi des machines à basses vitesses contrairement à la norme IEEE 802.11. Ces restrictions matérielles et logicielles limitent les résultats fournis à l'utilisateur final. Le

tableau 1.1 regroupe certains systèmes industriels et affiche leurs spécifications. Nous remarquons qu'ils sont tous rigides, c'est-à-dire que le client ne peut mesurer que ce que le constructeur propose avec un nombre de canaux fixe. Cela peut impliquer des dépenses inutiles pour le client, mais cela les rend aussi incapables de communiquer avec d'autres systèmes ou automates installés dans l'usine. D'un autre point de vue, la plupart des systèmes existants utilisent des variantes d'une architecture radio/Ethernet ce qui rend impossible le transfert d'une grande quantité de données via le réseau. Notons aussi que les systèmes ne proposent pas beaucoup de possibilités de mesures. À part les vibrations, les systèmes qui proposent de mesurer la température ou la pression sont rares.

Un autre point faible de ces systèmes réside dans la nature des capteurs de vibrations. En effet, on doit pouvoir aller chercher les basses fréquences avec les capteurs utilisés dans le système de surveillance permanente. Généralement les capteurs utilisés par les industriels sont des accéléromètres piézo-électriques standards avec une gamme fréquentielle entre 1Hz et 10 KHz, ce qui ne permet pas de voir une quantité importante d'informations si on tourne en bas de 60 RPM.

1.5 Objectifs et originalité du travail de recherche

Ce travail de recherche propose une approche robuste pour la surveillance permanente de machines tournantes à basses vitesses. La première partie de ce travail concerne la conception d'un système de surveillance dédié aux machines à basses vitesses. Dans la seconde partie, il s'agit de développer, dans le système proposé, des algorithmes de détections de défauts de roulements à basses vitesses.

L'originalité du travail réside dans les fonctionnalités proposées par le système de surveillance. Ce système devra couvrir les outils proposés par les systèmes existants mais aussi remédier à leurs limitations. Le système proposé pourra fournir des signaux temporels longs pour des fins de diagnostics approfondi en post- traitement. Cela permet une meilleure détection des défauts des équipements surveillés.

Le système de surveillance proposé devra avoir les caractéristiques suivantes :

- capable de chercher les vibrations à basses vitesses et d'enregistrer un signal temporel long qui couvre un nombre suffisant de rotations de la machine,
- capable de gérer le transfert des données d'un volume important à l'utilisateur final,
- capable de faire un traitement de signal avancé pour faire ressortir d'une manière prématurée les défauts noyés dans le bruit,
- capable de mesurer d'autres phénomènes à part les vibrations, comme la température, la pression, le courant, la tension et la vitesse de rotation.
- capable de transmettre l'état des machines via internet.

L' algorithme facilitera la détection des défauts de roulements naissants à de basses vitesses. Cet algorithme sera inclus dans le système de surveillance proposé.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons survolé les différents aspects des systèmes de surveillance existants sur le plan matériel et technologique. Nous avons ressorti les limitations concernant le matériel utilisé pour la surveillance des machines à basses vitesses. Une étude des outils de diagnostics a été faite et on a démontré que la plus part des outils disponibles ne sont pas efficace quand il s'agit de diagnostiquer des défauts de roulements à de basses vitesses. Finalement les objectifs de ce travail ont été définis. Il s'agit de concevoir un système de surveillance permanente dédié aux machines à basses vitesses et d'y implémenter un algorithme pour améliorer la détection précoces des défauts de roulements à de basses vitesses.

Le chapitre suivant détaillera les algorithmes de traitement de signal, notamment le Peak Hold Downsampling et le Minimum Entropy Deconvolution, qui seront utilisés dans le système de surveillance, mais aussi il présentera la conception et l'architecture générale du système proposé ainsi que l'instrumentation à utiliser.

CHAPITRE 2

Conception du système de surveillance

2.1 Introduction

Dans le premier chapitre, il a été démontré que la plupart des techniques de traitement de signal et surtout de suivi des machines n'étaient pas fonctionnelles quand il s'agit de vibrations à basses vitesses. Avoir des indicateurs fiables dans un système de surveillance de machines à basses vitesses est une priorité dans ce projet. Il a été démontré que les systèmes de surveillance actuels ne sont pas adaptés pour surveiller les basses vitesses. Leur matériel est limité et les outils de diagnostics proposés sont inadaptés aux vibrations à basses vitesses.

Ce chapitre définit les technologies et le matériel utilisés dans la conception de notre système de surveillance et son architecture pour une meilleure adaptation aux machines lentes. Ce chapitre détaillera aussi les méthodes de traitement de signal ainsi que certains algorithmes à savoir le *Minimum Entropy Deconvolution* qui va être appliqué pour la première fois à des vibrations basses vitesses mais aussi le *Peakhold Down Sampling*.

2.2 Le système de surveillance proposé

Dans le cadre de cette maîtrise, j'ai été amené à faire la conception d'un système de surveillance qui surpasse les limites de ceux existants sur le marché et qui sera optimisé pour les machines qui tournent à basses vitesses. Pour la conception du système de surveillance en ligne à développer, on a suivi quatre lignes directrices :

- Le système doit couvrir le plus de types de mesures possibles,
- Le système doit fournir un signal temporel brut à l'utilisateur pour l'analyser,
- Le système doit être flexible. Cela implique ajouter/enlever des points de mesures à volonté ou bien être capable de communiquer avec des systèmes de surveillance de tierces parties,
- Le système doit fournir un accès à distance aux données de mesures via internet.

2.2.1 Instrumentation du système proposé

Les objectifs que le système doit satisfaire sont d'être flexible, ouvert à des améliorations et addition de composantes, sans-fil et arriver à diagnostiquer les défauts dans des machines dont la rotation est à très basses vitesses. Les données peuvent être visualisées de n'importe quel endroit. Pour cela, il faudra une instrumentation précise qui pourra offrir les caractéristiques du système citées préalablement.

2.2.1.1 Unité de traitement de données et cartes d'acquisitions

Pour ce projet, on a opté pour **un microcontrôleur doté d'un FPGA** (*field-programmable gate array*) comme unité de traitement de données. Ces FPGA sont des circuits intégrés qu'on pourra programmer pour exécuter des tâches bien particulières. Dénués de tout autres applications logicielles, les FPGA exécutent les algorithmes intégrés en toute rapidité et en profitant pleinement des ressources de la machine puisqu'on définira les fonctionnalités de la machine sur les circuits intégrés eux-mêmes. Les microcontrôleurs intègrent aussi une unité de traitement en temps réel. La programmation d'un FPGA qui recevra les données à partir des cartes d'acquisitions nous fera gagner du temps en termes de traitement du signal. Mais en plus, cela allègera le réseau local de l'usine puisque on récupèrera directement des signaux filtrés et des variables moins lourdes qu'un signal temporel brut.

Côté unité de traitement, le choix se fixe sur les **CompactRIO** de chez *National Instrument*. Ce qui est intéressant avec ce type de matériel, c'est qu'il est programmable facilement grâce à l'utilisation du logiciel LabView qui est présenté dans l'annexe II du présent document. Côté robustesse, ces CompactRIO, montrés à la figure 2.1, peuvent supporter des températures allant de -40°C à $+70^{\circ}\text{C}$. Les CompactRIO qu'on utilisera, seront réparties dans toute l'usine et connectés aux cartes d'acquisitions et au réseau local de l'usine via Ethernet. Un autre argument favorisant ce choix de matériel, c'est qu'on pourra intégrer un système de retransmission sans-fil. Donc, on gagnera en mobilité et on pourra éviter les encombrements filaires entre le CompactRIO et les ordinateurs sur site.



Figure 2.1 CompactRIO
tirée de (NI CompactRIO)

Finalelement les CompactRIO peuvent aussi se connecter à internet et envoyer les données à un service WEB. Ceci peut être très intéressant si on choisit de faire le suivi en temps réel des machines sur un site web. Les CompactRIO feront l'acquisition des données grâce aux cartes d'acquisitions connectées. Par la suite, ils vont traiter les données et envoyer les résultats en temps réel à un site Web où l'utilisateur final pourra faire le suivi de son usine en temps réel.

Pour les **modules d'entrées analogiques**, nous avons opté pour deux types de cartes. Le premier type est une carte dédiée aux vibrations, la NI 9234 (figure 2.2). Il s'agit d'un module AC/DC et IEPE 4 voies. Cette carte permet d'atteindre une fréquence d'échantillonnage de 51.2 KHz. La résolution est de 24 bits. Chaque carte montée peut recevoir jusqu'à quatre points de mesures de vibration simultanément.

2.2.2 Architecture du système proposé

Le système proposé pour ce projet est un système hybride qui n'est pas commun dans la surveillance conditionnelle des machines. En effet il s'agit d'une amélioration des systèmes commercialisés qui répond à des besoins spécifiques de l'industrie. Ce système utilisera la norme IEEE 802.11 (IEEE, 2012) pour le transport des données vu les caractéristiques intéressantes qu'elle apporte par rapport aux autres technologies. Pour le traitement des données, la partie *RealTime* du CRio sera utilisée. Ce microcontrôleur permet d'acheminer les données vers un ordinateur sur site. Les données seront traitées au préalable à l'aide du CRio.

2.2.2.1 Architecture générale

Le système contiendra des accéléromètres connectés à des cartes d'acquisitions. Ces cartes d'acquisition sont introduites dans les CRio et se chargent de la conversion des données de l'analogique au numérique. Le rôle du FPGA est de faire la collecte de données et les acheminer à la partie *RealTime* du CRio. La partie *RealTime* traite les données en temps réel à leur arrivée et revoie un signal filtré, avec différents niveaux globaux et différents paramètres spectraux. Chaque CRio est connecté au même ordinateur sur site dans une relation de communication de 1 à N. Les données traitées sont envoyées à l'ordinateur sur site via Ethernet ou bien Wi-Fi. Les données peuvent être visualisées sur cet ordinateur sur site ou bien via internet. La figure 2.4 présente cette architecture d'une façon simplifiée, et cela à l'échelle de l'usine seulement. Ce qui rend cette architecture et cette instrumentation intéressante est le fait qu'un seul CRio peut avoir N cartes d'acquisitions et un seul ordinateur sur site ou sur internet peut communiquer avec N CRio. Une seule base de données, qui se trouvera sur le site, pourra enregistrer les données venant de N CRio différents. Le système sera ouvert à internet et ne se limitera pas qu'à l'utilisation en usine. Pour cela, il faut acheminer l'information à internet en utilisant un service web. La connexion via un service web nécessitera le déploiement d'un serveur et porter l'information sur internet. Grâce à cette solution, on n'aura pas besoin de développer davantage d'applications pour les ordinateurs sur site et distants. Il suffira de développer un web service qui recevra les

requêtes des clients et ira chercher les réponses sur des différents FPGA et affichera les données traitées. Le client n'a qu'à se connecter à ce web service via son navigateur web pour faire son suivi.

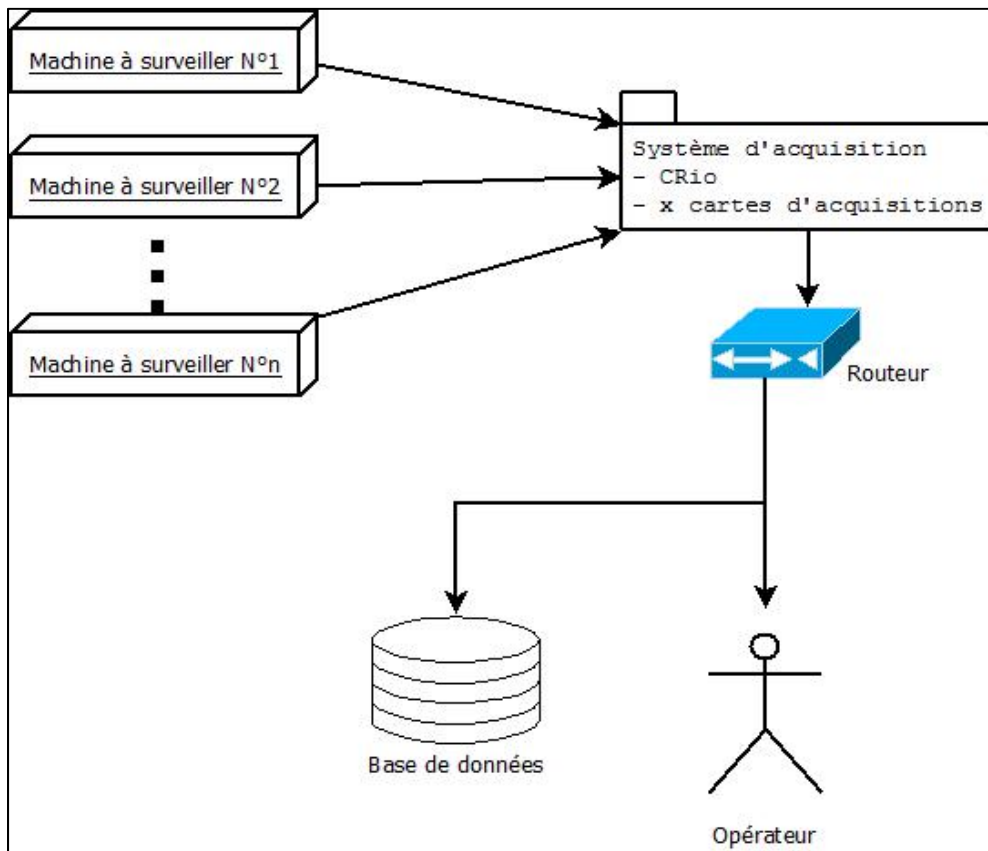


Figure 2.4 Architecture du système à l'échelle de l'usine

La figure 2.5 représente un schéma avec ce scénario de transfert de données.

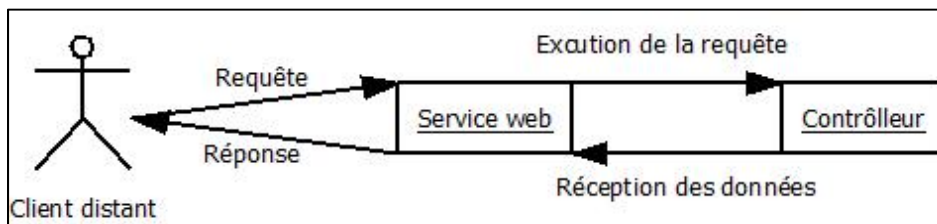


Figure 2.5 Communication entre le client et le contrôleur sur site

Cette solution pour la communication à distance avec le système de surveillance permanente est une solution robuste mais qui peut être coûteuse lors du déploiement vu qu'elle nécessite un serveur autonome ou bien une station de travail robuste pour héberger le service web et contrôler les accès à distance des utilisateurs et gérer les flux de données.

2.2.3 Développement effectué

Le système de surveillance proposé nécessite un développement avancé sur plusieurs plateformes (voir annexe II). La contribution personnelle dans ce développement informatique a touché à la communication entre les CRio et la base de données et l'interface client pour le dépouillement des données enregistrées et archivées par les CRio.

2.2.3.1 Relation entre le système et la base de données

Le système de surveillance à développer doit archiver les mesures effectuées pour une utilisation ultérieure. Pour cela le CRio doit communiquer via le réseau avec le serveur et/ou la station de travail de l'usine dans laquelle il est installé. Le stockage de l'information se fait sous la forme de fichiers physiques et entrées dans la base de données (figure 2.6). Les données stockées seront accessibles à l'opérateur pour des tâches de diagnostic et de suivi.

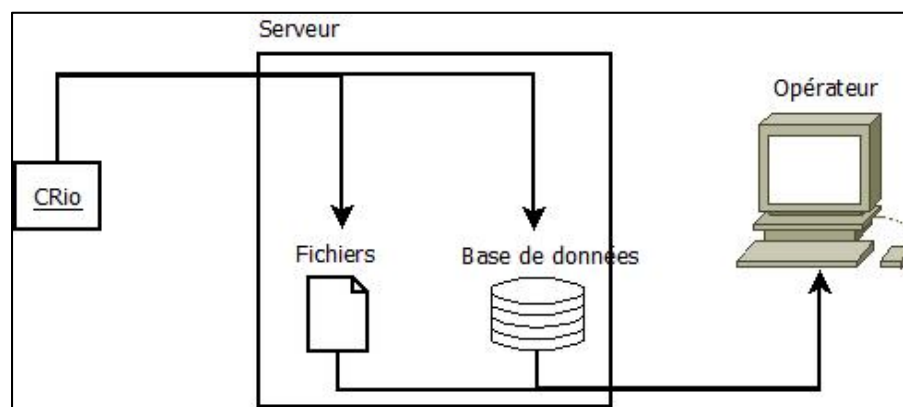


Figure 2.6 Stockage de l'information

Périodiquement ou sur dépassement d'alarmes, le CRio déclenchera une acquisition à archiver. Une fois le signal temporel long acquis le module d'archivage développé effectue le traitement nécessaire sur le signal en question et sauvegarde les données sur la base de données. Les analyses effectuées sur le signal temporel sont les suivantes :

- calcul des spectres,
- calcul des spectres enveloppe du signal,
- calcul des indicateurs temporels (RMS, KU, CF, PEAK et le niveau global en vitesse),
- calcul des indicateurs de bandes en accélération (6 indicateurs de larges bandes ou bandes étroites).

Le signal temporel long est enregistré sous la forme d'un fichier « WAV » (*Waveform Audio File Format*) audible sur le serveur. Les spectres quant à eux sont enregistrés sous la forme de fichiers « TDMS » (*Technical Data Management Solution*). Le reste de l'information, comme les indicateurs, la vitesse de rotations et autres informations relatives à la mesure, est stockée dans une base de données SQL Server.

2.2.3.2 Logiciel de dépouillement des données

Pour accéder à l'information stockée dans le serveur l'utilisateur final doit disposer des outils nécessaires. Le développement d'une application cliente a été fait afin de réaliser le dépouillement et le diagnostic des mesures collectées automatiquement par le système de surveillance proposé. Cette application permet de visualiser les données enregistrées par les CRio d'une usine au complet et offre une interface de navigation interactive facilitant l'accès à l'information pertinente. Utilisant la même hiérarchie que le logiciel *THOR Collector* de *BETAVIB*, cette application permet d'avoir plusieurs niveaux de navigations qui sont : site, usine, département, machine, composante, point et direction.

Le logiciel a été développé conçu en utilisant les outils de conception **UML**. Le développement a été fait avec le langage de programmation **C#**. La base de données utilisée

est une base de données **SQL Server**. Pour les bibliothèques de traitement de signal, on a utilisé les bibliothèques **NI DAQMX**.

Le travail de développement de l'application s'est fait sur quatre étapes. La première étape du développement était de fixer l'architecture du logiciel à développer et son interaction avec le serveur et la base de données. Cette étape de conception a permis aussi de définir les modules à intégrer pour rendre le logiciel rétro-compatible avec ce qui existe déjà, c'est-à-dire qu'il soit possible de récupérer les mesures existantes. Le diagramme de cas d'utilisation a été défini. La figure 2.7 représente un diagramme de cas d'utilisation du logiciel simplifié.

La seconde étape du développement consiste à développer l'interface homme-machine. Le logiciel a été développé pour tourner sur des moniteurs muni de la technologie UHD (*Ultra High Definition*). Cette technologie permet d'avoir une résolution de 4096x2048 pixels. Cette grande résolution met à disposition de l'utilisateur un espace de travail qui peut regrouper toute l'information nécessaire sur un même écran.

La troisième étape du développement est dédiée à l'intégration d'outils de traitement de signal et de diagnostic. Finalement la dernière partie du développement est consacrée aux tests et déploiements de ce logiciel. Il est à noter que l'application est déjà commercialisée pour le dépouillement et diagnostic des mesures prises avec des systèmes d'acquisition portables en attendant que le développement du système d'acquisition permanente soit terminé.

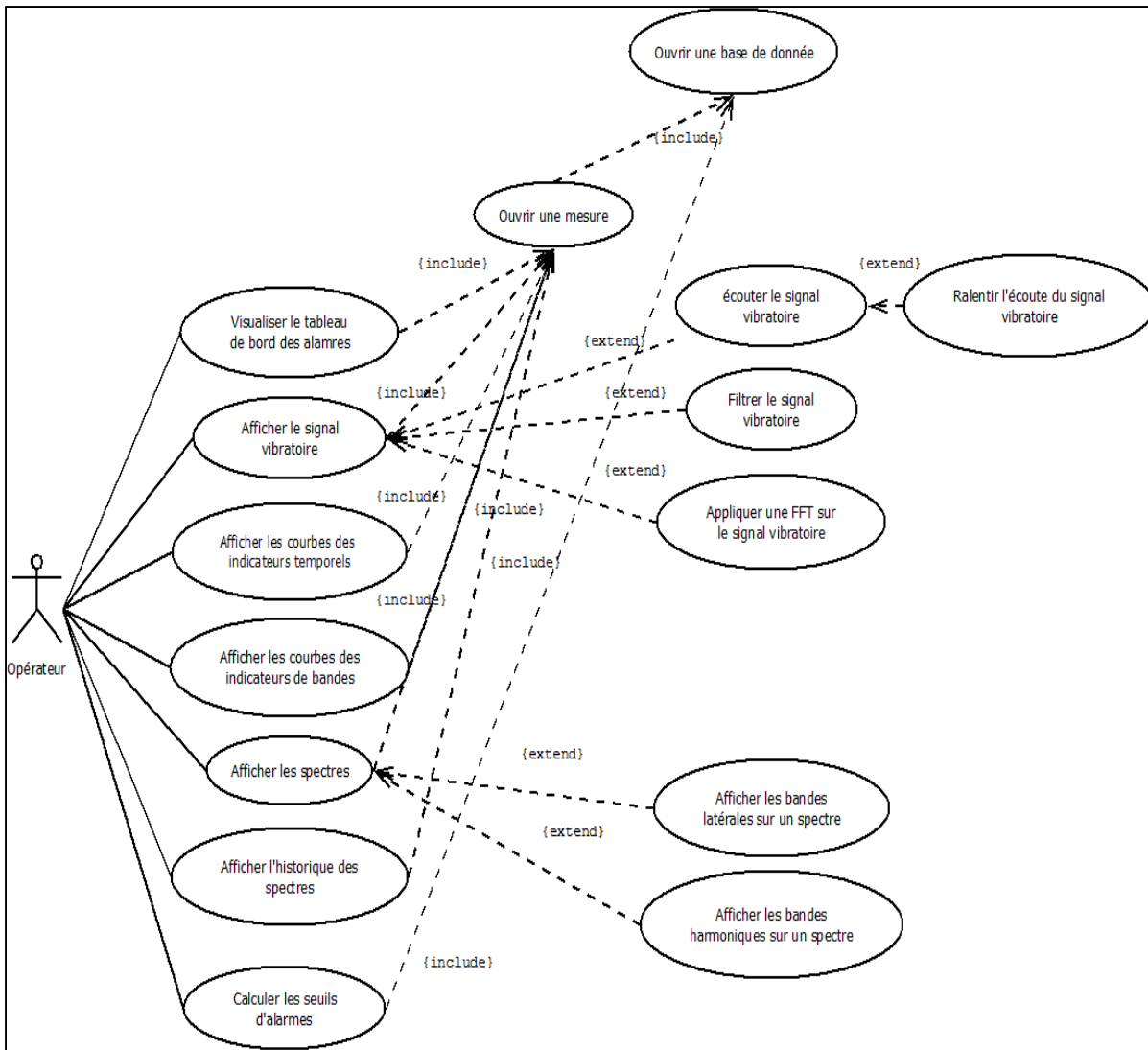


Figure 2.7: Diagramme de cas d'utilisations

2.2.3.3 Conception et fonctionnalités du logiciel

Le logiciel a été conçu en utilisant les outils **UML**. Il a été réfléchi pour être une plateforme d'analyse et de dépouillement de données facile à utiliser et intuitive. Pour cela le logiciel est fait pour tourner sur des écrans **Ultra HD** avec une très grande résolution qui est de 4096x2048 pixels. Cela permet à l'utilisateur de voir une grande quantité d'informations sur un même écran. En effet, avoir toute l'information sur un même écran évite à l'utilisateur de

chercher l'information dans différentes fenêtres de l'application ce qui pourra augmenter la productivité d'une manière considérable.

- **Le tableau de bord**

Dans le but de faciliter l'utilisation de l'application et de rapidement trouver l'information pertinente, un tableau de bord (Fig. 28) a été intégré regroupant les différentes machines du site avec un code de couleur reflétant l'état de dégradation de l'équipement. Les couleurs verte, jaune, orange et rouge représente respectivement les seuils de référence, de pré alarme, d'alarme et de danger.

Le tableau de bord comprend les dernières valeurs des indicateurs temporels et de bandes calculées. Ces valeurs sont comparées aux différents seuils d'alarmes pour appliquer un code de couleur bien spécifique pour donner une information sur l'état de l'équipement. L'utilisateur n'a donc qu'à cliquer sur la mesure qui l'intéresse et le logiciel va charger la mesure en question pour que l'utilisateur puisse diagnostiquer le signal vibratoire de cette mesure.

Ce tableau de bord a été conçu de façon à ce que l'utilisateur puisse le modifier. Il peut masquer certains paramètres. Il peut choisir les machines qu'il veut voir dans son tableau de bord. Les mesures peuvent être filtrées aussi par date.

Ce tableau de bord fait partie du panneau de navigation du logiciel qui représente le tiers supérieur de la fenêtre principale du logiciel (figure 2.8). Ce panneau comprend aussi l'arbre hiérarchique du site, la liste des mesures d'un point particulier, la table de la cinématique de la machine sélectionnée, la table annotations (relatives aux mesures) et finalement l'onglet de photos qui contient une galerie de photos de la machine et de ces composantes. Les deux tiers restants de l'interface principale sont destinés au suivi et au diagnostic du comportement vibratoire des équipements.

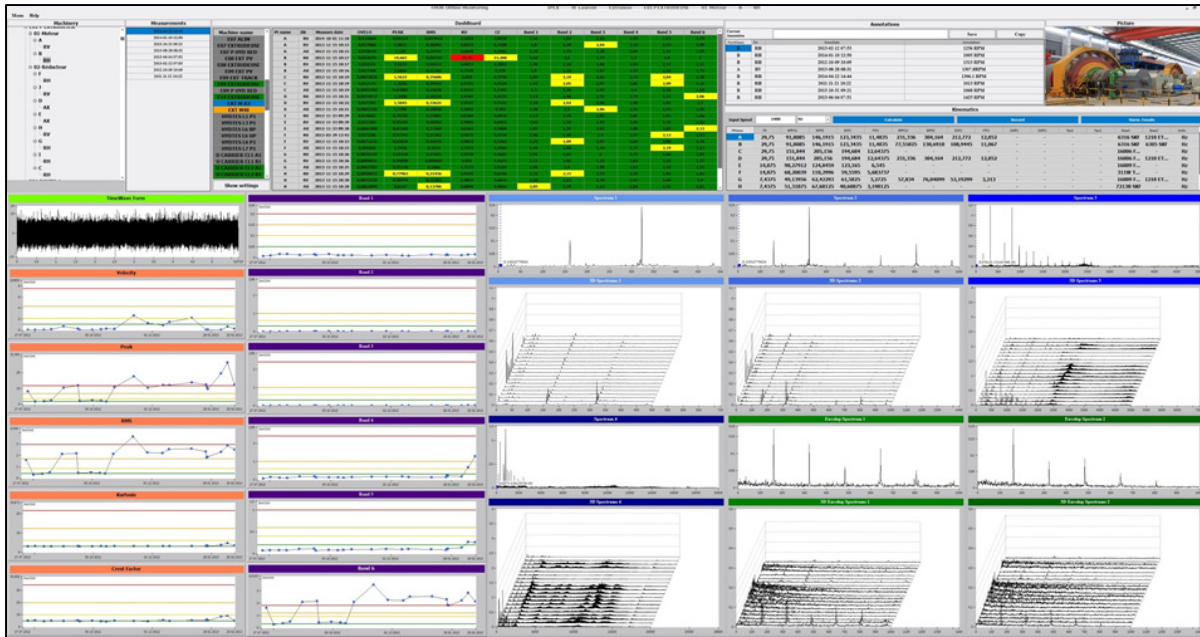


Figure 2.8 Logiciel d'analyse développé

Cette partie regroupe l'affichage du signal temporel, des indicateurs statistiques, des indicateurs de bandes et des spectres/spectre des enveloppes avec leurs historiques en trois dimensions. Chacune des courbes dans cette partie est interactive et permet de faire des analyses avancées.

- **Le signal temporel**

L'onglet du signal temporel, figure 2.9, donne accès à plusieurs outils de traitement. À partir de cette fenêtre, on peut faire une écoute du signal temporel. Le son produit par les vibrations peut aider à diagnostiquer les défauts relatifs au graissage des équipements ou bien la présence de chocs. Le son de l'enregistrement peut être joué au ralenti.

À partir de cette fenêtre, on peut appliquer une FFT sur tout le signal temporel ou bien sur une partie spécifique du signal. Le signal peut aussi être filtré avec les paramètres choisis par l'utilisateur. L'enveloppe du signal peut aussi être calculée à partir de cette fenêtre.

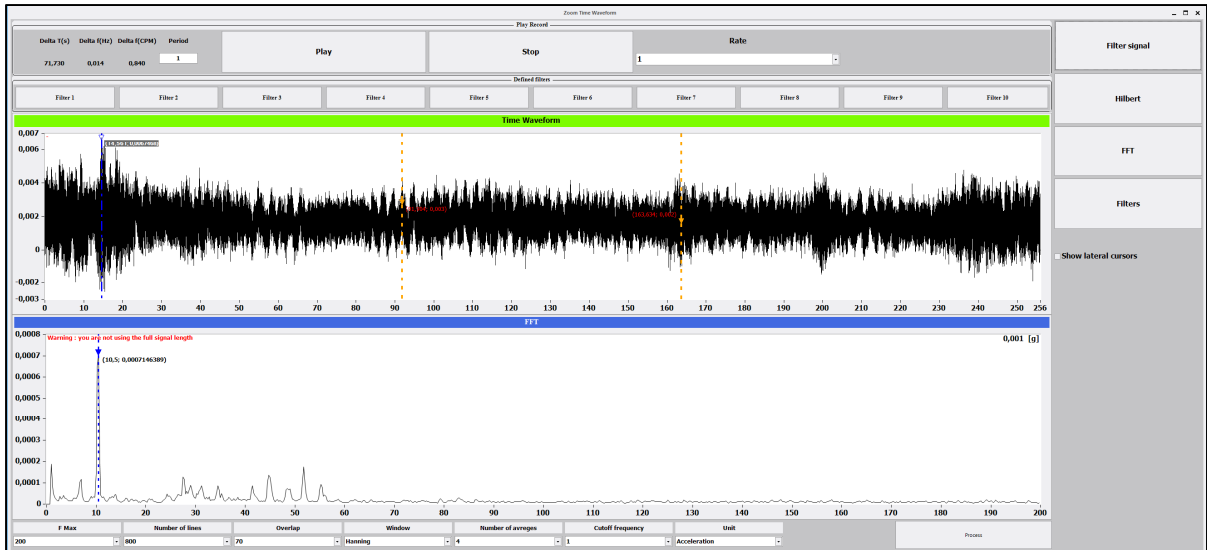


Figure 2.9 Fenêtre du signal temporel

- **Les spectres**

L'onglet des spectres et des spectres enveloppes représente les spectres calculés à partir du signal vibratoire de la mesure. Ces spectres sont calculés à partir des paramètres donnés par l'utilisateur. En effet, le temps d'acquisition est basé sur les paramètres des spectres que l'utilisateur a fournis au logiciel.

Cette fenêtre propose des outils pour le diagnostic des défauts (Fig. 2.10). En effet l'utilisateur peut faire apparaître des curseurs relatifs à la cinématique du point pour afficher différentes fréquences usuelles tel que les fréquences de défauts de roulements, fréquence d'engrènement ou bien celle de passage de pâles. Il est aussi possible d'afficher des curseurs harmoniques et latéraux réglables par l'utilisateur. Le logiciel aide aussi l'utilisateur à localiser les fréquences présentant les plus grandes amplitudes.

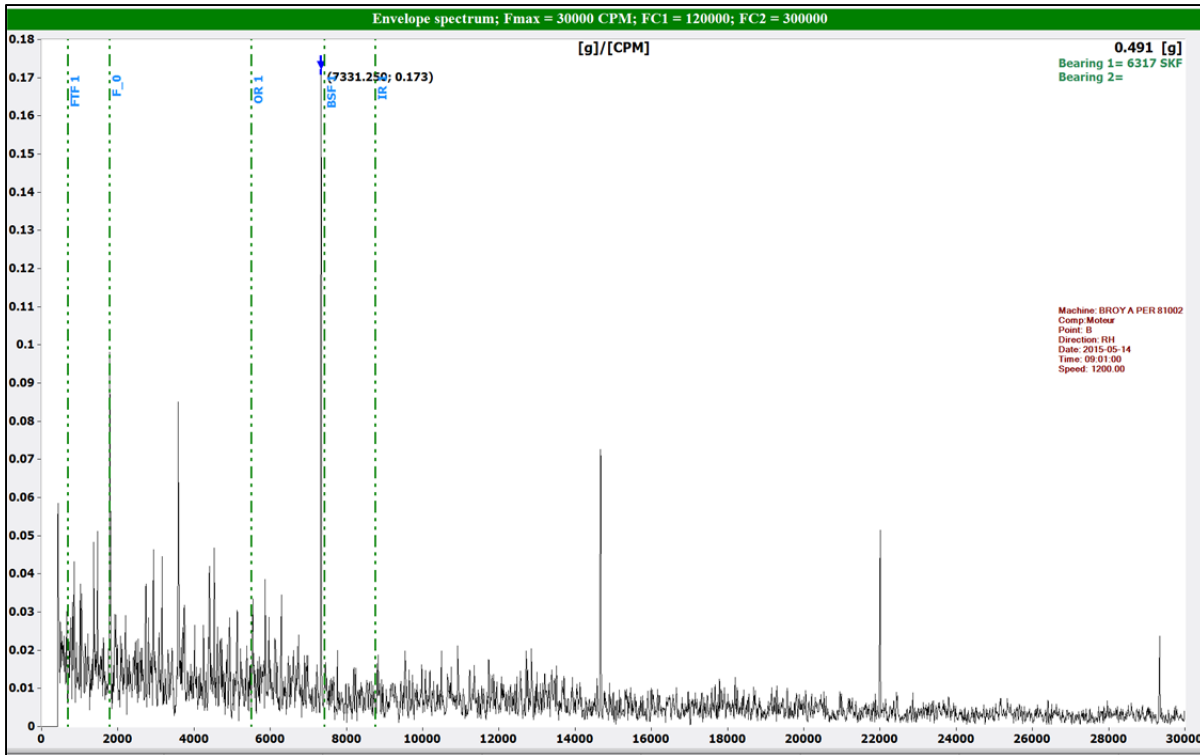


Figure 2.10 Spectre enveloppe d'un signal

Sur la figure 2.10, on voit un spectre enveloppe d'un signal industriel pris sur un broyeur à percussion de l'aluminerie Alcoa Bécancour Incorporée. On y retrouve notamment les curseurs de la cinématique de la machine, les informations relatives à la mesure et les informations sur le spectre affiché.

Sur les spectres en trois dimensions, l'utilisateur peut choisir les dernières mesures à afficher. Il est aussi possible d'afficher une tendance de l'amplitude dans une fréquence particulière. La figure 2.11 montre la tendance spectrale dans le temps, relative au même point de mesure montré dans la figure 2.10. On peut remarquer l'augmentation de l'amplitude des spectres et la formation du défaut de roulement.

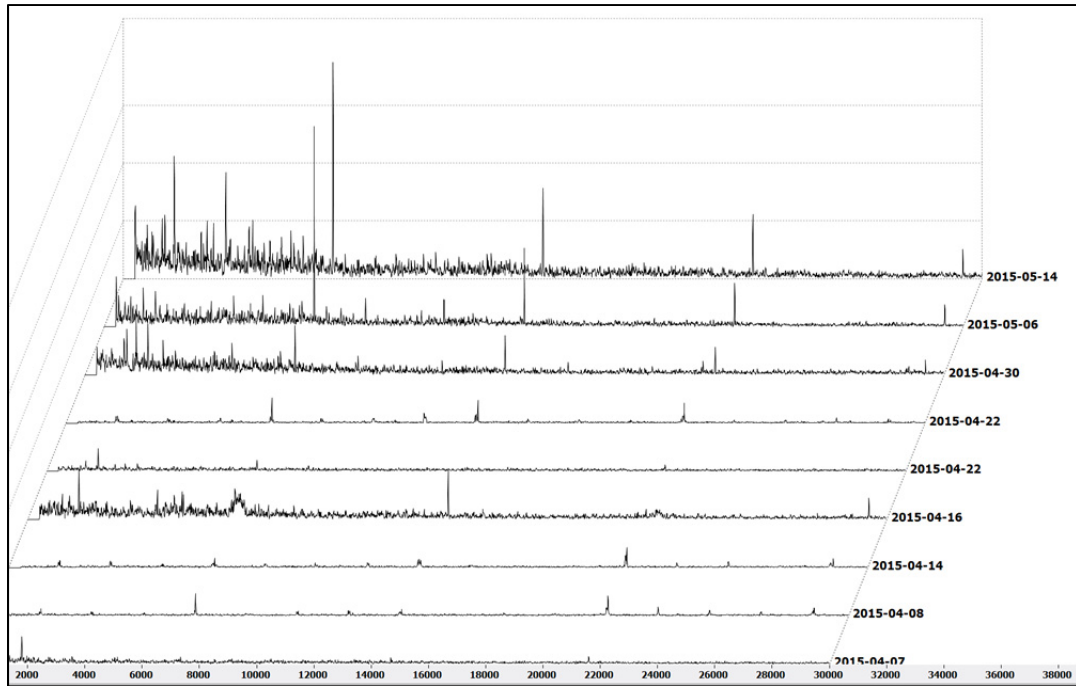


Figure 2.11 Spectres enveloppe en cascade

- **Les courbes de tendances**

La figure 2.12 montre la courbe de tendance du niveau global d'accélération sur la bande fréquentielle 120 000-300 000 CPM. On peut remarquer les seuils d'alarmes sur cette courbe avec des couleurs différentes. À la dernière mesure, il y a eu un dépassement du seuil d'alarme.

Le logiciel peut afficher cinq courbes de tendances de niveaux globaux (RMS, PEAK, Kurtosis, Facteur crête et le niveau global vitesse). Il affiche aussi six courbes de tendances spectrales. Les bandes sur lesquels est calculé le niveau global de chaque courbe sont définis par l'utilisateur.

Les niveaux d'alarmes concernant le point de mesure affiché peuvent être réglés manuellement en déplaçant les lignes correspondantes aux seuils de sévérités directement sur la courbe.

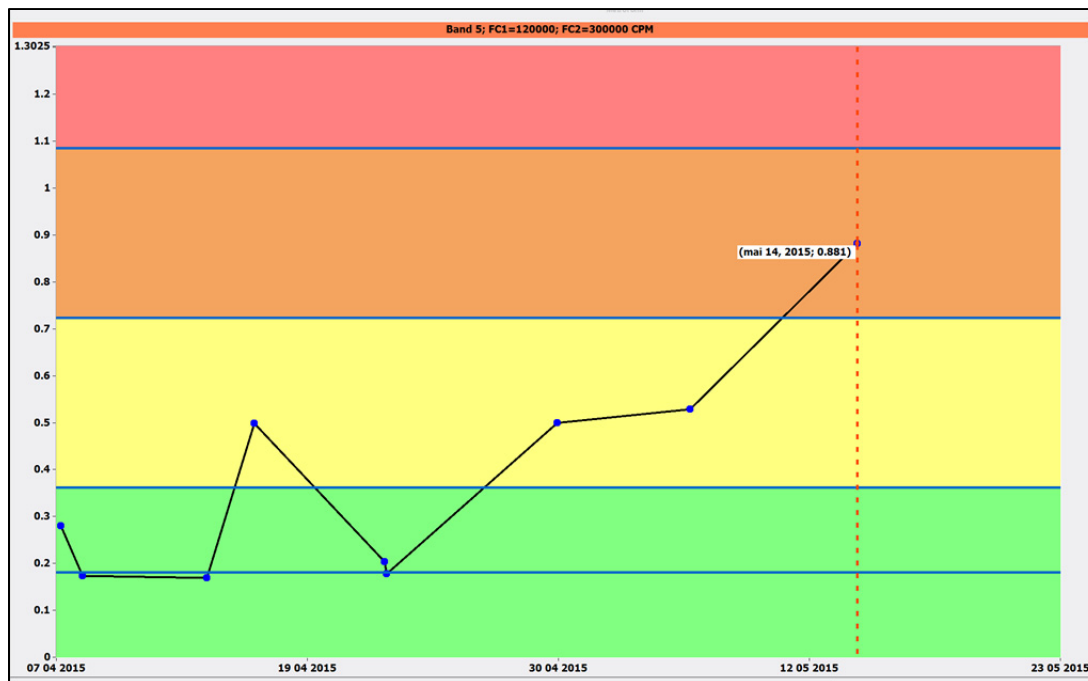


Figure 2.12 Courbe de tendance de la bande 120000-300000 CPM

• La déclaration automatisée des alarmes

Parmi les aspects traités dans cette partie, on cite aussi la déclaration automatisée des alarmes. En effet, lors de la surveillance des machines, l'utilisateur doit déclarer des seuils d'alarmes sur les indicateurs manuellement. Cette tâche peut être lourde et prend un temps énorme sur un site avec un large parc machine. Un outil de déclaration automatisé des seuils d'alarmes a été mis au point, permettant d'utiliser l'historique de mesure pour établir les seuils de références, les autres seuils sont établis avec des facteurs multiplicateurs, soit d'une manière linéaire, soit en utilisant l'écart type. Cet outil permet à l'utilisateur de choisir des signaux d'un capteur qu'il juge représentés un état sain. À partir de ces signaux, on calcule les différents indicateurs temporels et de bande et on suppose que leur moyenne est la référence. À partir de cette référence, on établit les seuils d'alarmes avec les facteurs que l'utilisateur a choisis.

2.2.3.4 Commercialisation

Le logiciel de dépouillement et d'analyse de données est sorti de sa phase de développement et tourne d'une manière stable. Et étant donné que ce logiciel peut fonctionner avec des signaux WAV collectés avec le matériel de BETAVIB, il a été commercialisé avant la fin du développement du système de surveillance permanente pour gérer les bases de données existantes chez les clients de BETAVIB. Le logiciel est actuellement déployé dans les usines en Amérique du nord de l'industriel ALCOA Inc.

2.3 Le traitement de signal

2.3.1 La méthode Minimum Entropy Deconvolution (MED)

MED ou *Minimum Entropy Deconvolution* est une technique développée en 1978 par M. Wiggins pour l'extraction de l'information de réflectivité dans les données sismiques. Cette technique a été reprise par Endo et Randall en 2007 (Endo et Randall, 2007). Elle a été utilisée pour améliorer la visibilité des impulsions dans les engrenages défectueux. Tomasz *et al.* (Tomasz et Nader, 2012) ont travaillé sur la technique MED pour améliorer la visibilité des chocs dans les roulements défectueux en les amplifiant et dé-bruitant le signal vibratoire. Une plus grande entropie correspond à une augmentation du désordre, et le but du MED est d'améliorer la structure de l'information dans le signal en recherchant les coefficients optimaux d'un filtre qui permet d'obtenir un signal de sortie avec la valeur maximale du Kurtosis. Étant donné que le Kurtosis est un indicateur qui reflète les chocs dans un signal, cette méthode permet de faire ressortir les chocs enfouis dans un signal à basses vitesses. L'objectif de l'algorithme MED est de nettoyer un signal x_k en éliminant les effets de transmissions entre la source de vibration et l'emplacement de l'accéléromètre h_k . Dans l'équation g_k représente le signal chocs et n_k est le bruit des interférences.

$$x_k = (g_k + n_k) * h_k \quad (2.1)$$

L'objectif de la déconvolution est de trouver les coefficients du filtre inverse f_k qui permet de donner :

$$g_k = f_k * x_k \quad (2.2)$$

En recherchant ces coefficients optimaux de f_k , cela permet de maximiser le Kurtosis du signal. Cela nous donne un filtre f_k qui accomplit la relation suivante :

$$h_k * f_k = \delta(k - l_m) \quad (2.3)$$

où l_m est une marge qui permet de rendre le filtre inverse causal. Le critère pour avoir des coefficients optimaux est le suivant :

$$KU(f_k[l]) = \frac{\sum_{n=1}^N y^4[n]}{\left[\sum_{n=1}^N y^2[n] \right]^2} \quad (2.4)$$

avec un filtre général :

$$y[n] = \sum_{l=1}^L f_k[l] x_l[n-l] \quad (2.5)$$

Le critère dans l'équation est maximal quand :

$$\frac{\partial(KU(f[l]))}{\partial(f[l])} = 0 \quad (2.6)$$

avec

$$\partial y[n] / \partial y[l] = \varepsilon(n-l) \quad (2.7)$$

on a :

$$\frac{\sum_{n=1}^N y^2[n]}{\sum_{n=1}^N y^4[n]} \sum_{n=1}^N y^3[n] \varepsilon[n-l] = \sum_{m=1}^N f[m] \sum_{n=1}^N \varepsilon[n-l] \varepsilon[n-m] \quad (2.8)$$

Le filtre MED est implanté dans l'*Objective Function Method* (OFM) donné dans (Lee et Nandi, 1999). L'OFM est un processus d'optimisation fait pour maximiser le Kurtosis du signal de sortie du MED. L'OFM change les valeurs des coefficients dans le filtre MED. Ce processus d'optimisation se termine quand les valeurs des coefficients convergent vers la limite de tolérance spécifiée.

$$err = (f^{(1)} - \mu f^{(0)}) / \mu f^{(0)} \quad (2.9)$$

$$\mu = (E(f^{(0)})^2 / \sqrt{E(f^{(1)})^2}) \quad (2.10)$$

Les itérations se terminent quand la valeur attendue de l'erreur " $E(err) < tolerance$ ". Si $E(err) > tolerance$ alors les coefficients du filtre sont mis à jour : $f^{(0)} = f^{(1)}$ et le processus se répète. Les étapes de cette implémentation sont détaillées dans le travail de Sawalhi *et al.* (Sawalhi, Randall et Endo, 2007).

2.3.2 Le 'Peak Hold Downsampling'

La méthode 'Peak Hold Downsampling' (PHDS) est une technique de réduction sélective du nombre d'échantillons d'un signal donné tout en préservant la signature d'un défaut dans le signal réduit (Lin, Kim et Tan, 2013). La figure 2.12 présente un diagramme de flux de données pour la sélection des échantillons à préserver dans le nouveau signal réduit. Cet algorithme consiste à diviser le signal en M segments. Dans chaque segment, la plus grande valeur entre le minimum et le maximum locaux du segment est gardée comme échantillon

représentatif du segment dans le nouveau signal. Dans le diagramme de flux de données, $x(t)$ est le signal original contenant n échantillons et peut être écrit de la façon suivante :

$$x(T) = [x(t_0), x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_i), \dots], \quad 0 \leq i \leq n - 1 \quad (2.11)$$

Le signal sera divisé en M segments. Chaque segment peut être écrit sous la forme :

$$X(T_j) = [s(t_i), s(t_{i+1}), s(t_{i+2}), \dots, s(t_{i+r})] \quad (2.12)$$

où

$$t_i \geq T_j \text{ et } t_{i+r} < T_{j+1} \quad (2.13)$$

Le signal de sortie $S(T)$ contiendra un échantillon représentatif unique de chaque segment $X(T)$ et peut être écrit sous la forme :

$$S(T) = [S(T_0), S(T_1), S(T_2), \dots, S(T_j), \dots] \quad (2.14)$$

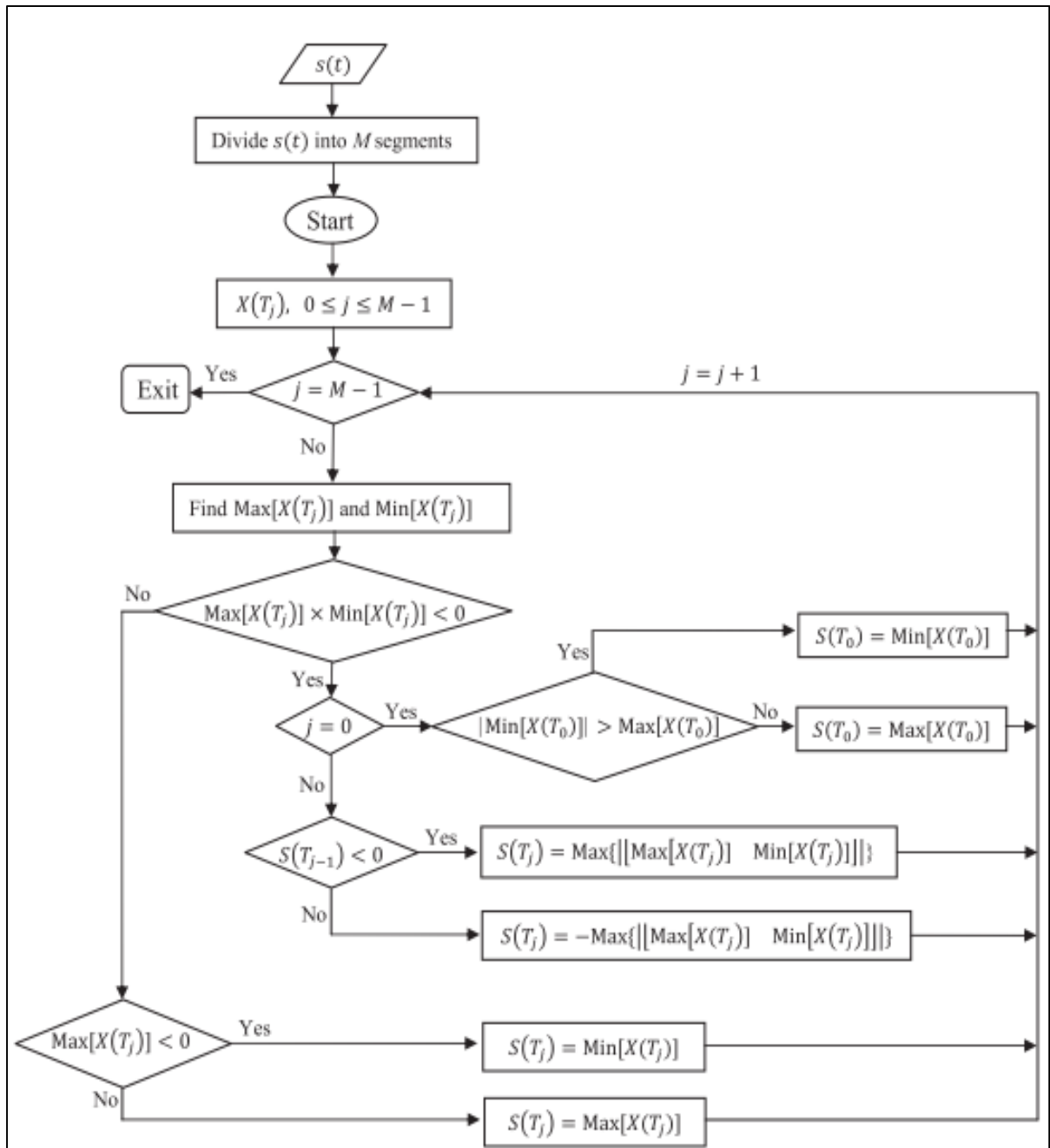


Figure 2.13 Diagramme de flux de données du PHDS
Tirée de Lin, Kim et Tan (2013)

2.3.3 La méthode de traitement de signal proposée

Pour avoir un bon compromis entre une taille de signal réduite et une détection de défauts de roulements améliorée, on propose de combiner les deux méthodes étudiées dans ce chapitre. L'idée est de dé-bruiter le signal vibratoire en utilisant le MED avant de réduire sa taille avec un ré-échantillonnage sélectif en utilisant le PHDS (Melki et al., 2014). Ceci permettra de faire ressortir les chocs dans un signal avant de procéder à son transfert à l'utilisateur final. Par la suite, le signal acquis peut être traité avec un spectre enveloppe pour détecter la signature du défaut et faire un diagnostic complet. Les étapes de la procédure, illustrée dans la figure 2.13, sont les suivantes :

- ressortir les chocs du signal avec le MED,
- réduire la taille du signal avant transfert avec PHDS,
- utiliser un spectre enveloppe sur le signal acquis.

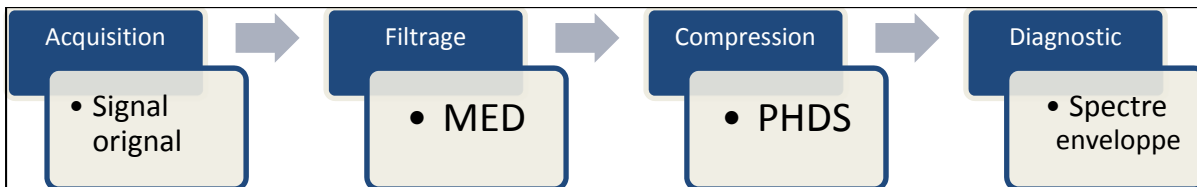


Figure 2.14 Étapes de traitement du signal

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, le matériel nécessaire, les protocoles de communication et la plateforme de développement, pour le développement du système de surveillance ont été définis. Les capteurs dédiés à la collecte des vibrations à basses vitesses ont été identifiés, comme les accéléromètres piézorésistifs ou les accéléromètres piézoélectriques basses fréquences. Comme unité de collecte et de traitement de signal, le choix s'est fixé sur le microcontrôleur CRIO de National Instrument vu la puissance de calcul qu'il propose et sa flexibilité en matière de phénomènes à surveiller. Pour le logiciel d'analyse des signaux acquis, il a été développé avec le langage de programmation `c#` et il fournit plusieurs outils de diagnostic et de surveillance. Le stockage de l'information acquise par le système proposé sera fait sur une

base de données SQL Server et la communication sera faite en utilisant le TCP/IP (Ethernet et WIFI). Une fois le système défini, on s'intéresse aux outils de traitement de signal présentés dans ce chapitre, soit le PHDS et le MED. Une méthode hybride combinant ces deux techniques est proposée pour extraire les fréquences de défauts et ainsi poser un bon diagnostic. Le chapitre 3 représente une simulation et une étude expérimentale pour étudier plus concrètement cette méthode basée sur le PHDS et le MED.

CHAPITRE 3

Étude expérimentale

3.1 Introduction

Ce chapitre présente des études expérimentales menées pour valider le développement théorique fait pour la détection des défauts de roulements à basses vitesses. Dans un premier temps, des signaux simulés vont être utilisés. Par la suite, on utilisera des signaux réels acquis à partir du banc d'essai de l'ETS et finalement le développement théorique sera validé avec une étude de cas industriel.

3.2 Validation théorique avec les signaux simulés de BEAT-toolbox

BEAT-toolbox est un simulateur virtuel de défauts de roulements développé par Badri *et al.* (Badri, Thomas et Sassi, 2004). Ce simulateur considère le comportement dynamique d'un roulement comme un système discret à trois degrés de liberté, tel que montré à la figure 3.1.

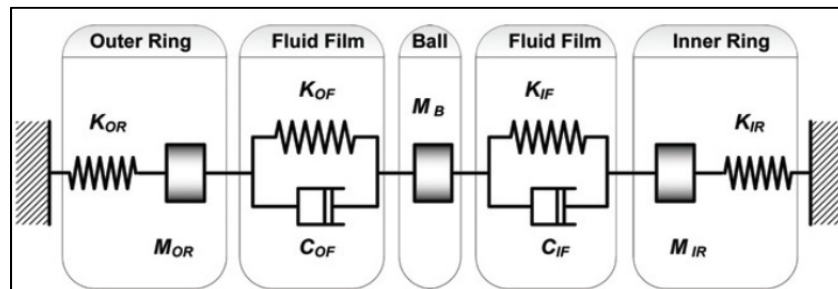


Figure 3.1 Système à trois degrés de liberté
Tirée de (Badri, Thomas et Sassi, 2004)

Nous avons simulé quatre différents signaux, avec deux défauts différents à deux vitesses différentes. Le tableau résume les signaux simulés avec leurs caractéristiques et les fréquences recherchées.

Tableau 3.1 Spécifications des différents signaux simulés

| Signal | Vitesse de rotation (RPM) | Taille du défaut (microns) | Fréquence BPFO (Hz) |
|--------|------------------------------|-------------------------------|------------------------|
| S1 | 60 | 50 | 7.4 |
| S2 | 60 | 100 | 7.4 |
| S3 | 100 | 50 | 12.35 |
| S4 | 100 | 100 | 12.35 |

Les défauts simulés sur la bague extérieure du roulement sont de l'ordre de 50 microns, et 100 microns. L'ordre de la fréquence de défaut BPFO est de 7.4. Les vitesses de ces signaux sont 60 RPM et 100 RPM. La figure 3.2 montre l'exemple S1, avec différents niveaux de bruit.

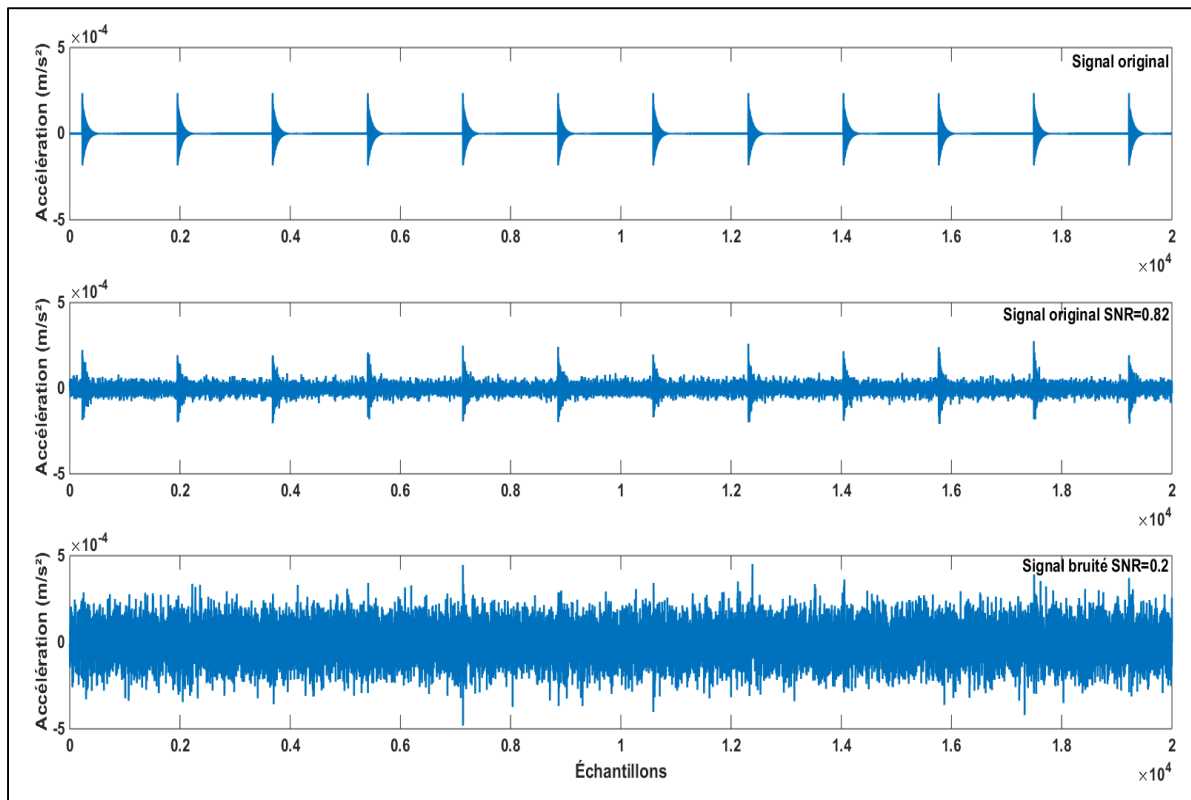


Figure 3.2 Signal S1 bruité avec différents niveaux de SNR

Nous avons rajouté manuellement et progressivement à ces signaux du bruit jusqu'à ce que le défaut soit noyé complètement. La figure 3.2 représente (du haut en bas) le signal S1 sans bruit, le signal S1 bruité avec un SNR = 0.82 et finalement le signal S1 bruité avec un SNR = 0.2 qui représente le seuil qui noie les chocs complètement dans le bruit.

3.2.1 Paramétrage du MED

La procédure pour traiter les signaux avec MED nécessite de choisir trois paramètres qui sont : la taille du filtre, le nombre d'itérations et la précision. Afin de choisir la bonne taille du filtre et le nombre approprié d'itérations, une comparaison a été faite entre différentes tailles : 32, 64, 128, 256, 512 et 1024. Le nombre d'itérations choisi est de 60. Le signal utilisé pour cette comparaison est le signal simulé à 60 RPM avec un défaut de roulement de 50 microns sur la bague extérieure. La figure 3.3 présente l'évolution du Kurtosis en fonction de la taille du filtre et du nombre d'itérations. Les résultats montrent que la taille du filtre a un impact direct sur la valeur du Kurtosis. En effet, plus la taille du filtre est grande, plus le Kurtosis augmente. La valeur du Kurtosis du signal converge pour tous les filtres après la vingtième itération. À un certain stade, la taille du filtre influence moins la valeur finale du Kurtosis.

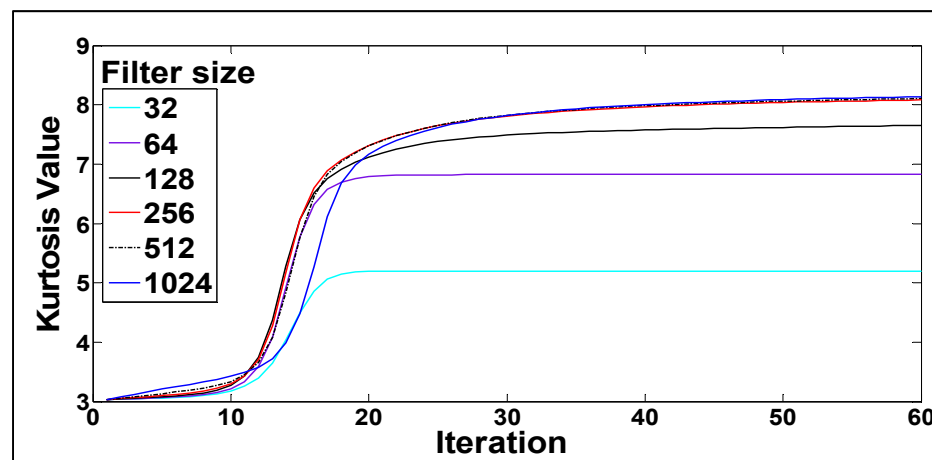


Figure 3.3 Valeur du Kurtosis en fonction des nombres d'itérations

La figure 3.4 présente les résultats de l'application de l'algorithme MED sur le signal S1 avec différentes tailles du filtre. La différence entre les signaux de sortie $d(t)$ n'est pas considérable quand la taille du filtre est supérieure à 128. Il est considéré dans les analyses qui suivent, que la taille du filtre et le nombre d'itérations les plus appropriés sont $N = 128$ et $I = 20$.

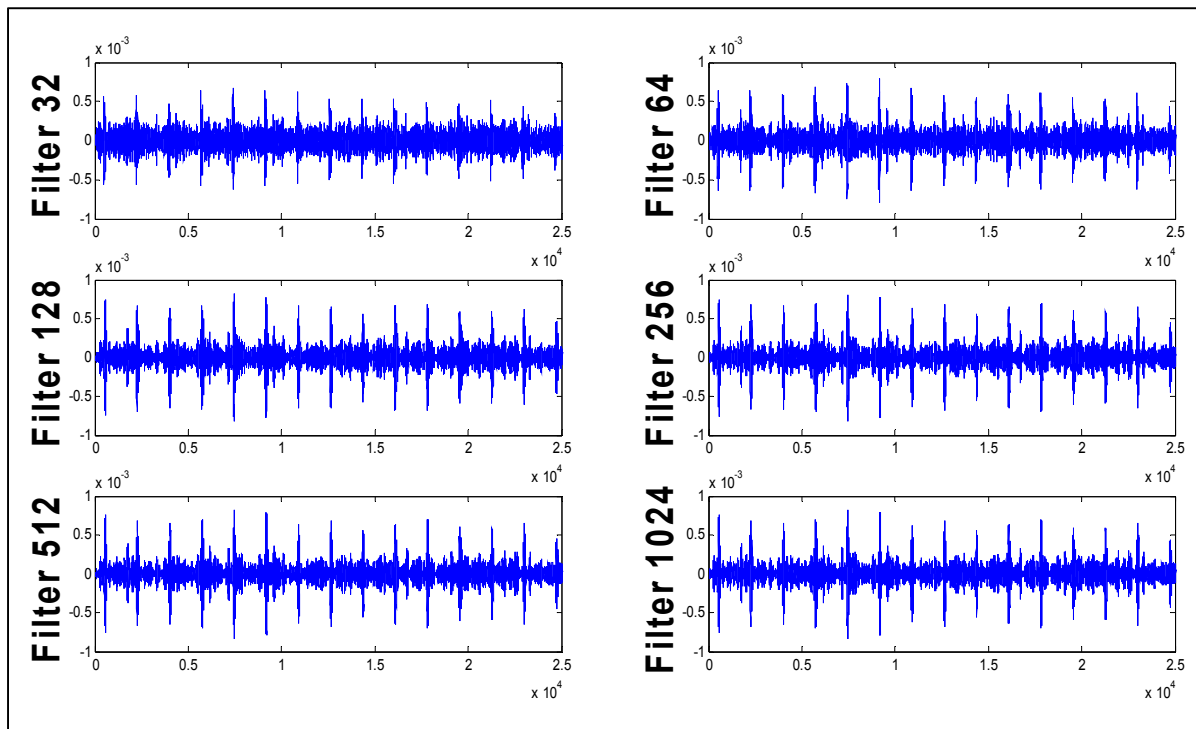


Figure 3.4 Signaux filtrés avec différentes tailles de filtres

3.2.2 Paramétrage du PHDS

L'algorithme de compression PHDS prend en entrée la nouvelle fréquence d'échantillonnage. Pour ne pas perdre l'information pertinente dans le signal temporel, il faut, selon le théorème de Shannon, que la nouvelle fréquence d'échantillonnage F_s soit supérieure ou égale à deux fois la fréquence maximale d'intérêt F_i (Lin, Kim et Tan, 2013).

$$F_s \geq 2 * F_i \quad (3.1)$$

On a considéré une fréquence maximale $f_i = 150$ Hz. La figure 3.5 montre la comparaison de deux signaux, S1 dé-bruité $d(t)$ et S1 dé-bruité et compressé $r(t)$. L'allure du signal reste la même. La technique de réduction du nombre d'échantillons garde les caractéristiques du signal les plus significatives et réduit considérablement la taille du signal pour un transfert plus rapide dans les systèmes de surveillance permanente.

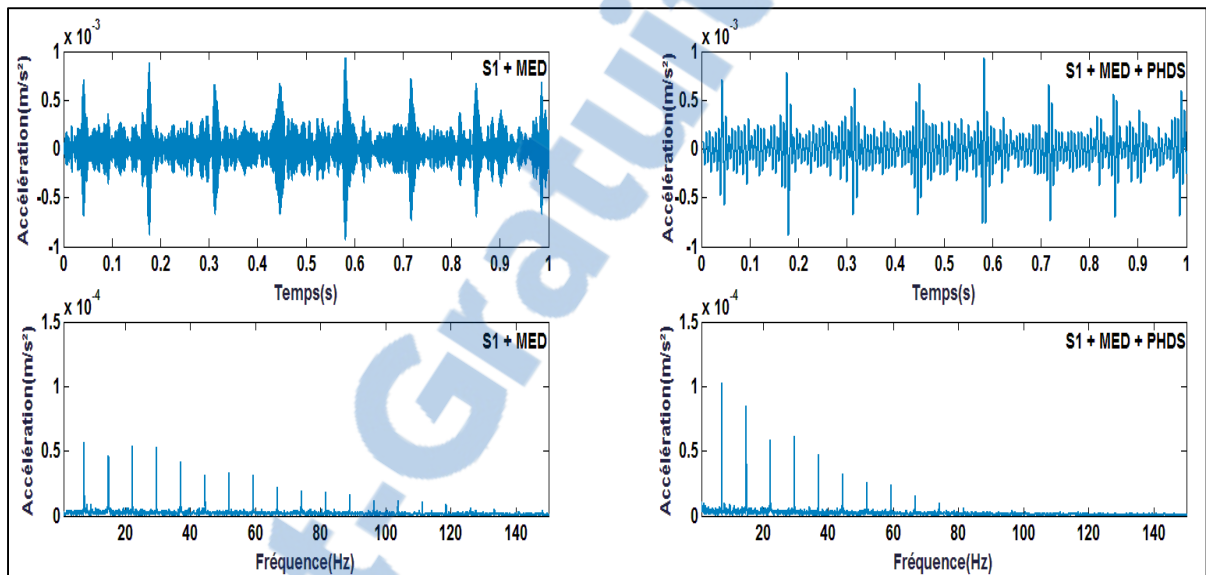


Figure 3.5 Comparaison entre le signal temporel et le spectre enveloppe d'un signal non Compressé et un signal compressé

La même figure 3.5 montre les deux spectres enveloppe des deux signaux, S1 dé-bruité et S1 dé-bruité et compressé. À de basses fréquences, on remarque que les pics du spectre de $r(t)$ sont amplifiés. Mais à des fréquences plus élevées, les pics ont tendance à s'atténuer. Cependant la valeur énergétique reste la même dans les deux spectres. Le niveau RMS d'accélération des deux spectres est pratiquement le même. Le tableau montre l'énergie de chaque spectre enveloppe de $r(t)$ et $d(t)$.

Tableau 3.2 Comparaison entre l'énergie du spectre enveloppe de $r(t)$ et celui de $d(t)$

| Signal | $d(t)$ | $r(t)$ |
|--------|-------------------------|-------------------------|
| RMS | 0.4136 m/s ² | 0.4017 m/s ² |

3.3 Analyse des signaux simulés

Comme expliqué, pour analyser les signaux et dégager le défaut de roulement tout en compressant le signal original, on suit la démarche suivante :

- Dé-bruiter le signal,
- Compresser avec PHDS,
- Analyser le signal.

Pour le dé-bruitage, nous avons le choix entre deux méthodes qui sont le MED ou bien le détecteur de chocs. Pour utiliser le détecteur de chocs, il faut faire un certain paramétrage. En effet, l'algorithme utilise deux variables d'entrées qui sont la taille de la fenêtre pour le balayage et le taux de précision pour comparer les fenêtres (Badri et al., 2007). La figure 3.6 montre les résultats du signal S1 auquel on a rajouté du bruit avec un $SNR=0.20$ et on l'a dé-bruité avec plusieurs tailles de fenêtres différentes. La précision dans ce traitement a été fixée à 0.5.

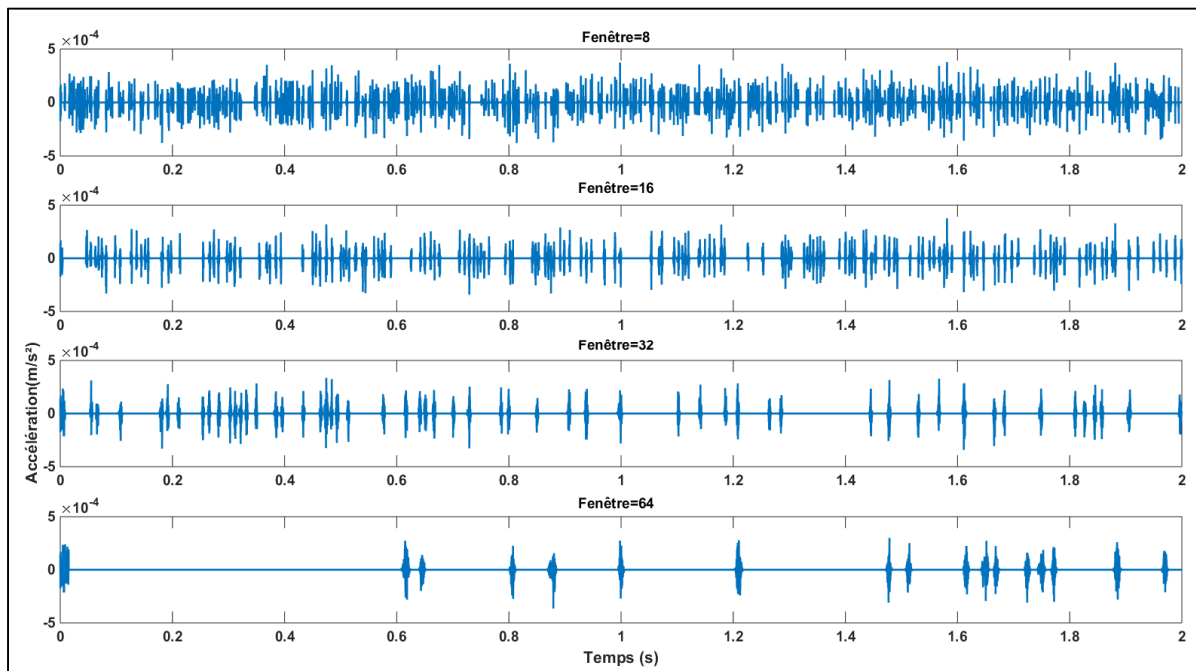


Figure 3.6 Signal S1 dé-bruité avec plusieurs tailles de fenêtre avec EC

Par la suite nous avons fait varier la précision de l'algorithme tout en gardant la même taille de la fenêtre, égale à 64. La figure 3.7 montre les résultats de dé-bruitage.

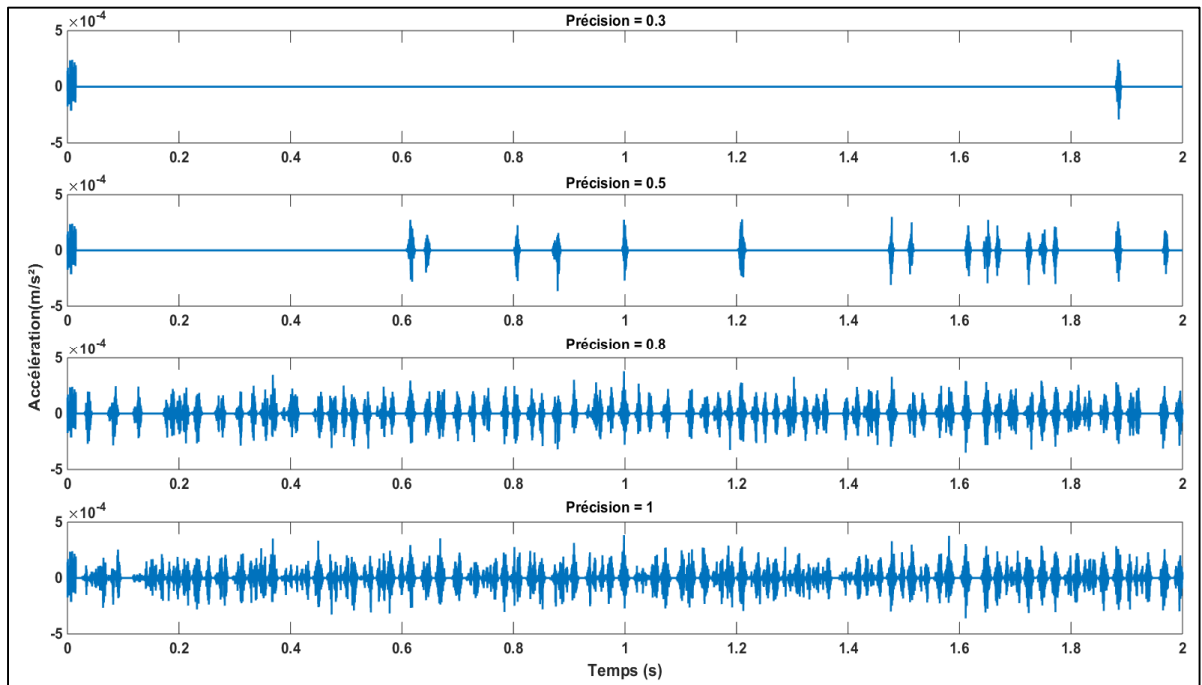


Figure 3.7 Signal S1 dé-bruité avec plusieurs valeurs de précision avec EC

Ce que l'on peut remarquer lorsqu'on a fait varier la précision et la taille du filtre, c'est que le nombre de chocs par seconde n'est jamais stable. Contrairement au MED, figure 3.4, le nombre de chocs présents dans le signal reste le même et cela peu importe la taille du filtre. Un dé-bruitage avec l'extracteur de chocs nécessite un réglage manuel délicat pour extraire le bon signal en sortie et cela ne peut pas être intégré dans notre projet dans son état de développement actuel. Pour ce qui suit, le développement et l'analyse des signaux se feront avec l'algorithme MED.

Pour analyser les signaux en sortie dans le domaine spectral, nous avons le choix entre deux méthodes : utiliser un spectre régulier ou bien utiliser un spectre de l'enveloppe du signal. La figure 3.8 montre un spectre enveloppe et un spectre régulier du signal S1 auquel on a rajouté un bruit avec un SNR=0.15. Le signal a été dé-bruité avec MED et compressé avec PHDS.

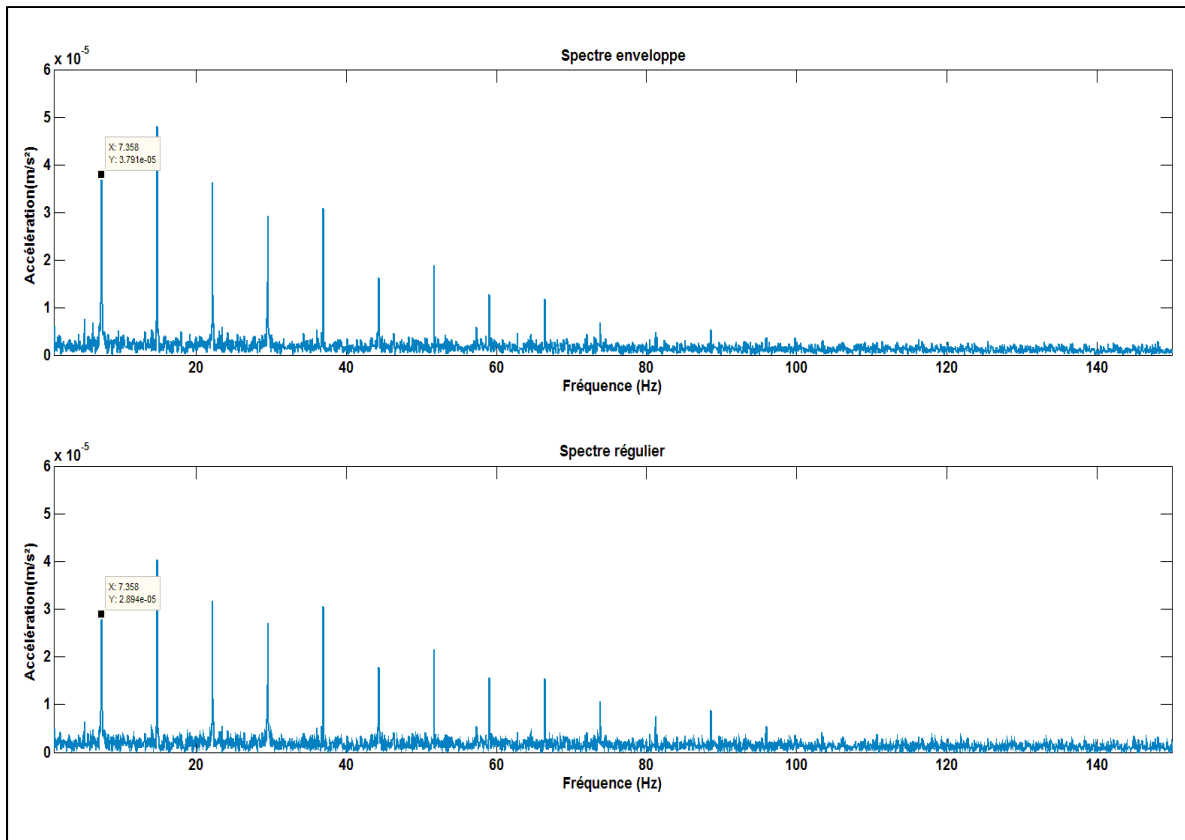


Figure 3.8 Un spectre régulier et un spectre enveloppe du signal S1 avec un SNR=0.15

La figure 3.8 montre que l'amplitude des pics sur le spectre de l'enveloppe du signal est plus élevée que celle sur le spectre régulier. Le pic du BPFO sur le spectre régulier donne une valeur de 0.027 mm/s. Cette valeur est très faible par rapport aux critères de sévérité des normes vibratoires (ISO, 2014) et ne peut objectivement être à la base d'un diagnostic fiable de l'état de dégradation des défauts de roulements. A des vitesses assez élevée (plus que 1200 RPM), la composante relative à la vitesse de rotation pourrait masquer la présence des pics relatifs aux défauts de roulements naissants dans un spectre régulier. D'un autre côté, les spectres enveloppes ne sont pas influencés par les composantes périodiques dans le signal temporel (Hochmann et Bechhoefer, 2005). Cela nous a mené à l'utilisation des spectres enveloppes dans le reste des traitements.

Le spectre enveloppe a prouvé son efficacité dans la détection des défauts. Cette technique permet de ramener vers les basses fréquences des composantes spectrales survenant dans les zones d'amplification de vibrations.

Pour montrer l'efficacité de la méthode MED+PHDS, on va comparer les spectres enveloppe des différents signaux simulés compressés avec PHDS et les spectres enveloppe des signaux compressés avec PHDS et traités avec le MED. Les figures 3.9 à 3.12 montrent les spectres enveloppe des différents signaux traités S1, S2, S3 et S4.

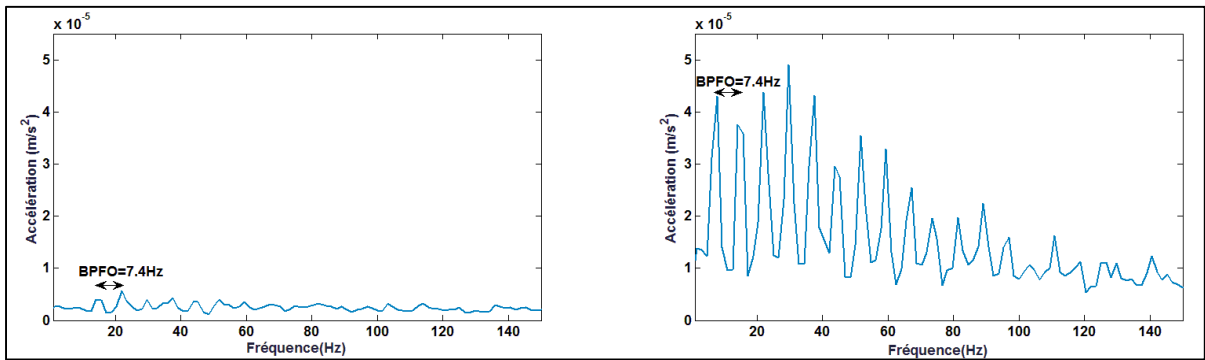


Figure 3.9 Spectre enveloppe de S1 compressé (à gauche) et S1 compressé et dé-bruité (à droite)

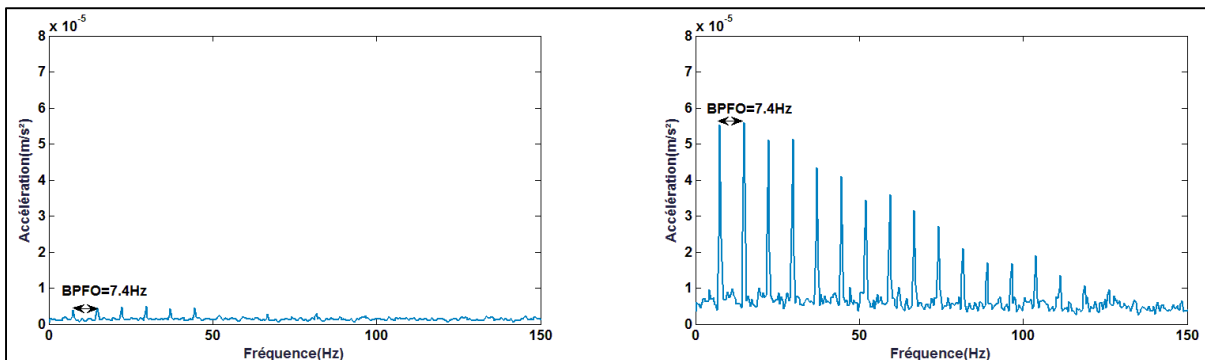


Figure 3.10 Spectre enveloppe de S2 compressé (à gauche) et S2 compressé et dé-bruité (à droite)

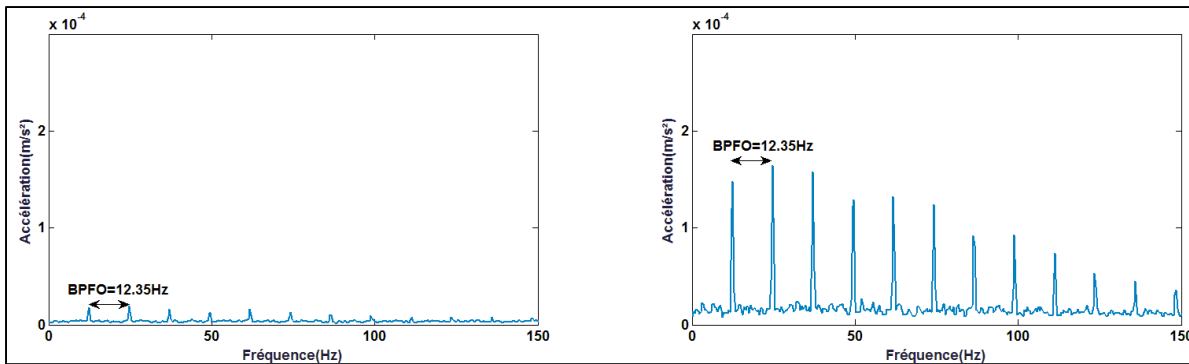


Figure 3.11 Spectre enveloppe de S4 compressé (à gauche) et S4 compressé et dé-bruité (à droite)

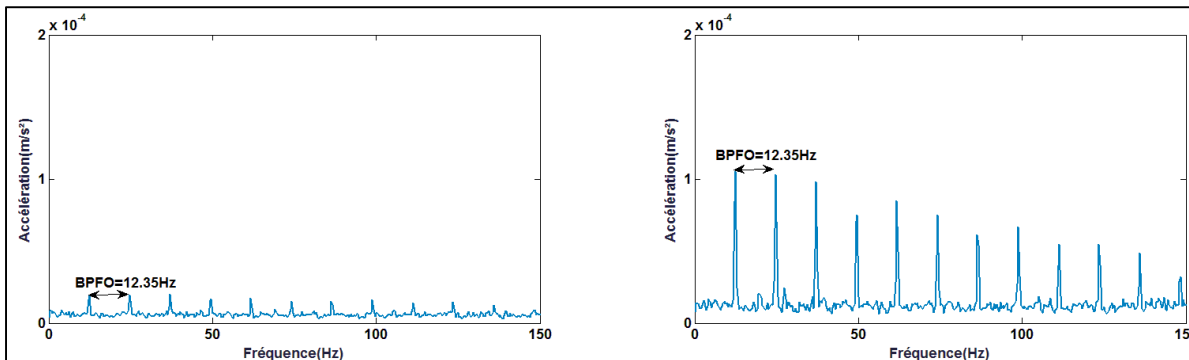


Figure 3.12 Spectre enveloppe de S5 compressé (à gauche) et S5 compressé et dé-bruité (à droite)

Les résultats montrent les faits suivants :

- La compression du signal et son ré-échantillonnage avec seulement le PHDS, permet seulement de garder la même forme du signal avec un nombre d'échantillons beaucoup moins important que celui du signal original. Sur les spectres, on distingue à peine les pics du BPFO. Les pics ont une amplitude très faible et leurs harmoniques se noient rapidement dans le bruit.
- Par contre, utiliser le MED avant de compresser les signaux permet d'amplifier les amplitudes des composantes spectrales recherchées. Les résultats montrent à quel point, le filtrage par MED est utile pour une détection précoce des défauts de roulement à de basses vitesses.

Nous avons aussi fait varier le bruit dans le signal afin d'évaluer la robustesse de la méthode MED+PHDS. Pour cela, quatre signaux ont été calculés avec différents taux de bruit ajoutés. Le signal de base est le signal S1. Le tableau 3.3 regroupe les quatre signaux traités avec leurs SNR respectifs.

Tableau 3.3 Le SNR de chaque signal

| Signal | B1 | B2 | B3 | B4 |
|--------|------|------|------|------|
| SNR | 0.20 | 0.15 | 0.12 | 0.10 |

La figure 3.13 montre les différents signaux temporels traités sur les mêmes échelles.

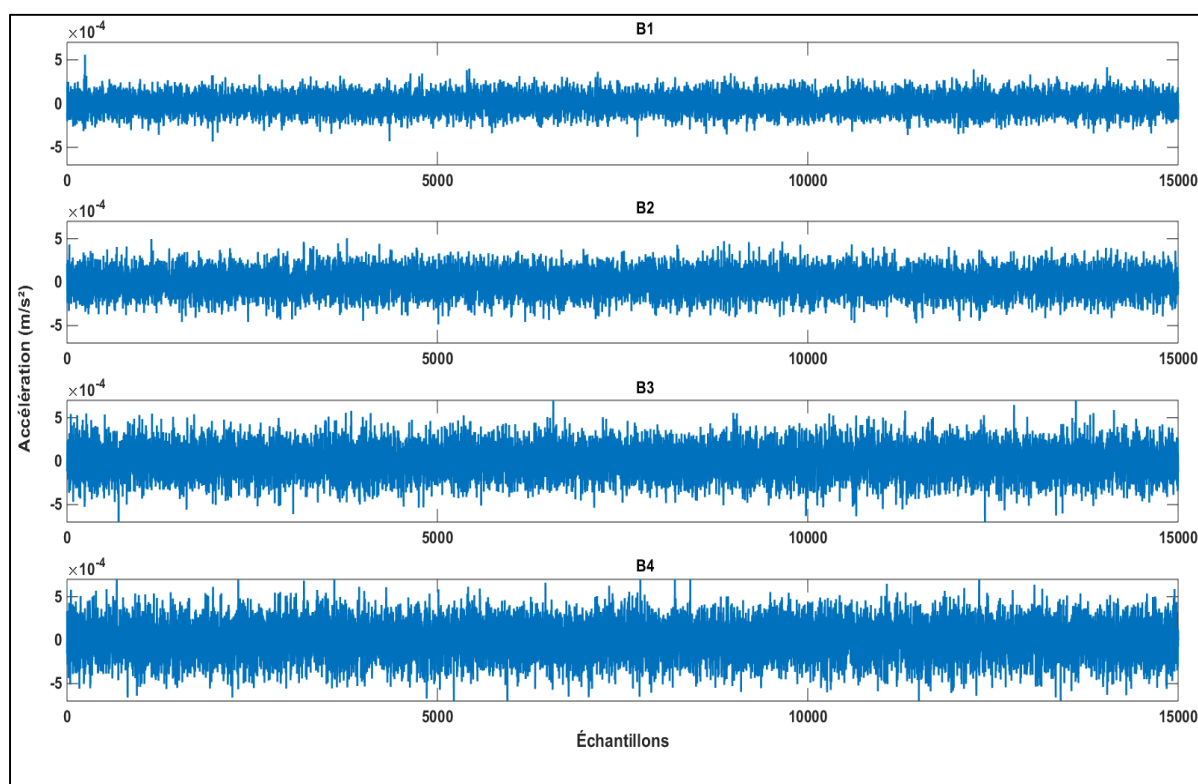


Figure 3.13 Les signaux temporels B1, B2, B3 et B4

La figure 3.14 montre le comportement du MED vis-à-vis l'augmentation du taux de bruit dans les signaux. D1, D2, D3 et D4 sont respectivement les signaux B1, B2, B3 et B4 dé-

bruités. On remarque que les chocs ne sont plus visibles dans D3 et D4 alors qu'en D1 et D2, on peut les distinguer facilement.

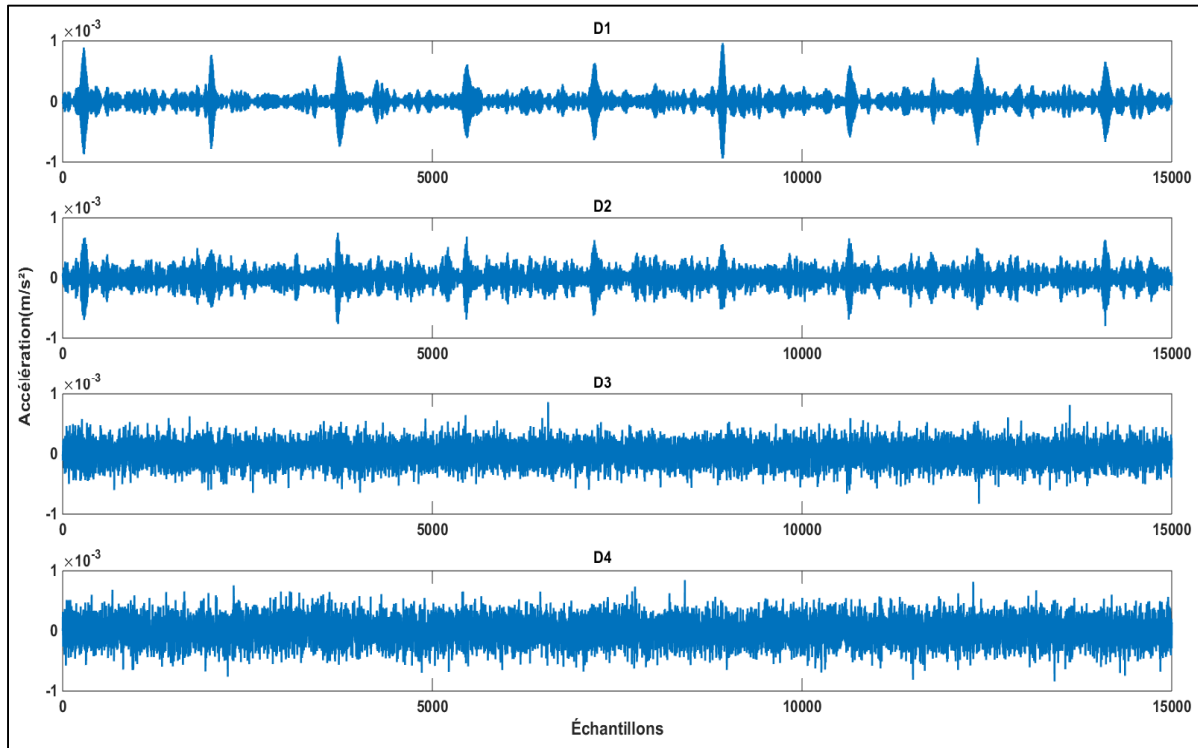


Figure 3.14 Les signaux temporels dé-bruités D1, D2, D3 et D4

Par la suite, les signaux D1, D2, D3 et D4 ont été compressés avec le PHDS. Une FFT enveloppe a été appliquée sur les quatre signaux dé-bruités et compressés. La figure 3.15 montre les résultats de la FFT enveloppe sur chacun des quatre signaux précédents. Ce que l'on peut remarquer, c'est que sur les deux premiers spectres (D1 et D2) la signature du défaut est visible. Le pic du BPFO à 7.4Hz et ses harmoniques ne sont pas noyés dans le bruit. Le troisième spectre ne montre que deux petits pics à peine visible à 1xBPFO et à 2xBPFO. Finalement dans le spectre du signal D4 rien n'est visible, on n'a que du bruit.

On peut conclure que plus on a de bruit dans notre signal, moins le MED est efficace quant à ressortir les chocs enfouis dans le signal. On peut dire que le MED n'est plus efficace si le rapport signal bruit SNR est inférieur à 0.15.

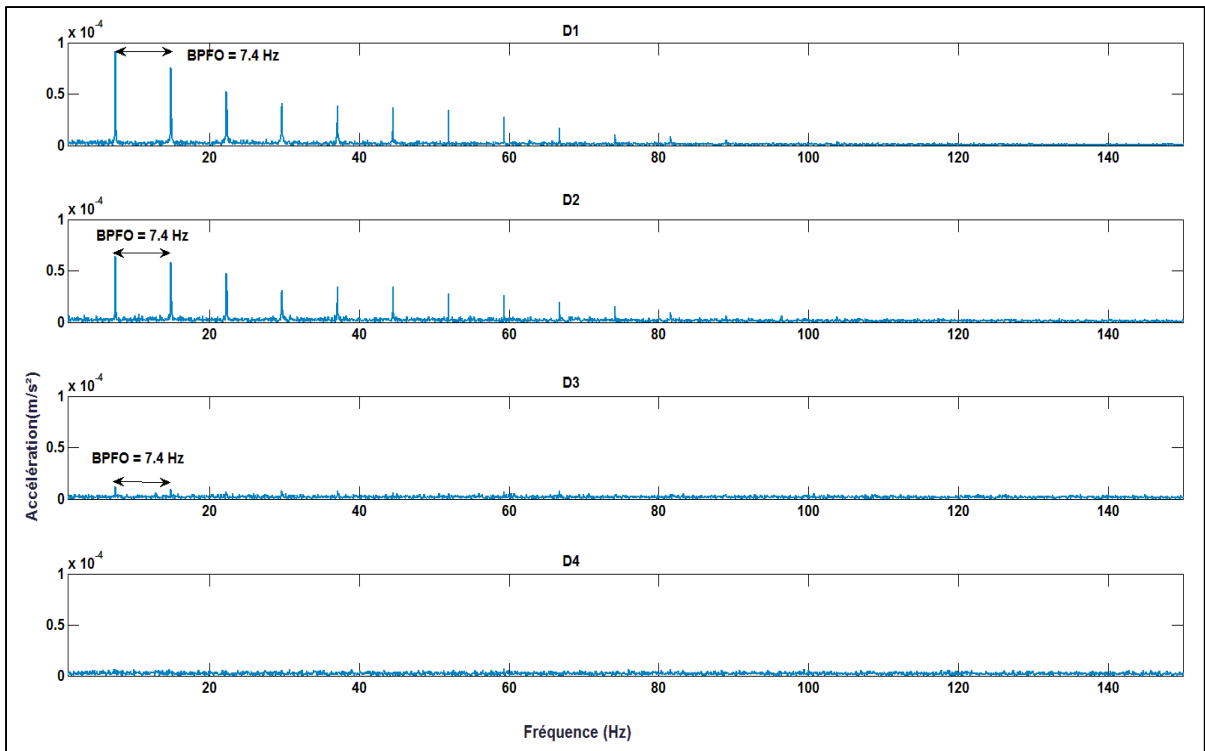


Figure 3.15 Les spectres des enveloppes des signaux D1, D2, D3 et D4

Cette méthode a pour but aussi de réduire le nombre d'échantillons. Une comparaison des tailles des fichiers a été faite pour montrer l'efficacité de l'algorithme de compression. La figure 3.16 montre les différences entre la taille des nouveaux fichiers traités et celle des fichiers originaux. On remarque une nouvelle taille de l'ordre de 3% de celle des signaux originaux. Cela montre la puissance du PHDS, un algorithme permettant une réduction significative de la taille des signaux sans pour autant perdre l'information pertinente.

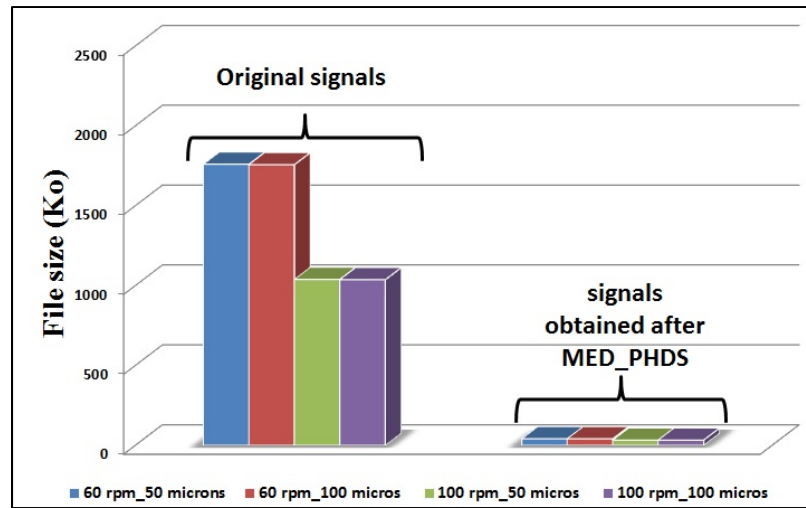


Figure 3.16 Taille des signaux simulés traités

3.4 Validation expérimentale : Banc de roulements

Pour la première validation expérimentale de cette technique de traitement de signal, on a utilisé le banc de roulement de l'ETS. Ce banc comporte un moteur, un arbre tournant supporté par deux roulements (Fig. 3.17). Le roulement coté moteur est un roulement sain, le second est un roulement défectueux. Le défaut a été créé sur la bague extérieure du roulement. On a utilisé deux roulements défectueux pour les mesures. Le premier a un défaut D1 de 50 microns de profondeur et le second a un défaut D2 de 100 microns de profondeur.

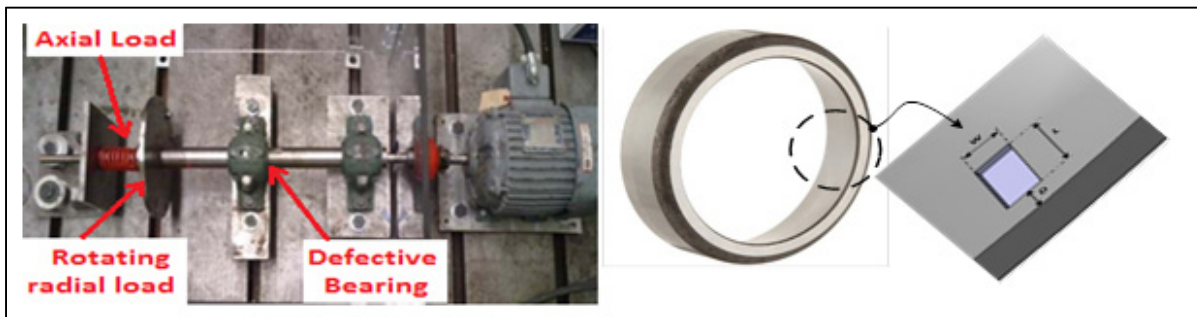


Figure 3.17 Banc d'essai et roulement défectueux

Puisque le système de surveillance proposé est en cours de développement, les mesures ont été prises avec le logiciel *THOR Collector* en utilisant une carte d'acquisition *DataTranslation DT9837*, avec une fréquence d'échantillonnage de 48,000 Hz (Fig. 3.18). La durée des signaux acquis est de 30 secondes. L'accéléromètre avec lequel on a travaillé est le PCB 35C34. La gamme fréquentielle de cet accéléromètre est de 0.5 Hz à 10,000 Hz et il a une sensibilité de 100 mV/g.

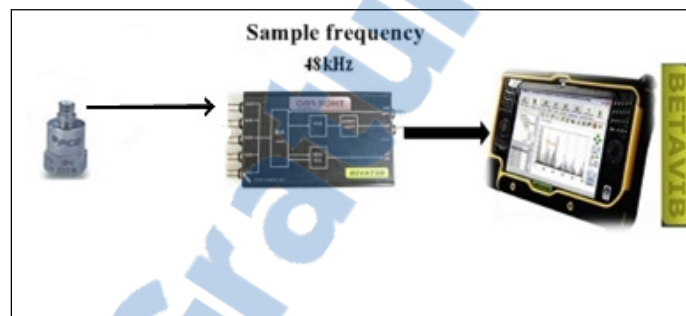


Figure 3.18 Chaîne d'acquisition

Les figures 3.19 et 3.20 montrent le spectre enveloppe des signaux acquis et traités avec MED et PHDS, pour les deux vitesses considérées pour le défaut D1. Ils sont comparés aux spectres enveloppe compressés avec PHDS seulement. Les résultats des signaux expérimentaux et des signaux simulés sont les mêmes. Les résultats montrent l'importance du filtrage du signal en utilisant le MED avant de faire une compression. Les pics du BPFO des signaux non-filtrés sont complètement noyés dans le bruit et ne représentent pas les pics les plus importants dans le spectre enveloppe. Les harmoniques du BPFO sont complètement inexistantes dans les signaux non-filtrés. Les figures montrent l'efficacité du MED pour amplifier le pic du BPFO et ses harmoniques et augmentent leur visibilité dans le spectre enveloppe du signal filtré.

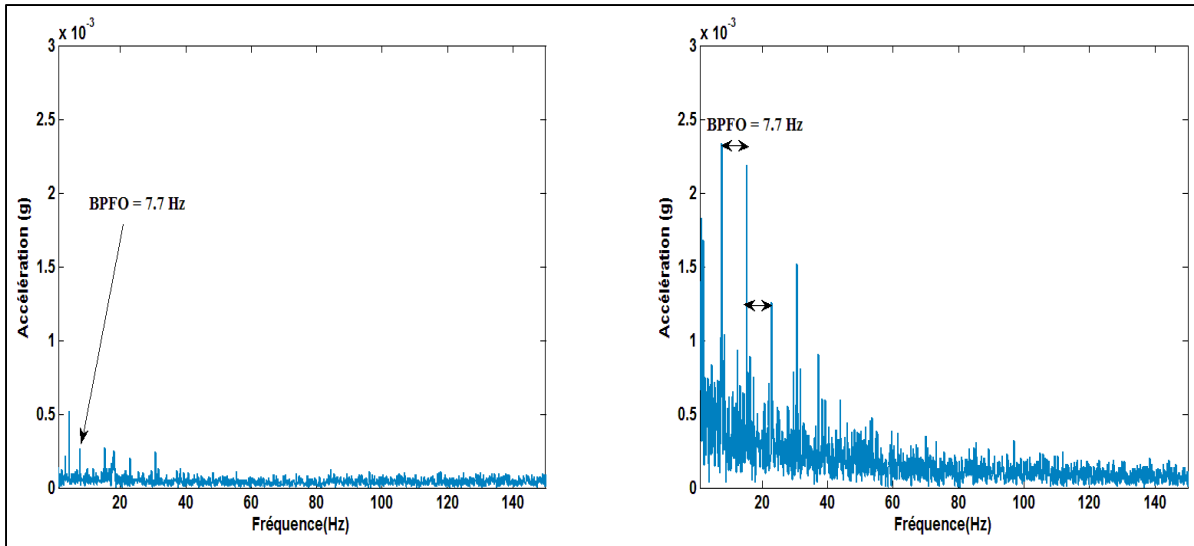


Figure 3.19 Spectre enveloppe d'un signal D1 non filtré (à gauche) et filtré (à droite) à 60RPM

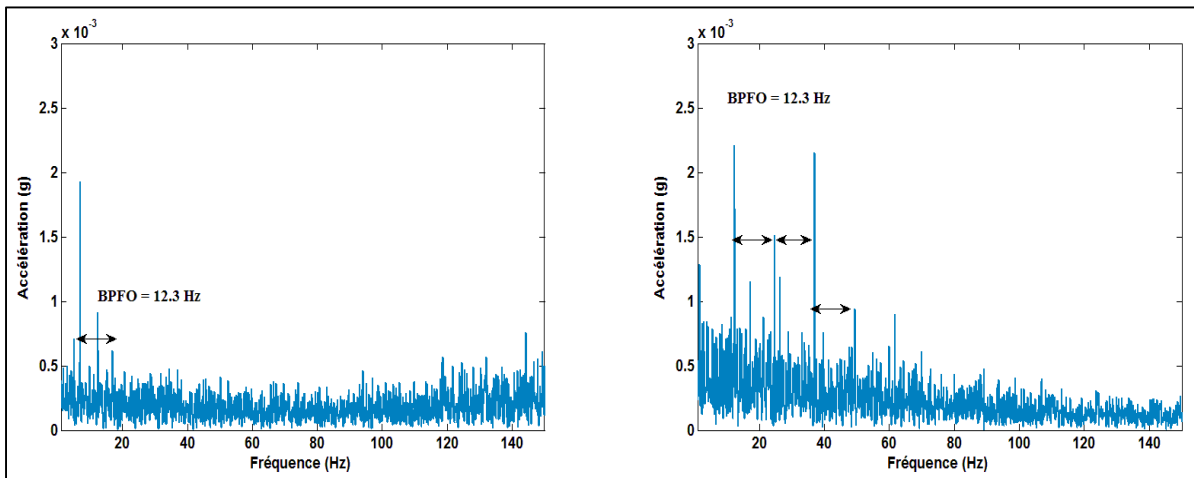


Figure 3.20 Spectre enveloppe d'un signal D1 non filtré (à gauche) et filtré (à droite) à 100RPM

La détection du défaut sur la bague extérieure du roulement est améliorée après le filtrage MED. La taille des signaux a été réduite grâce à la compression PHDS. La figure 3.21 montre une comparaison entre les signaux originaux et les signaux compressés. La taille des signaux compressés est de l'ordre de 3% de la taille des signaux originaux. Cela montre que le PHDS

est un algorithme très efficace et facile à implanter dans un système de surveillance des machines. Cela facilite le transfert des signaux temporels longs enregistrés.

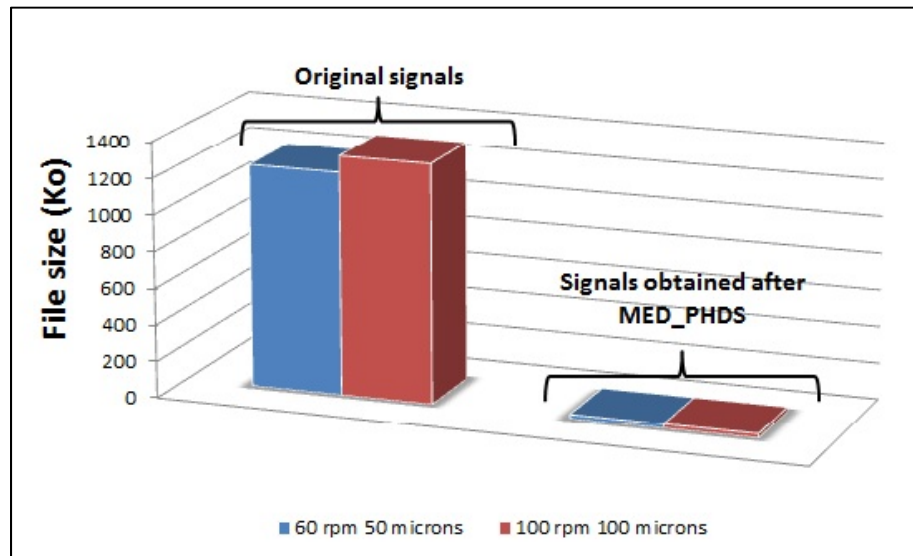


Figure 3.21 Tailles des signaux expérimentaux traités

3.5 Étude d'un cas pratique industriel

Dans cette partie, on va s'intéresser à une étude d'un cas pratique en industrie et on va comparer le *Minimum Entropy Deconvolution* à une autre technique de filtrage qui est l'*Extracteur de Chocs*. Ces deux méthodes de filtrages se ressemblent dans l'intérêt de leur utilisation. En effet, ces deux méthodes essaient de faire ressortir les chocs enfuis dans le signal. Des signaux industriels ont été fournis par la compagnie BETAVIB. Il s'agit de cinq signaux temporels d'une durée de 30 secondes avec une fréquence d'échantillonnage de 48 000 Hz. Les signaux proviennent d'une machine, rouleau-compresseur. La figure 3.22 montre un schéma de la machine en question. Les mesures ont été prises sur le point I. La figure 3.23 montre le roulement défectueux après arrêt de la machine pour l'entretien.

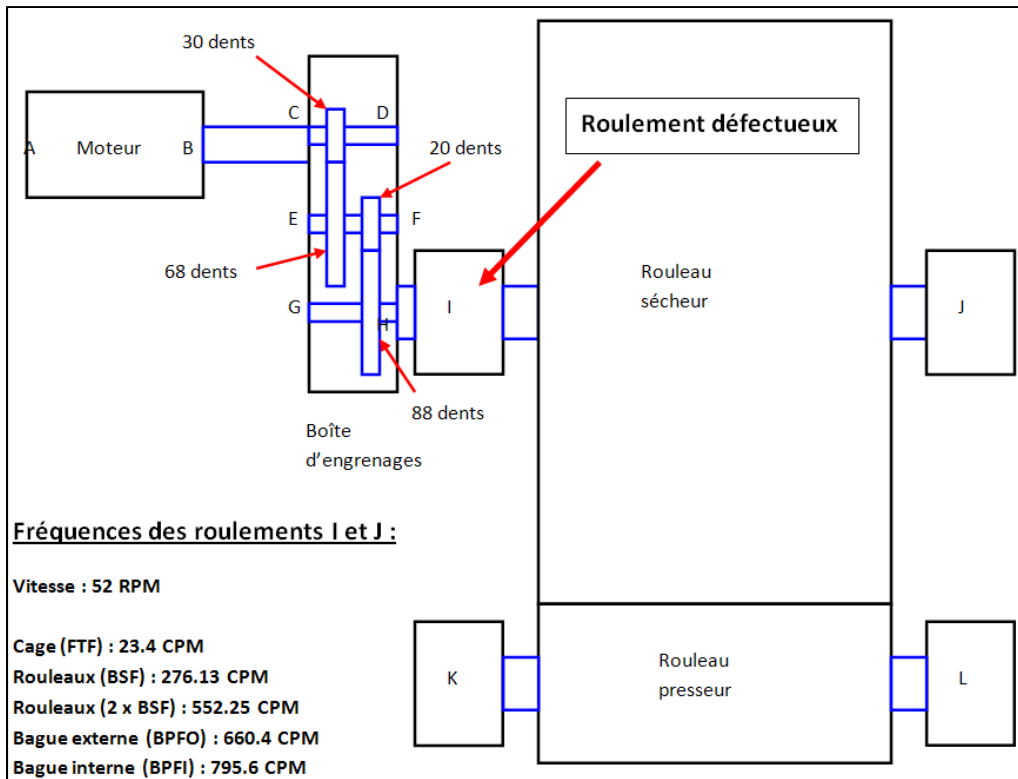


Figure 3.22 Schémas de la machine

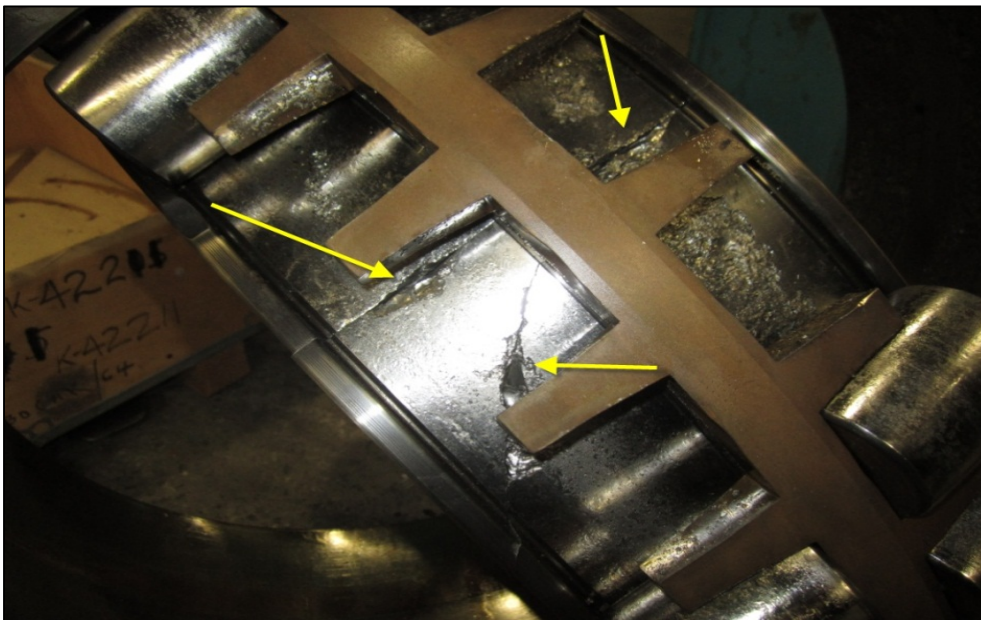


Figure 3.23 Fissures sur la bague intérieure du roulement au point I.

Le tableau 3.4 montre les fréquences cinématiques relatives au roulement étudié. La vitesse de la machine varie d'après les premières analyses spectrales des signaux entre 0.6 Hz et 1.1 Hz.

La figure 3.24 montre les cinq signaux originaux. On remarque qu'il n'y a pas une signature claire d'un défaut répétitif pour les deux premières mesures. À partir de la troisième mesure, il est clair qu'il y a un problème. La présence de chocs répétitifs et une amplitude élevée sont claires à partir de la quatrième mesure.

La figure 3.25, quant à elle, montre les deux premiers signaux originaux de la figure 3.24 mais traités avec le filtrage MED et avec l'extracteur de chocs. Pour les signaux traités avec MED, la taille du filtre $N=128$, le nombre d'itérations $i=20$ et une précision $p=0.001$ ont été appliqués pour filtrer les signaux. Pour les signaux traités avec l'extracteur de chocs, la taille de la fenêtre est égale à 32 et la précision est égale à 0.5.

Tableau 3.4 Cinématique du point de mesure

| | Fréquence (Hz) |
|----------------|-----------------------|
| Vitesse | 0,86 |
| FTF | 0,39 |
| BSF | 4,60 |
| 2 x BSF | 9,20 |
| BPFO | 11 |
| BPFI | 13,26 |

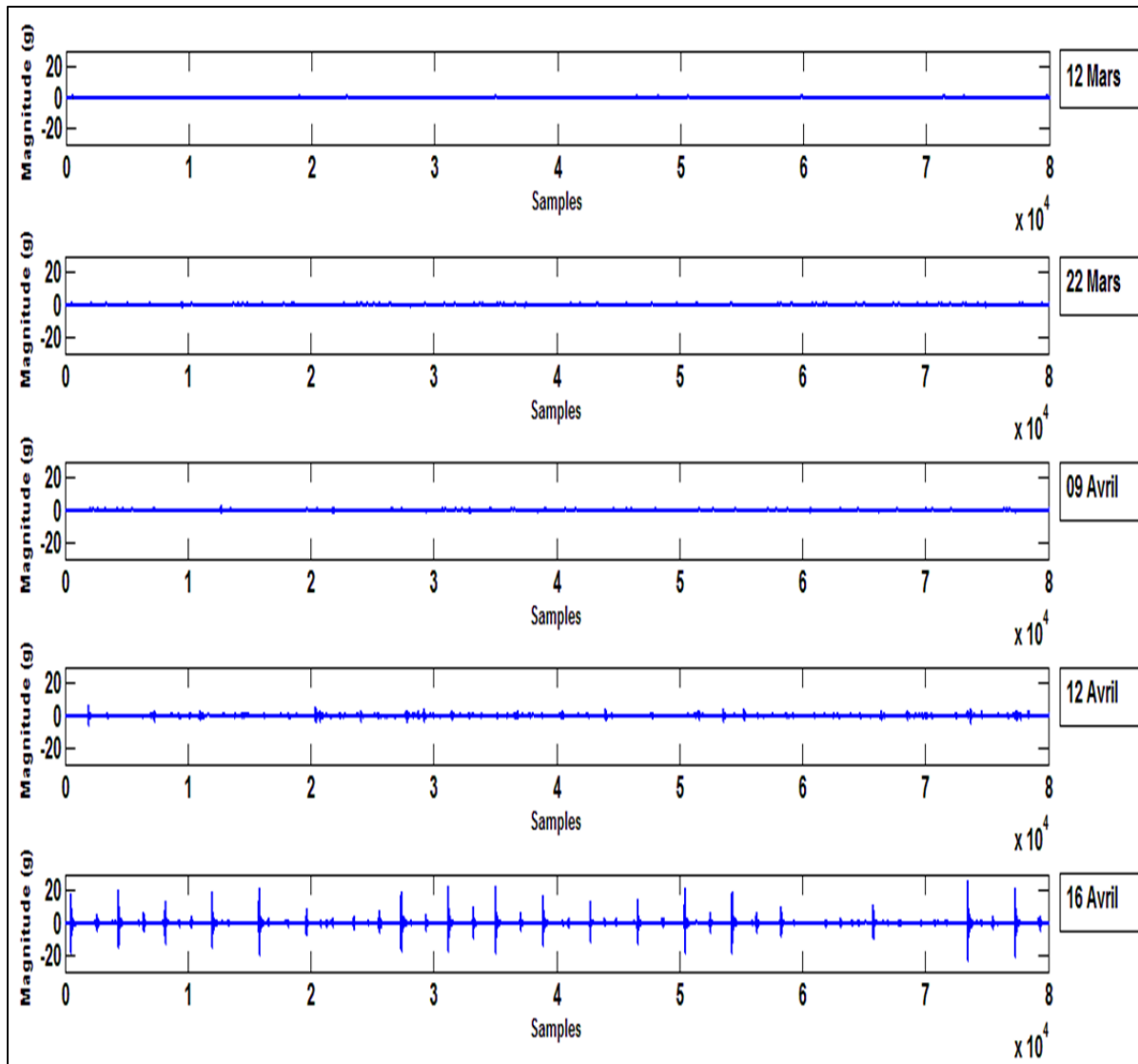


Figure 3.24 Signaux originaux du point I

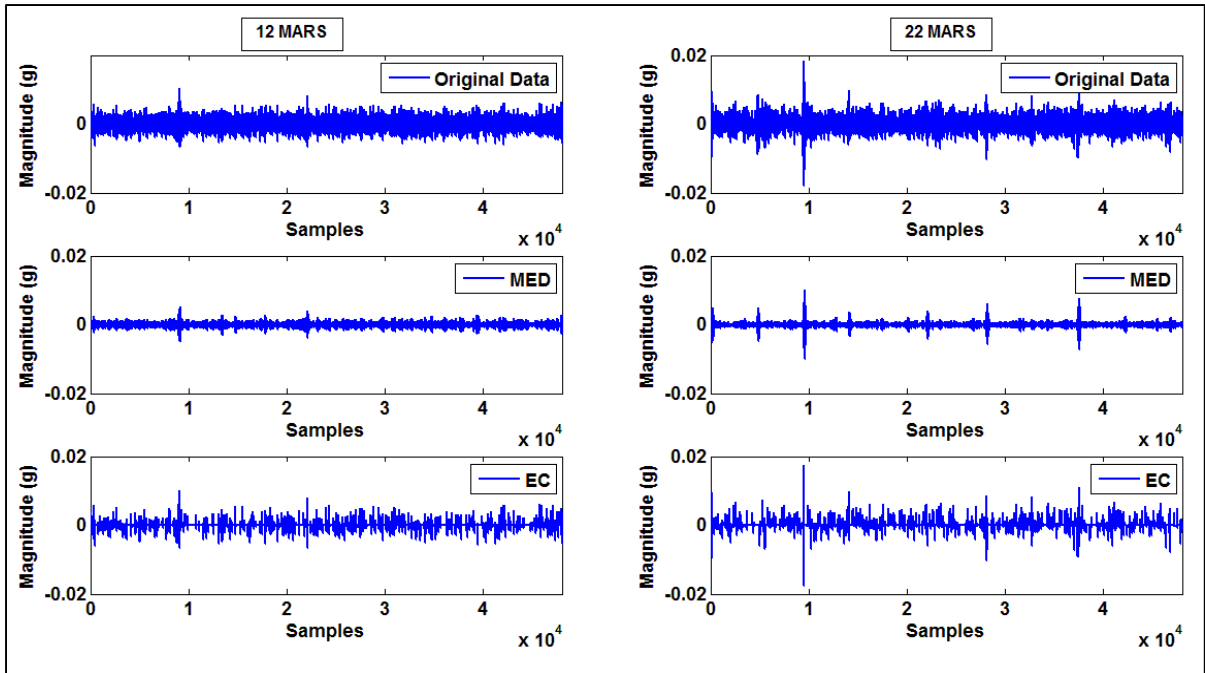


Figure 3.25 Les signaux traités avec MED et EC

Ce que l'on peut remarquer à partir de ces deux signaux temporels, c'est que les chocs sont plus visibles sur les signaux du MED et de l'EC. Le motif du défaut est clair à partir de la première mesure du 12 Mars. La figure 3.26 montre l'évolution des indicateurs RMS et la figure 3.27 montre l'évolution du Peak des différents signaux. On peut distinguer que les indicateurs des signaux originaux et ceux filtrés par l'extracteur de chocs suivent exactement la même tendance. Par contre ceux traités avec le MED ne reflètent pas la réalité de la sévérité du défaut. La figure 3.28 montre les tendances des indicateurs Kurtosis et la figure 3.29 les tendances du Facteur Crête des différents signaux traités. Les tendances montrent une réactivité plus rapide à la dégradation du défaut pour les signaux filtrés avec le MED. Les signaux filtrés avec l'extracteur de chocs suivent la même tendance que les signaux originaux, mais sont moins sensibles que le MED.

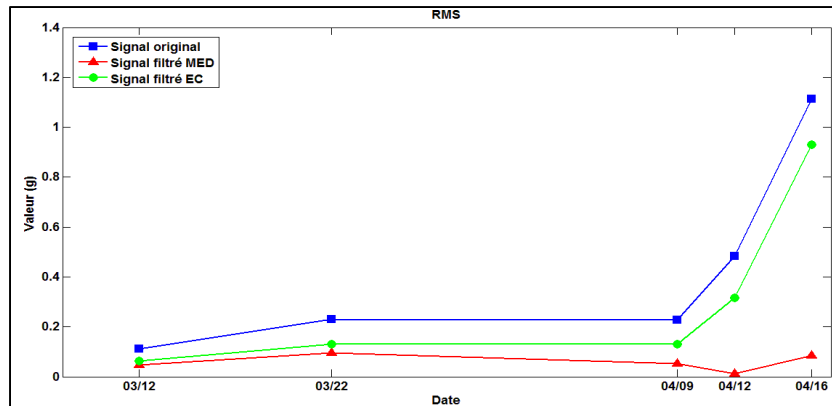


Figure 3.26 Valeur RMS des différents signaux

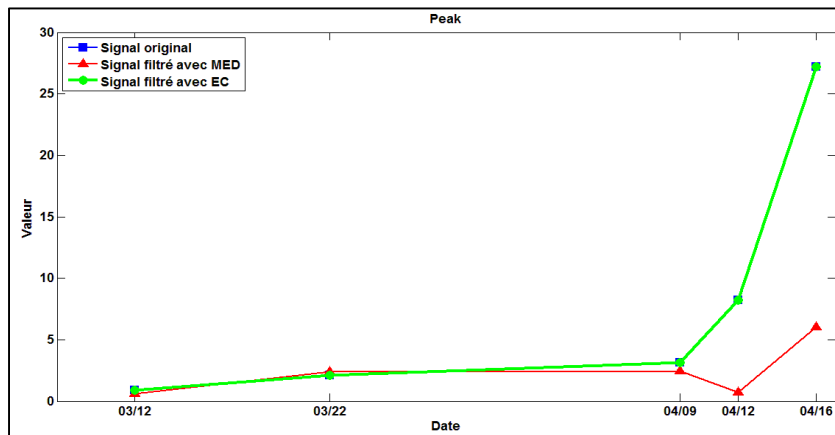


Figure 3.27 Valeur Peak des différents signaux

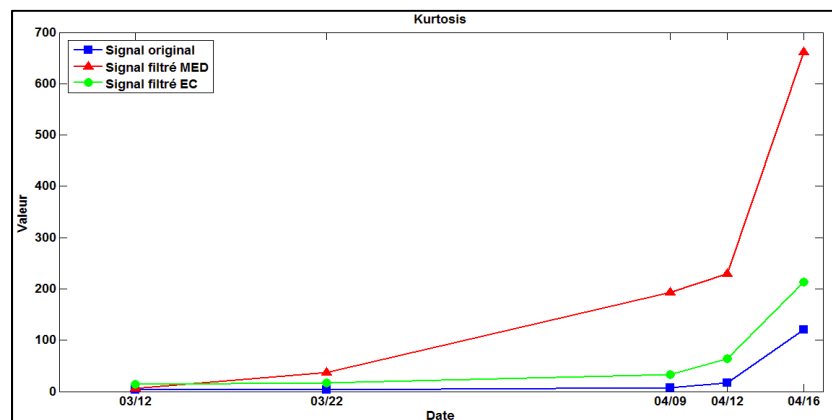


Figure 3.28 Valeur Kurtosis des différents signaux

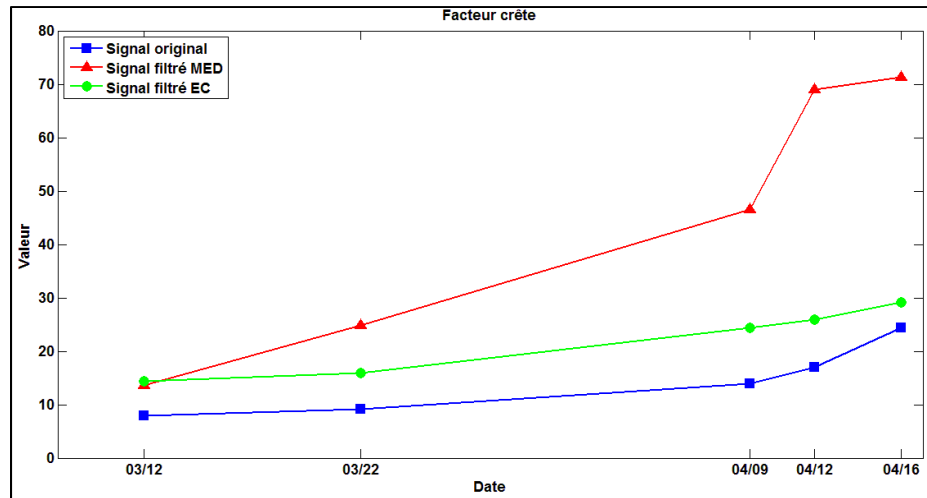


Figure 3.29 Valeur du facteur crête des différents signaux

Après ces analyses des indicateurs temporels, on a fait une analyse fréquentielle. Le spectre du signal présent dans la figure 3.30 montre une résonance entre 2000 et 5000 Hz. Un filtre passe bande entre 2000Hz et 5000Hz a été appliqué aux différents signaux.

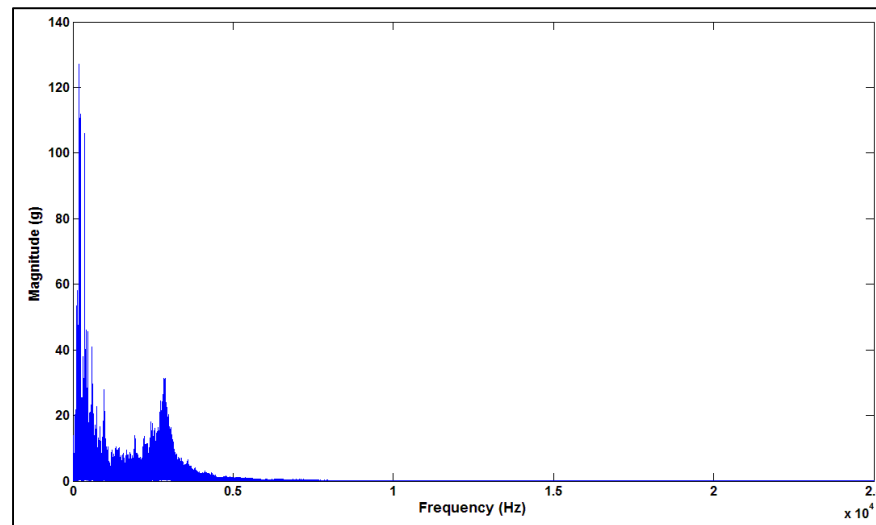


Figure 3.30 Spectre du signal original du 12 Mars

Les spectres enveloppe des signaux filtrés ont été générés. La figure 3.31 montre les différents spectres de la mesure du 12 Mars. Le pic du BPF1 à 11.08 Hz et ses harmoniques sont très visibles sur les trois spectres. Les pics du signal original et celui filtré avec MED ont

la même amplitude. Dans ce cas, il n'était pas nécessaire de filtrer le signal puisque le signal original permettait de détecter le défaut. Par contre le spectre enveloppe du signal filtré avec l'extracteur de chocs montre des pics moins puissants.

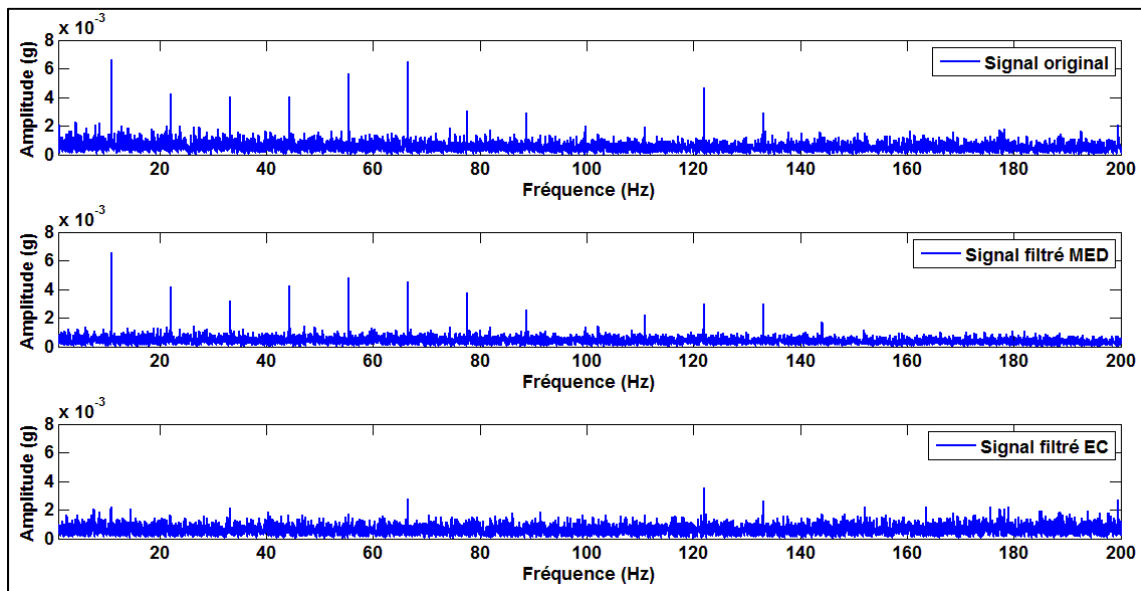


Figure 3.31 Spectre enveloppe de la mesure du 12 Mars

Nous avons aussi utilisé des indicateurs de bandes suivant un gabarit bien défini comme montré à la figure 3.32. Ce gabarit montre 6 bandes fréquentielles relatives à un rotor monté sur roulements. Nous avons modifié un peu les fréquences du gabarit en respectant l'ordre défini. Les bandes fréquentielles choisies sont celles du balourd, lignage-serrage, roulements, harmoniques des fréquences de roulements et finalement les hautes fréquences. Le tableau 3.3 montre les plages fréquentielles de ces bandes.

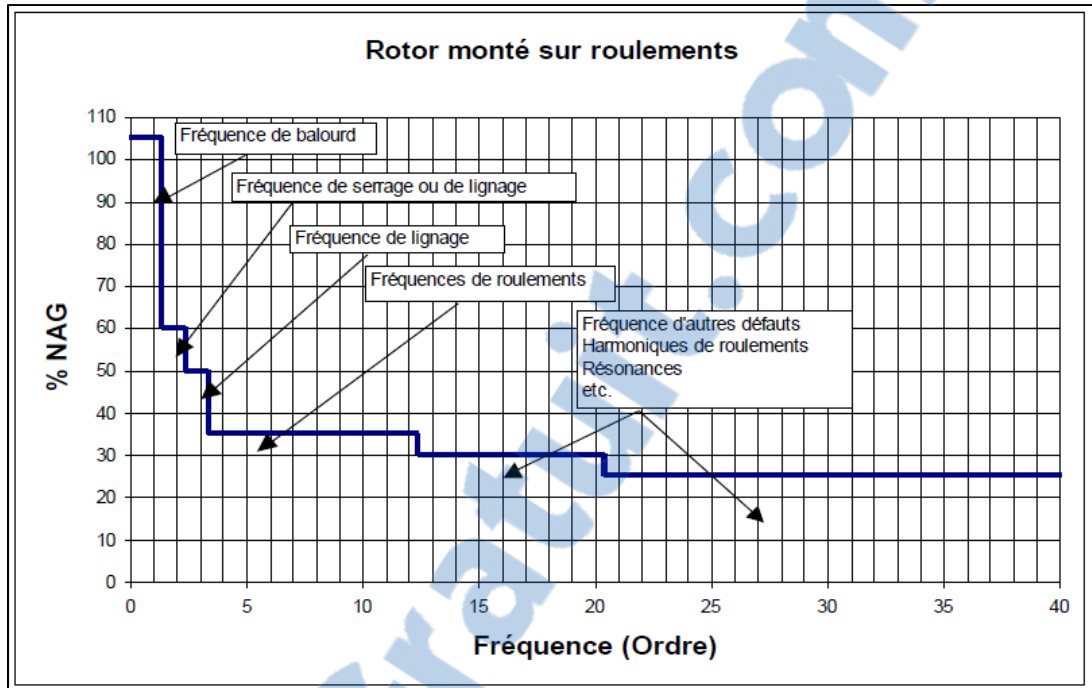


Figure 3.32 Gabarit d'un rotor monté sur roulement
Tirée de (Thomas, 2011)

Avec les plages fréquentielles de chaque bande décrites dans le tableau 3.5.

Tableau 3.5 Plages fréquentielles des bandes

| Bande | Plage fréquentielle |
|---------------------------|---------------------|
| Balourd | 0,4 Hz-1 Hz |
| Lignage – Serrage | 1 Hz-3 Hz |
| Roulements | 3 Hz-15 Hz |
| Harmoniques de roulements | 15 Hz-40 Hz |

Nous avons tracé les courbes de tendances de l'énergie, RMS en vitesse, de chaque bande fréquentielle pour le signal original, le signal filtré avec MED et le signal filtré avec l'Extracteur de Chocs. Les figures 3.33 et 3.34 montrent l'évolution de ces indicateurs dans la bande relative aux fréquences de roulements et la bande correspondant aux harmoniques des fréquences de roulement pour chaque type de signaux.

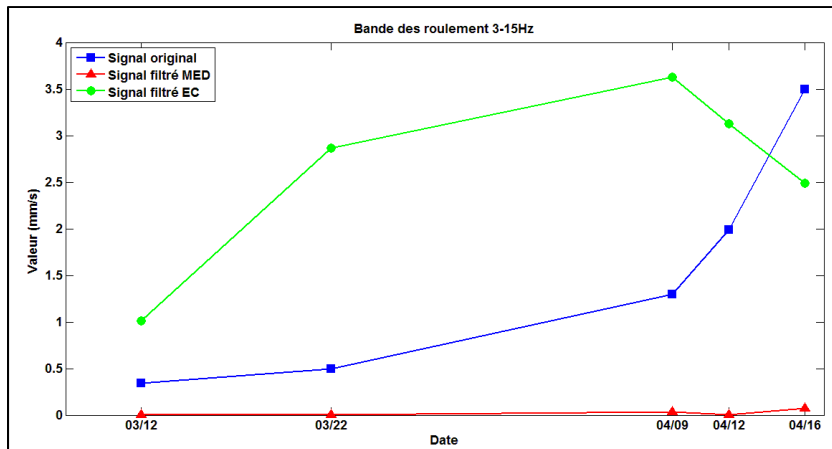


Figure 3.33 Tendances de la bande de roulements (3Hz-15Hz)

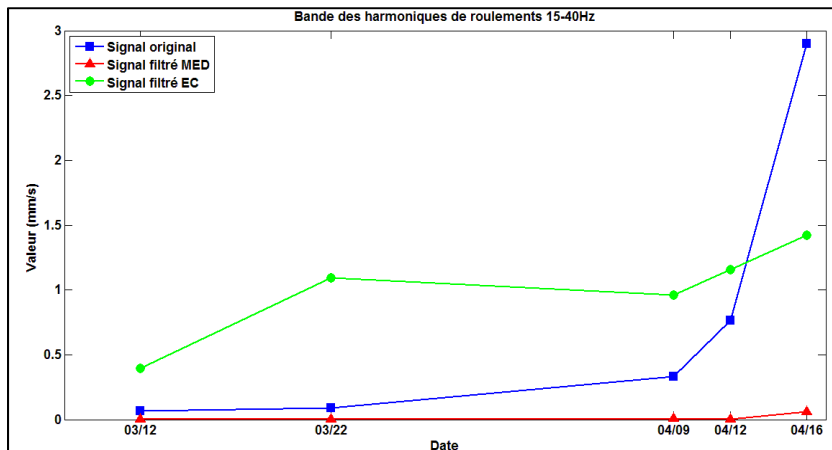


Figure 3.34 Tendances des harmoniques de roulements (15 Hz-40 Hz)

Ce qu'on peut remarquer, c'est que les tendances des signaux originaux diffèrent beaucoup par rapport aux tendances des signaux filtrés avec l'EC et le MED. Ce type de tendance des indicateurs de bandes peut être un bon indicateur de l'état des composantes si les bandes sont bien choisies et le spectre est calculé sur le signal original. Cela n'est pas le cas des signaux filtrés. Le MED, ou bien l'EC, change la nature du signal et cela peut se traduire par un changement des fréquences dans le domaine spectral, ce qui rend les indicateurs de bandes non fiables si le signal est filtré avec une méthode non conventionnelle.

La figure 3.35 montre les critères de sévérité en fonction de la fréquence. On remarque qu'à 1 Hz le seuil d'alarme se situe à 0.5mm/s et le seuil de danger à 1.5mm/s.

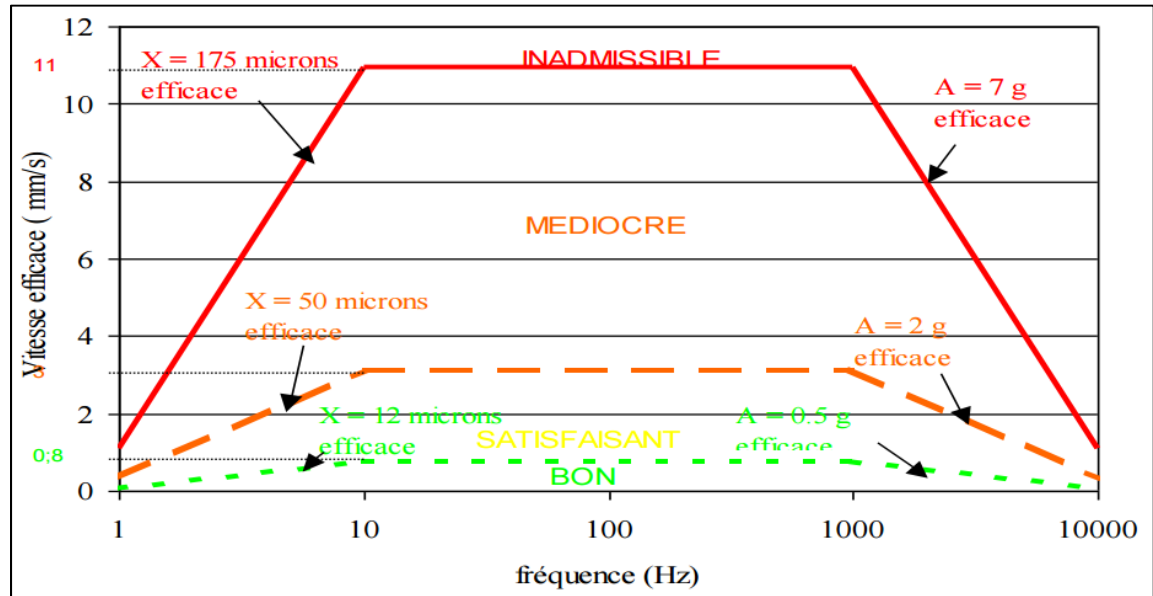


Figure 3.35 Critères de sévérité en fonction de la fréquence
Tirée de (Thomas, 2011)

Sur les figures 3.33 et 3.34, les signaux filtrés avec l'EC déclenchent dès la première mesure une alarme, et atteignent le danger dès la deuxième mesure. Quant aux signaux originaux, les alarmes ne sont déclenchées qu'à la troisième mesure. Les signaux filtrés avec MED ont des valeurs RMS en vitesse très faibles et ne sont pas fiables pour les comparer à la norme ISO 10816-3(ISO, 2014). Même si les indicateurs de bandes des signaux filtrés par l'extracteur de chocs ne suivent pas les tendances des signaux originaux, on peut remarquer qu'ils déclenchent des alarmes plus rapidement que les indicateurs de bandes des signaux originaux.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, des simulations et des études expérimentales ont été menées afin de tester l'efficacité et la robustesse de la méthode proposée. Le PHDS a donné de bons résultats avec

tous les types de signaux en fournissant une compression importante de la taille du signal sans perdre l'information recherchée. Avec un taux de compression de 97%, le PHDS arrive à garder la signature du défaut recherché et on ne perd pas l'information dont on a besoin que ce soit dans le signal temporel ou dans le spectre du signal.

Quant à l'application de l'algorithme MED sur différents signaux, cela a permis d'améliorer la réactivité de certains indicateurs, tels que le Kurtosis et le facteur crête, à un défaut naissant. On a remarqué aussi qu'on obtient des spectres enveloppe moins bruités ce qui permet une meilleure détection des défauts et un diagnostic plus fiable. Le résultat de ces travaux a été publié dans les comptes rendus d'une revue internationale (Melki et al. (2014)) Cet article est montré dans son intégralité à l'annexe I.

Une comparaison a été faite aussi sur un cas industriel entre le MED et l'extracteur de chocs. Cela a permis de faire ressortir certaines limitations de la technique MED. En effet en changeant la nature du signal les indicateurs de bandes ne sont plus fiables quand on utilise des signaux filtrés avec le MED. Le RMS et le PEAK ne reflètent pas eux aussi l'état de dégradation de la machine pour les signaux traités avec le MED.

CHAPITRE 4

Synthèse et discussion

4.1 Outils de diagnostic des roulements tournant à basses vitesses

À de basses vitesses, ce n'est pas évident de détecter un défaut de roulement surtout quand il s'agit d'un défaut naissant. Le défaut n'étant détectable qu'à un stade avancé de la dégradation, cela rend la planification d'un arrêt de maintenance serré dans le temps. Avoir un outil fiable pour la surveillance de ces machines est une priorité dans un système de surveillance permanente. Les indicateurs temporels ne sont capables de donner une information fiable sur l'état de la machine que lorsque le stade de dégradation est assez avancé. Pour améliorer leur réactivité vis-à-vis de la dégradation de l'équipement, le filtre MED a été appliqué sur les signaux. Ce filtre a pour but de faire ressortir les chocs enfuis dans le signal temporel. Cela a eu un impact direct sur les valeurs du KU et du CF et sur la visibilité du défaut sur les spectres enveloppe des signaux. La netteté des pics des défauts dans un spectre enveloppe a été validée pour les signaux simulés avec BEAT-toolbox et des signaux réels provenant du banc de roulements de l'ETS, puis industriels. Pour les valeurs du KU et du CF, leur comportement de détection précoce a été confirmé lors de notre étude sur les signaux industriels reçus. On a remarqué que les indicateurs du Facteur Crête et du Kurtosis étaient déjà en alarme dès la première mesure ce qui reflétait l'état de dégradation avancé du roulement. Par contre, un filtrage MED peut affecter les autres indicateurs. Nous avons pu remarquer que le RMS et le PEAK ne suivent pas la tendance normale et ne sont pas représentatifs de la dégradation du roulement. Les indicateurs de bandes n'étaient pas aussi fiables et ils n'ont pas donné de bons résultats avec des signaux filtrés avec le MED.

Pour *l'Extracteur de Chocs*, les tendances ont suivi celles du signal original avec des amplitudes plus élevées, ce qui est plus représentatif des indicateurs des signaux originaux. Lors des premières mesures où les chocs étaient plus ou moins enfuis dans le signal original, les indicateurs statistiques des signaux filtrés avec l'EC étaient très proches des indicateurs

des signaux originaux. Pour les indicateurs de bandes des signaux filtrés avec EC, ils ne sont pas fiables, tout comme ceux des signaux filtrés avec MED.

4.2 Système de surveillance des machines à basses vitesses

Le système de surveillance permanente a été défini tout en évitant les limitations des systèmes existants dans le marché et dans la littérature. L'instrumentation a été choisie selon des critères de mobilité, de flexibilité et de robustesse en tenant compte des machines tournantes à très basses vitesses qui feront objet de la deuxième partie de ce sujet de maîtrise en génie mécanique.

- Les composantes potentielles du système proposé sont les suivantes : des accéléromètres CTC AC 133 et CTC AC 102, qui peuvent chercher des vibrations jusqu'à 6 RPM. Pour des machines qui tournent à moins de 6 RPM, nous recommandons des accéléromètres piézorésistifs.
- Pour les cartes d'acquisition, nous avons choisi la NI 9234 qui permet une fréquence d'échantillonnage de 51.2 KHz avec une résolution de 24 bits. Pour les mesures autres que les vibrations, nous avons choisi une carte universelle la NI 9219. Les cartes seront insérées dans un CompactRIO qui est un microcontrôleur fournissant une puissance de calcul et d'acquisition permettant de gérer plusieurs machines à la fois.
- Pour la connectivité, nous avons opté pour un réseau IEEE 802.11 qui pourra répondre à nos besoins. Les protocoles utilisés dans d'autres systèmes et étudiés dans le chapitre 1, comme le ZigBee, le Bluetooth ou bien le WirelessHeart, ne permettent pas un taux de transfert très important. Avec des débits de 250Kbps à 1.5Mbps, on ne peut pas acheminer une grande quantité de signaux bruts. Par contre, la norme IEEE 802.11 permet un débit de transfert allant à 52Mbps en WiFi et 100Mbps en Ethernet.
- Le système choisi est un système hybride qui sera flexible puisqu'on travaillera avec des microcontrôleurs offrant un choix diversifié de modules d'entrées. Cela est intéressant puisqu'il nous donnera plusieurs possibilités de développements et d'innovations que les systèmes existants sur le marché et dans la littérature ne proposent pas. Ces microcontrôleurs seront programmés grâce au langage de programmation LabView. D'un

autre côté, ce système se distingue par sa possibilité de fournir des signaux bruts aux utilisateurs pour des fins de diagnostics, à part le suivi en temps réel qu'il fournit. Le système conçu intégrera les algorithmes de traitement de signal discutés dans ce mémoire et pourra fournir un suivi fiable des machines à basses vitesses. Il est accompagné d'un logiciel d'aide au diagnostic pour le dépouillement des signaux enregistrés.

CONCLUSION

Le présent travail a porté sur la conception d'un outil de surveillance permanente des machines à basses vitesses et d'un outil d'aide au diagnostic pour les roulements à basses vitesses. Une étude de la littérature a été menée dans un premier temps. Cela a permis d'identifier les technologies existantes sur le marché pour surveiller les machines et les outils de diagnostic disponible pour analyser les vibrations. Les limitations logicielles et matérielles des systèmes existants ont été étudiées et cela a permis de mettre en place les principales caractéristiques d'un système de surveillance plus adapté.

L'architecture générale du système de surveillance a été conçue. Après une étude de l'instrumentation nécessaire, la chaîne d'acquisition et les unités de traitement du signal ont été mises en place. Le système a été pensé d'une façon qui lui permet d'être innovant sur certains points :

- Enregistrement d'un signal long,
- Flexible quant aux entités mesurées,
- Adaptable pour les mesures basses vitesses,
- Connecté.

Le système pourra faire une acquisition d'un signal temporel long, nécessaire pour le suivi de machines à basses vitesses. La flexibilité était aussi une priorité dans le système conçu. En effet, il sera possible de faire le suivi de la température, de la pression et du courant à part les vibrations. Le système sera fait à partir d'une instrumentation particulière qui permet le suivi de machines à basses vitesses. La connectivité du système a été aussi étudiée. Il sera possible de faire le suivi des machines en ligne. À travers des services web, il est possible de voir l'état des machines en tout temps et n'importe où. Une base de données a été aussi intégrée afin de garder l'historique des machines pour une consultation ultérieure ou pour l'établissement des seuils d'alarmes.

Le *PeakHold Down Sampling* a fait l'objet d'une étude au sein de ce travail. Il s'agit d'une technique de compression de signaux. Cet algorithme a été appliqué pour des signaux courts provenant de machines qui tournent à des vitesses élevées. On a appliqué le PHDS sur des signaux de 30 secondes à de basses vitesses. Les résultats de compression sont très satisfaisants puisqu'on a une compression de 97% sans perdre l'information utile dans le signal. Intégrer cette technique dans le système de surveillance pourra maximiser le nombre de points à surveiller et alléger la bande passante du réseau.

Une technique de filtrage des signaux, le *Minimum Entropy Deconvolution* (MED), a été aussi étudiée. L'application de cette technique a pour but d'améliorer la visibilité des chocs enfouis dans un signal. Nous l'avons utilisé sur nos signaux à basses vitesses et les résultats sont satisfaisants pour une détection précoce des défauts de roulements. Pour valider les résultats, nous avons utilisé des signaux simulés avec le Bearing Toolbox, puis des signaux acquis sur le banc d'essai de roulements de l'ETS.

Finalement une étude de cas industriel a été menée. Elle nous a permis de valider les résultats de l'application du MED sur des signaux réels à basses vitesses et de comparer cette technique de filtrage à une autre qui est l'extracteur de chocs. Cela a confirmé l'efficacité du MED à augmenter la valeur du Kurtosis des signaux afin d'assurer une détection précoce des défauts.

RECOMMANDATIONS

Le présent travail a porté sur la conception d'un système de surveillance permanente des machines à basses vitesses. Le système intégrera des outils de traitements de signal qui vont améliorer la visibilité des chocs pour une détection prématurée du défaut. Il sera intéressant de continuer le développement de ce système et de le tester sur un site industriel, mais aussi d'étendre le rayon des machines à surveiller en incluant des algorithmes pour prendre en compte les machines à vitesses et charges variables. La conception et définition de seuils d'alarmes fiables sera un outil indispensable pour une surveillance robuste.

Explorer l'option d'inclure des capteurs d'émissions acoustiques peut être avantageuse dans un système de surveillance permanente pour des machines à basses vitesses. Beaucoup de recherche ont montré l'avantage de l'utilisation des émissions acoustiques par rapport aux vibrations quand on tourne à des vitesses faibles.

Pour la détection des défauts à basses vitesses, ce travail s'est focalisé sur les défauts de roulements. D'autres types de défauts peuvent être étudiés et on peut tester la fiabilité du *Minimum Entropy Deconvolution* (MED) à faire ressortir la signature du défaut en dehors des défauts de roulements ou s'il faut adopter une autre méthode de traitement de signal afin de réussir à détecter d'autres défauts prématurément.

L'*Extracteur de Chocs* est un outil très intéressant quant au débruitage d'un signal contenant des chocs. Cependant, il reste configurable d'une façon manuelle. Automatiser le processus et y inclure un algorithme itératif comme celui du MED pourra être un travail intéressant à effectuer. Ce processus peut jouer sur les paramètres d'entrée de l'EC à savoir la taille de la fenêtre et la précision et fera des itérations jusqu'à ce que le signal en sortie donne un bon résultat qui reflète la réalité de la dégradation du défaut.

ANNEXE I

Monitoring bearings operating at very low speeds

Melki O., Kedadouche M., Badri B. and Thomas M.

Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure. 1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA

Article de conférence publié dans le 32^{ième} séminaire annuel de l'ACVM sur les vibrations des machines (Montréal, 2014)

Abstract

There are so many emerging real-time and online monitoring systems based on vibration diagnostic especially for low speed machines. With this kind of systems two problematic arise: the fault detection at low speeds and the signals transfer. Indeed, monitoring bearing on low speed machines is not an easy task and fault detection becomes evident at the 3rd stage of degradation of bearing. At the early stage of degradation, the default being very tiny is buried into the noise. So it becomes important to develop new techniques for performing early fault detection. This paper presents a hybrid technique that combines two methods, the Minimum Entropy Deconvolution (MED) and the Peak Hold Down Sampling (PHDS) to fit with the new online monitoring systems. The proposed method has been validated with numerically simulated signals generated with the "Bearing Toolbox", and then by using real signals from a test bench with rotation speeds ranging from 60 rpm to 100 rpm, and with defects on the bearing outer ring ranging from 50 to 100 microns.

Keywords: Bearing Defect / Signal reduction /Peak Hold Down Sampling (PHDS) / Minimum Entropy Deconvolution (MED) / Online monitoring system.

Résumé

Il y a tellement de nouveaux systèmes de surveillance des vibrations des machines en temps réel et en ligne, en particulier pour les machines à basses vitesses. Avec ce genre de systèmes on a deux problématiques qui se posent: la détection de défaut à basse vitesse et le transfert des signaux. En effet, détecter les défauts de roulements à faible vitesse n'est pas une tâche facile et la détection du défaut devient évidente à partir du troisième niveau de dégradation du roulement. À un stade précoce de la dégradation, la signature du défaut est très petite et elle est noyée dans le bruit. Ainsi, il devient important de développer de nouvelles techniques pour effectuer une détection précoce des défaillances. Donc, nous devons réduire la taille des signaux sans la perte d'informations pertinentes. Cet article présente une technique hybride qui combine la méthode MED et PHDS qui conviendra aux nouveaux systèmes de surveillance en ligne. La méthode proposée est tout d'abord validé avec des signaux simulés numériquement et générés avec le "Bearing Toolbox", puis en utilisant des signaux réels à partir d'un banc d'essai avec des vitesses de rotation allant de 60 rpm à 100 rpm, et des défauts sur la bague extérieure du roulement allant de 50 à 100 microns.

Mots-clés: Défauts de roulement / Compression du signal / Peak Hold Down Sampling (PHDS) / Minimum Entropy Deconvolution (MED) / Système de surveillance en ligne.

1. Introduction

Using vibration for low speed machines monitoring is the purpose of researches since many years. The task of bearing fault detection at low speeds with vibrations is not easy at an early stage of degradation. The default is buried into the noise. So it is important to develop signal processing technics to detect the flooded default and show up the default signature in the spectrums signals. There were many technics developed using the acoustic emission and showed their effectiveness (Canada et J.C., 1995; Hou et al., 2010; McFadden et Smith, 1983; Yong-Han Kim, 2006). Mba *et al* (Jamaludin et Mba, 2002) made a full review of acoustic emission applied to bearing and explained that vibrations fail to detect defaults at very low speeds compared to acoustic emission. A faulty bearing at early stage, when

operating at low speed machines are often hard to detect by the conventional techniques (e.g., vibration or acoustic analysis) due to the weak bearing defect signal and the strong interference from the machine operating noise. Vibration and acoustic analysis for condition monitoring of low speed machines also suffer from instrumentation and sensor limitations for low frequency measurements (Mba, Bannister et Findlay, 1999).

Recently, the industry of machinery monitoring turns to the online and real-time monitoring. These new technologies are often designed for machines running at low speeds such as steel mills, wind turbines or compression rollers. The bearings of these machines, having a rotation speed generally lower than 150 RPM speeds, have bearings undergoing heavy loads and tend to develop defects prematurely. This leads us to seek a tool for early detection of the fault, so do not undergo unwanted downtime. The major drawback of monitoring machine at low speed is the large unwieldy data it produces, which could pose a problem for wireless or internet data transmission for condition monitoring programs. The problem is even more important in a case of low speed machine. When rotating at very low speed, we need more recording time to cover sufficient shaft revolutions in a data set for a good and an accurate fault diagnosis. Longer recording time is also needed to ensure a good frequency resolution and to enable the display of sidebands of a defect frequency in the spectrum.

Traditionally, a down-sample signal is a way used to reduce the data size. A down-sample process in signal processing selects every r^{th} sample at equal intervals and rejects the rest of the samples from the original data to reduce the data size. However, crucial information such as bearing defect frequencies, gear meshing frequencies in the signal can also be lost by the down-sample process. Recently genetic algorithms are developed to overcome this drawback. Tian *et al* (Lin, Kim et Tan, 2013) presented a new tool called Peak Hold Down Sample (PHDS). In principle, the PHDS algorithm works like an analog peak-hold circuit (Noda, 1977; Robinson, Vanvoorhis et Miller, 1999) in the digital domain. The algorithm has also been integrated in software COMOLOS (Condition Monitoring of Low Speed machinery) developed for condition monitoring of low speed machinery based on the LabVIEW software (Lin et al., 2011) . A detailed elaboration of the PHDS algorithm is given in the next section.

However, in the early stages of bearing failure, the shocks caused by the defects are somewhat weak and is often hidden by large noises and other components. The PHDS cannot effectively discriminate the real shocks signal from noise. A preprocessing method is thus needed. We propose to use the minimum entropy deconvolution (MED) which has been proven to be efficient in detecting incipient faults buried in large noise and allows for an optimal filter to extract faulty bearing signals (Endo et Randall, 2007; Kedadouche, Thomas et Tahan, 2014a; Sawalhi, Randall et Endo, 2007). Applying the PHDS method to the filtered signal allows for the signal feature of the faulty bearing to be adaptively separated from the remaining noise. We thus proposed to use these methods for the diagnosis of bearing faults. The simulation and experimental results show that this hybrid method can effectively diagnose the faults of the bearing faults.

The paper is organized as follows. Section 2 introduces theoretical background of PHDS the MED. Section 3 and 4 gives the results from simulation and experimental data of bearing faults. Finally, the conclusions are provided in Section 5.

2. Theoretical background

2.1 Peak Hold Down Sampling

The PHDS is based on the selective reduction of the number of samples in order to preserve the useful information relating to defects. Figure I-1 shows a flowchart of data samples to select to preserve the reduced signal. The technique is simple and involves dividing the signal into M segments. Thereafter it will choose the highest value between the maximum and the local minimum in each segment and remember to rebuild the reduced signal.

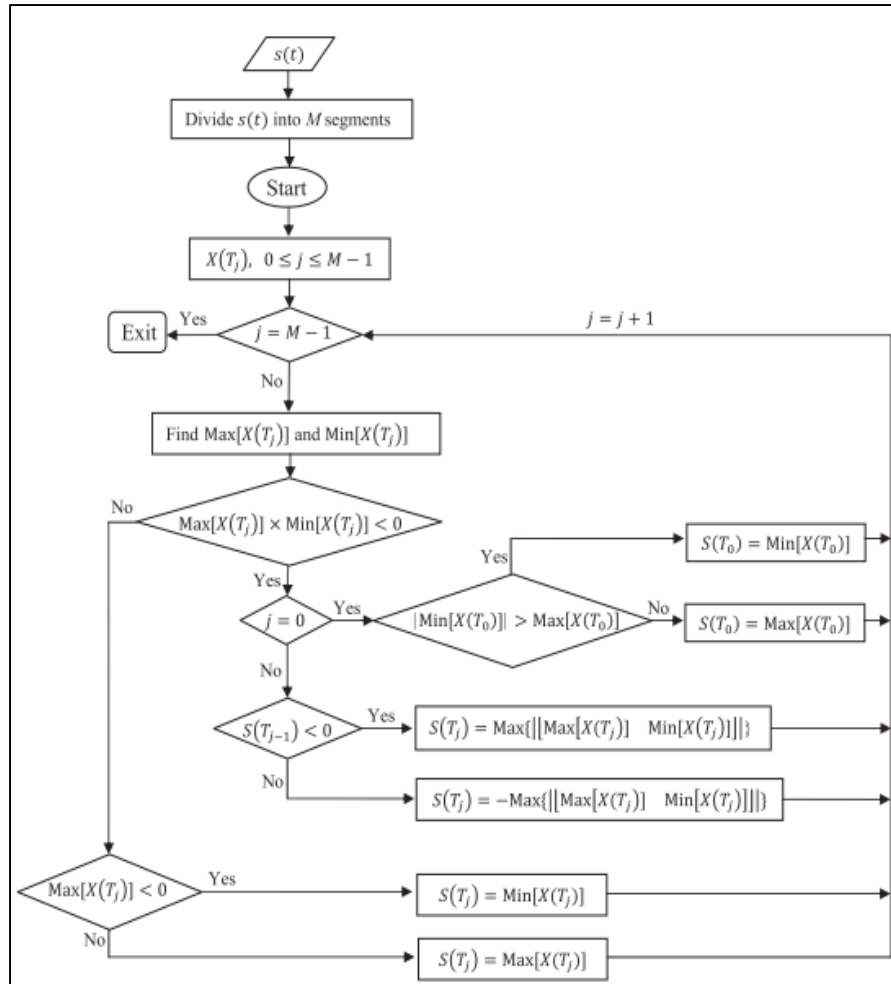


Figure-A I-1 Flow Chart of PHDS

Tirée de (Lin, Kim et Tan, 2013)

In the flow chart (figure 1) $s(t)$ is the original signal containing n samples and can be written as:

$$s(T) = [s(t_0), s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_i), \dots], 0 \leq i \leq n-1 \quad (\text{AI-1})$$

The signal will be divided into M segments. Each segment of the signal is given by:

$$X(T_j) = [s(t_i), s(t_{i+1}), s(t_{i+2}), \dots, s(t_{i+r})] \quad (\text{AI-2})$$

Where $t_i \geq T_j$ and $t_{i+r} < T_{j+1}$.

The output signal $S(T)$ will contain single points from each segment $X(T)$ and can be written by:

$$S(T) = [S(T_0), S(T_1), S(T_2), \dots, S(T_j), \dots], 0 \leq j \leq M - 1 \quad (\text{AI-3})$$

2.2 Minimum Entropy Deconvolution (MED)

MED or Minimum Entropy Deconvolution is a technique developed in 1978 by Mr. Wiggins for extracting information reflectivity in the seismic data. This technique has been adopted by Endo and Randall in 2007 (Endo et Randall, 2007) . It has been used to improve visibility in the defective pulses gears. Tomasz B. and his colleagues worked on the MED technique to improve the visibility of shocks of the defective bearings (Tomasz et Nader, 2012) .

Higher entropy corresponds to a tendency to become random and the aim of MED is to enhance the structured information into the signal by searching for an optimum set of filter coefficients that recover the output signal with the maximum value of *Kurtosis* .The *Kurtosis* is an indicator that reflects the ‘peakiness’ of a signal, and therefore the property of impulses.

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (\text{AI-4})$$

The detailed steps of this implementation can be recalled from Sawalhi et al (Sawalhi, Randall et Endo, 2007).

3. Simulation

Our simulated signals were generated by the simulation model BearingToolBox (Sassi, Badri et Thomas, 2007) . The simulator was developed by Sadok Sassi, Bechir Badri and Marc Thomas. The numerical model on which the software is based considers that the dynamic behavior of the bearing can be assimilated to a three degree of freedom system shown in Figure I-2.

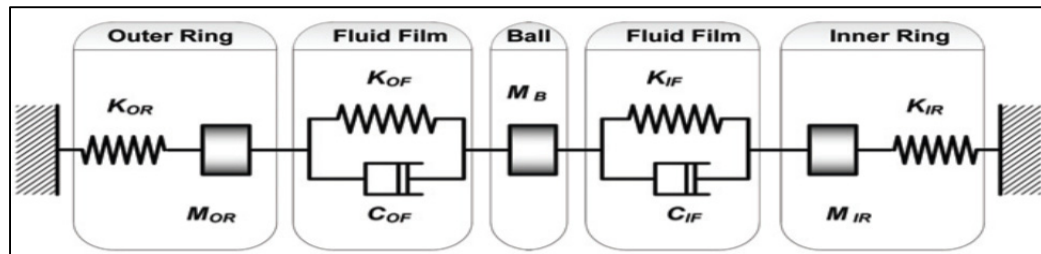


Figure-A I-2 Bearing system model in the principal radial direction

Tirée de (Sassi, Badri et Thomas, 2007).

We simulated two different faults on the outer race of the bearing. The first was 50 microns depth and the second was 100 microns depth. We generated four signals, two signals with each bearing fault, using different rotation speeds which are 60 rpm and 100 rpm.

A normally noise with mean equal to 0 and standard deviation $\sigma = 0.01$ was added. The Figure.3 shows two signals, the first (Figure. I-3-A) is the original signal simulated from the Bearing Toolbox and the second (Figure. I-3-B) is the noisy signal.

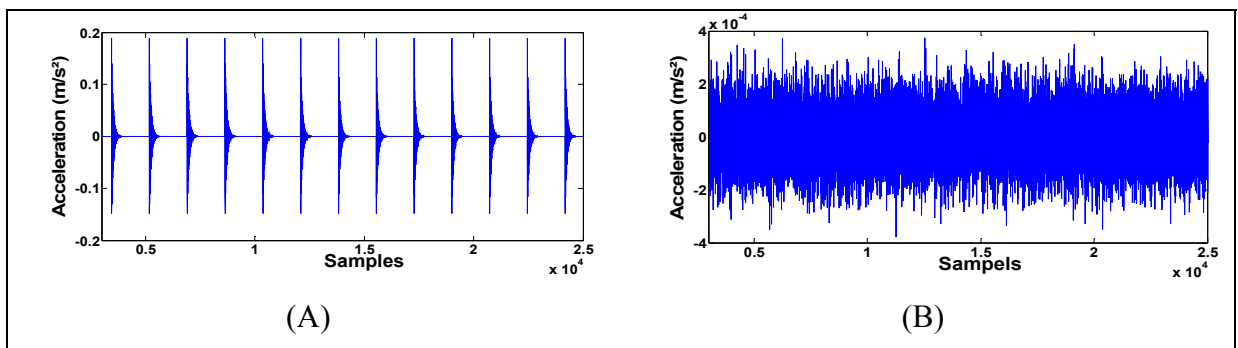


Figure-A I-3 (A) simulated signal without noise, (B) simulated signal with noise.

The generated signals will be pre-process using MED. The size of the filter, the number of iterations to be used, must be chosen.

In order to choose the appropriate size of the filter to use, a comparison between different filters was made. The filters used for this comparison have the following sizes: 32, 64, 128, 256, 512 and 1024. The signal used for this comparison is a simulated signal having a rotation speed of 60rpm and a defect on the outer race of 50 microns (Figure I-3-B).

Figure I-4 presents the evolution of the Kurtosis value for the different filter sizes. The filter size has an important impact on the value of the Kurtosis. The Kurtosis value increases with the size of the filter. For all the filters tested, the convergence characteristics of the MED were achieved within 20 iterative steps.

At a certain point, the filter size does not influence that much on the Kurtosis value. When the filter size is higher than 128 there is no much difference between the Kurtosis values.

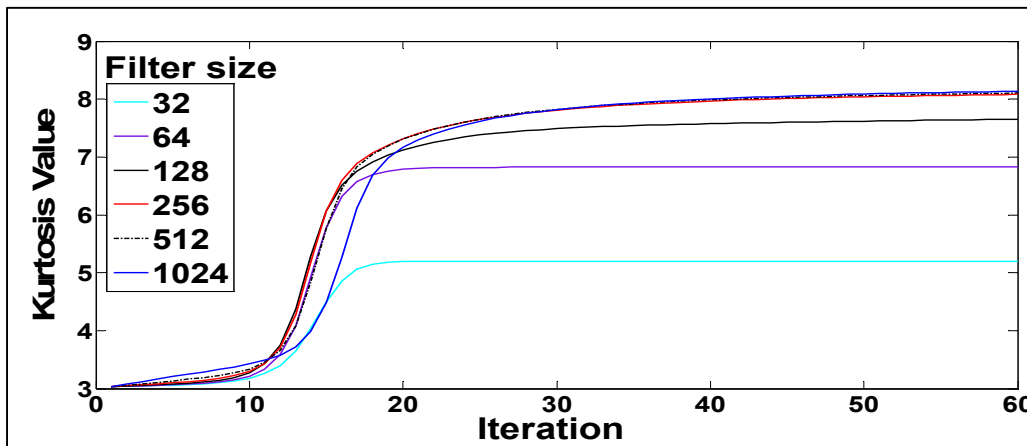


Figure-A I-4 Values of kurtosis on each iteration of MED Algorithm for different length of the filter varying from 32 to 1024.

Figure I-5 presents the results of the MED method denoted $y(t)$ using the different filters. The difference between the output signals is not considerable for higher filter sizes. There is no much influence of the filter size on the output signals when the filter is higher than 128. We consider that a filter with a size of $N = 128$ and a number of iterations $I = 20$ are an appropriate choices for the rest of our analysis.

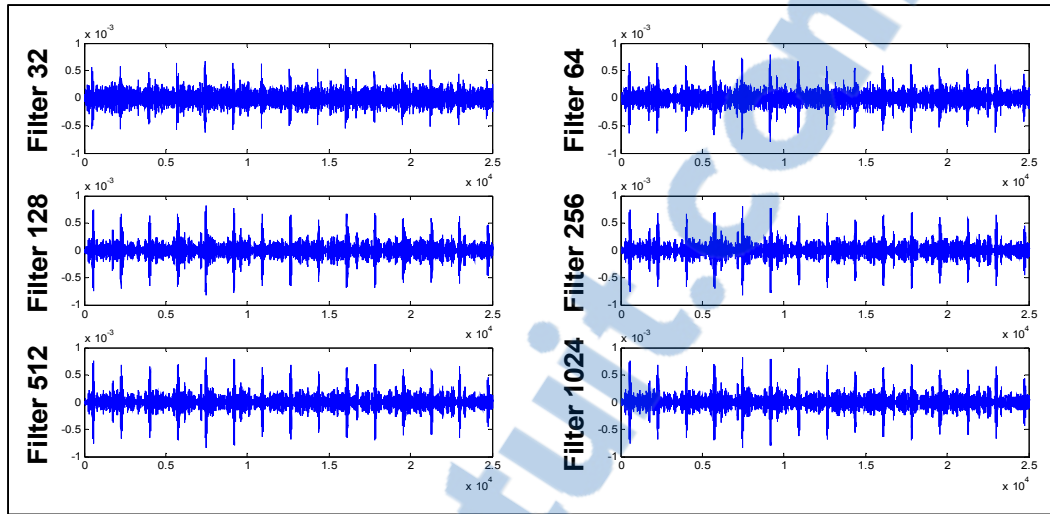


Figure-A I-5 Effect of the number of filter size on the characteristics of the MED output.

To use properly the PHDS, the new sampling frequency must be calculated. In order to prevent the loss of pertinent information the new sampling frequency F_s must not be inferior to two times of the frequency of interest F_i (BPFO in our case) [8].

$$F_s \geq 2 * F_i \quad (\text{AI-5})$$

We consider that the frequency of interest $F_i = 150\text{Hz}$, it matches the last harmonic of the BPFO of the default. Figure I-6-A shows the superposition of two signals, the original ($y(t)$) and the reduced one denoted $r(t)$. The shape of the signals is the same. The PHDS technic keeps the significant characteristics of the signals. In addition it reduces a large amount of points making the weight of the signals too light and easier to send via the local networks. Figure I-6-B shows a superposition of the spectrums of the un-noised signal and the reduced signal. We note that at low frequencies, the PHDS output signal, $r(t)$, has amplified peaks, but at higher frequencies, the peaks tend to be less accentuated. However, the sums of the peaks related to the BPFO frequency of the two signals are almost the same. Table I-1 presents the result of the sums of each envelope spectrum of $y(t)$ and $r(t)$.

Tableau-A I-1

Sum of all the peaks related to the BPFO

| | $y(t)$ | $r(t)$ |
|---|--------------------------|--------------------------|
| Sum of all the peaks related to the BPFO | 0.4136 mm/s ² | 0.4017 mm/s ² |

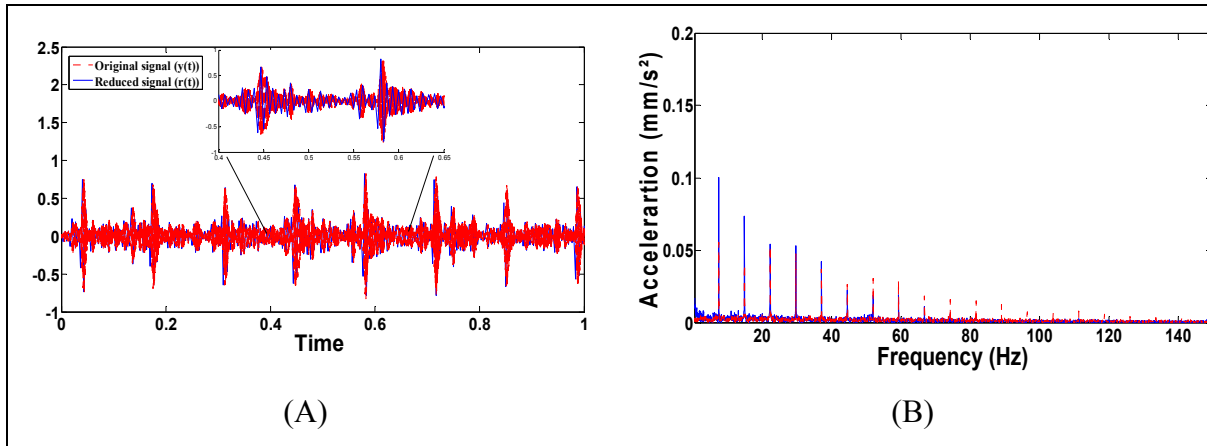


Figure-A I-6 (A) Superposition of the time signals of $y(t)$ and $r(t)$ - (B) The superposition of the envelope spectrums of the two signals $y(t)$ and $r(t)$.

4 Bearing faults diagnosis using PHDS and MED

For a good compromise between the reduced size of the signal and an accuracy fault detection, we propose to combine MED and PHDS methods. The idea is to un-noise the signal using the MED technic before reducing its size by using the PHDS technic. This will highlight the shocks present in the original signal and these impacts will be retained in the PHDS algorithm. Then, we perform the envelope spectrum on the obtained signal (un-noised and reduced) to detect the default signature. The procedure of the proposed method is illustrated on the Figure. I-7. The steps are given as follow:

- Enhance the peakiness of the signal by using MED method,
- Reduce the signals number of samples using PHDS method,
- Perform the spectrum analysis on the new signal.

In order to prove the effectiveness of our method, we compared it to the classical method in which the PHDS is applied directly to the signals. Indeed, a down sampling using PHDS has no effect on the improvement of fault detection. That's the purpose of adding a signal processing before reducing the size of the signals and sending them via the network.

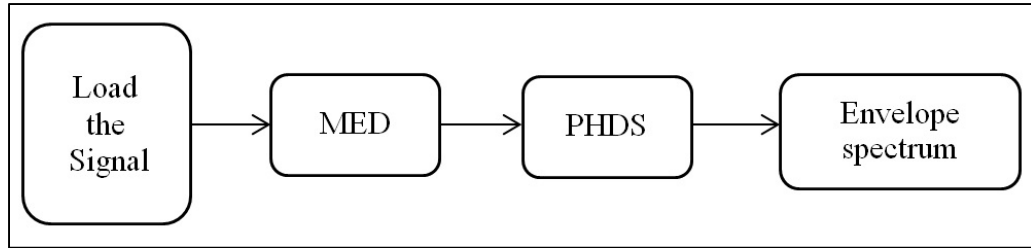


Figure-A I-7 The proposed method to detect the bearing fault.

Figures I-8, I-9, I-10 and I-11 show the envelope spectrums of different signals having different speeds (60 and 100 RPM) and different defect sizes (D1=50 and D2=100 microns).

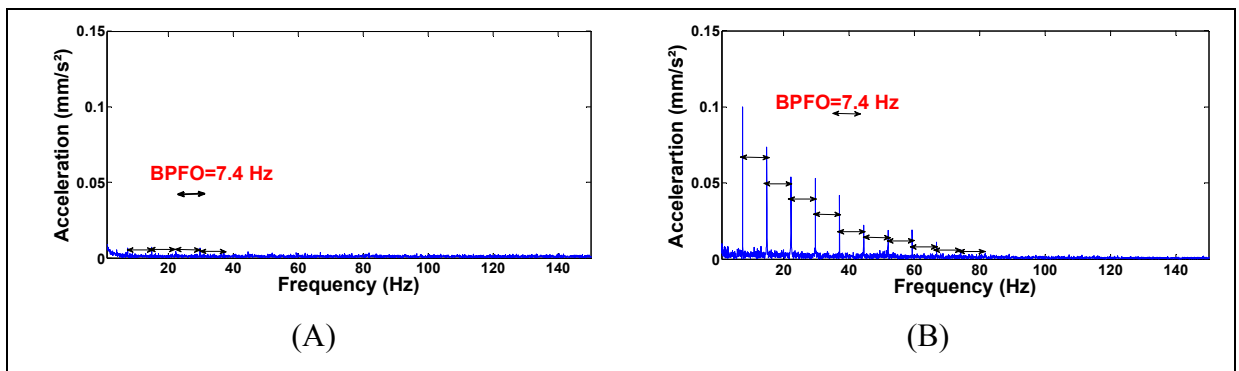


Figure-A I-8 The envelope spectrums of D1 at 60 RPM. (A) Signal after PHDS (B) Signal after MED-PHDS.

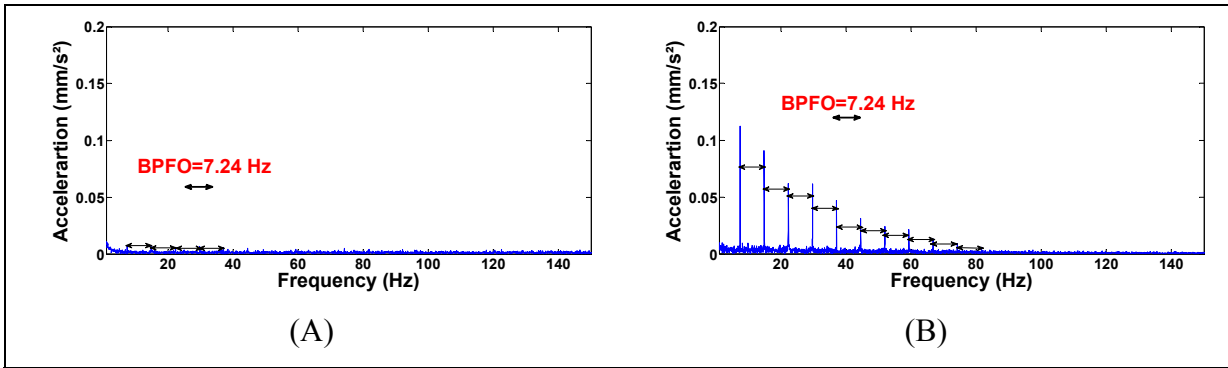


Figure-A I-9 The envelope spectrums of D2 at 60 RPM. (A) Signal after PHDS (B) Signal after MED-PHDS.

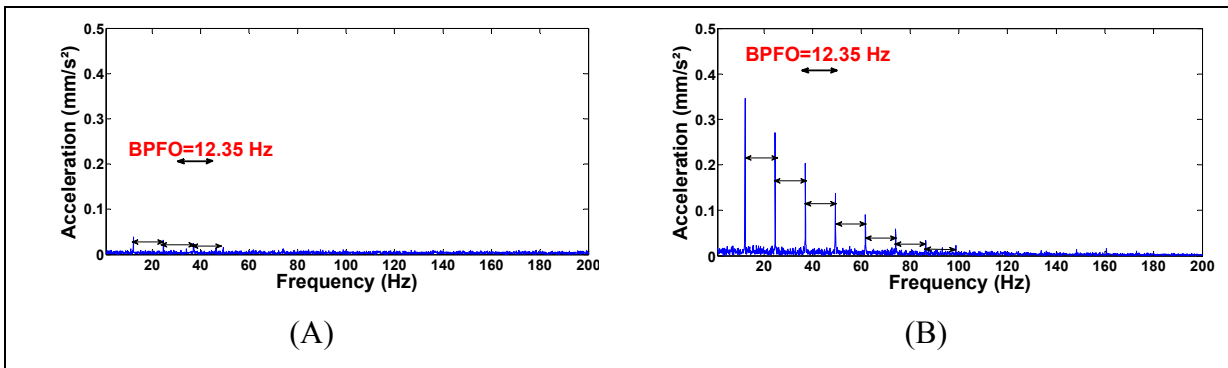


Figure-A I-10 The envelope spectrums of D1 at 100 RPM. (A) Signal after PHDS (B) Signal after MED-PHDS.

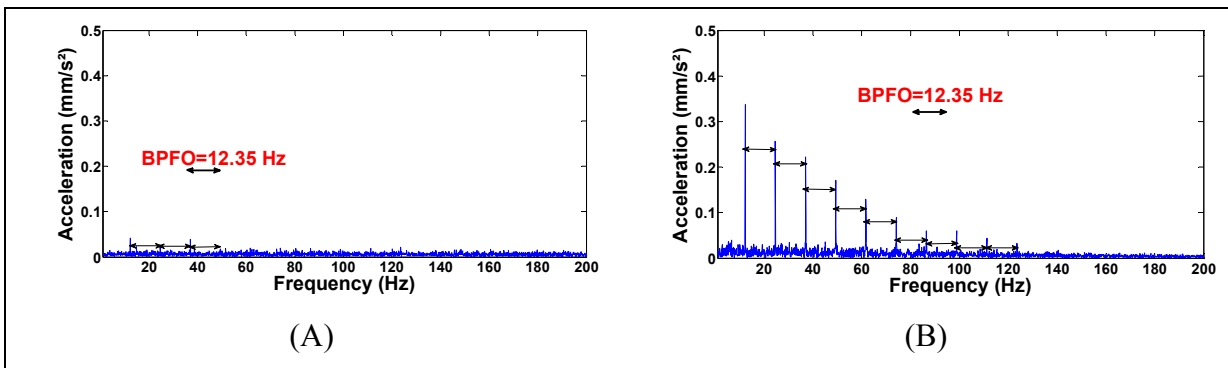


Figure-A I-11 The envelope spectrums of D2 at 100 RPM. (A) Signal after PHDS (B) Signal after MED-PHDS.

Applying PHDS to the signal don't give a good result. We note that the magnitude of the BPFO and its harmonics is too low and are buried into the noise. On the other side, using MED before down sampling the signals extracts clearly the BPFO peaks and their harmonics. The results show how much the MED filter is useful to detect the bearing fault at low speeds even if the fault is tiny (50 microns and 100 microns).

After applying our hybrid method to enhance the fault detection on vibration signals of low speed machines and to reduce the number of our signals samples, we compared the new file sizes of our different signals to the old file sizes. Figure I-12 shows the difference between the new file sizes of our treated signals and the old original signals file sizes. The new signal sizes are about 3% of the original signal sizes. This is very interesting especially in online vibration monitoring systems.

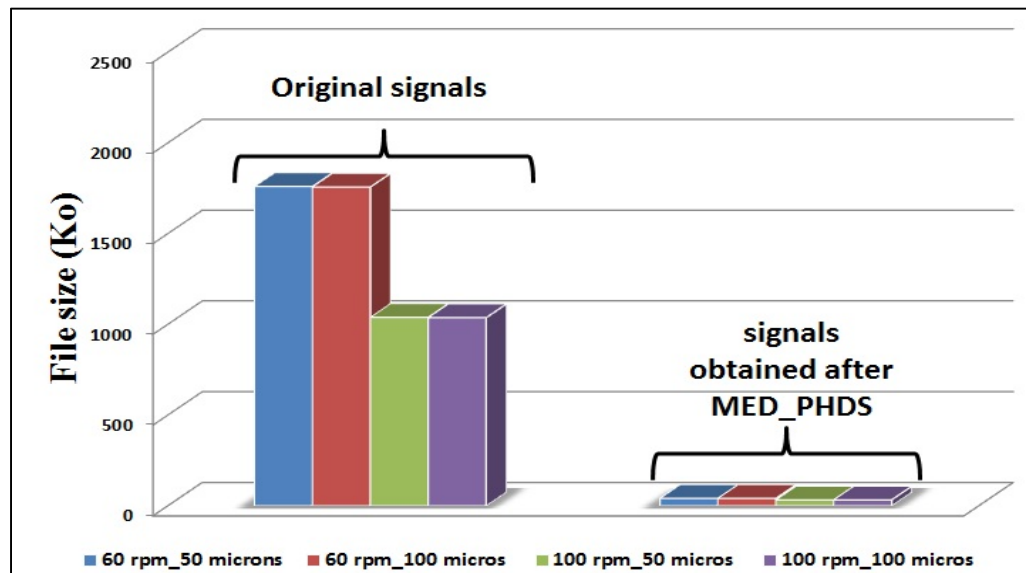


Figure-A I-12 Comparison between the original signals file sizes and the treated signals file sizes

5 Experimental study

Acquiring real signals was made from a bench having a shaft supported by two bearings, a healthy one and an artificially damaged one. We investigated a fault on the outer race of the bearing. The localized defects were created on the outer race by using an electric discharge machine to keep their size and depth under control. We used a defective bearing with a fault size of 200 microns in depth and 50 microns width (w).

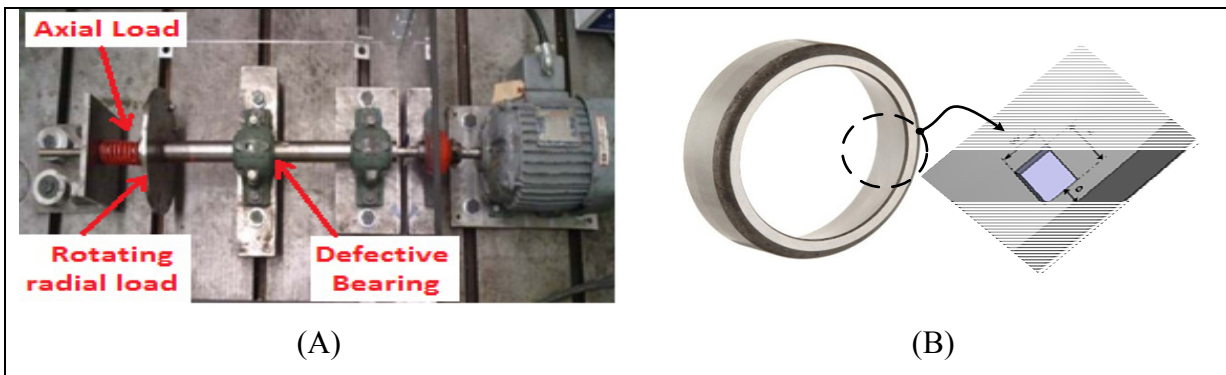


Figure-A I-13

(A) The test bench. (B) The defect on the outer race.

Measurements were taken with the THOR Collector acquisition system using an analogue digital converter, the DataTranslation DT9837, with a sampling frequency of 48000Hz. The duration of the acquired signals was set to 30 seconds. The accelerometer with which we worked is a PCB 352C34. The frequency range of the accelerometer is 0.5Hz to 10,000 Hz and has a sensitivity of 100mV / g. The mechanical system is excited by an unbalance mass rotating of 120g. The signals from the healthy bearing (D0) and the defective bearing (D1) were recorded when rotating at a speed of 60 rpm and 100 rpm.

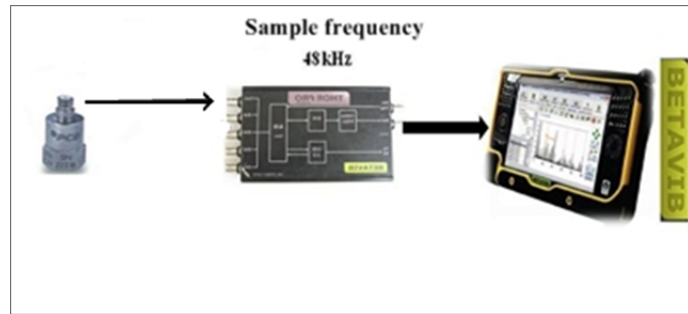


Figure-A I-14 Data acquisition system

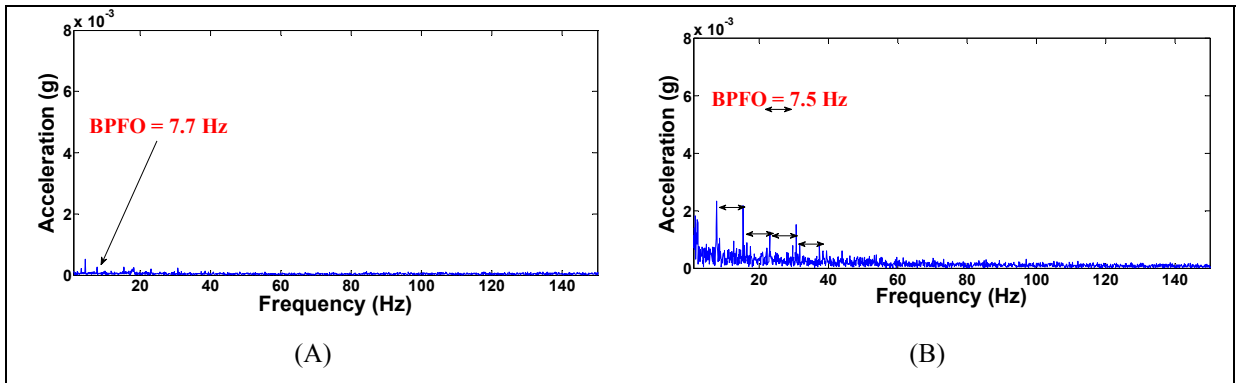


Figure-A I-15 The envelope spectrums of D1 at 60 RPM. (A) Signal after PHDS (B) Signal after MED-PHDS

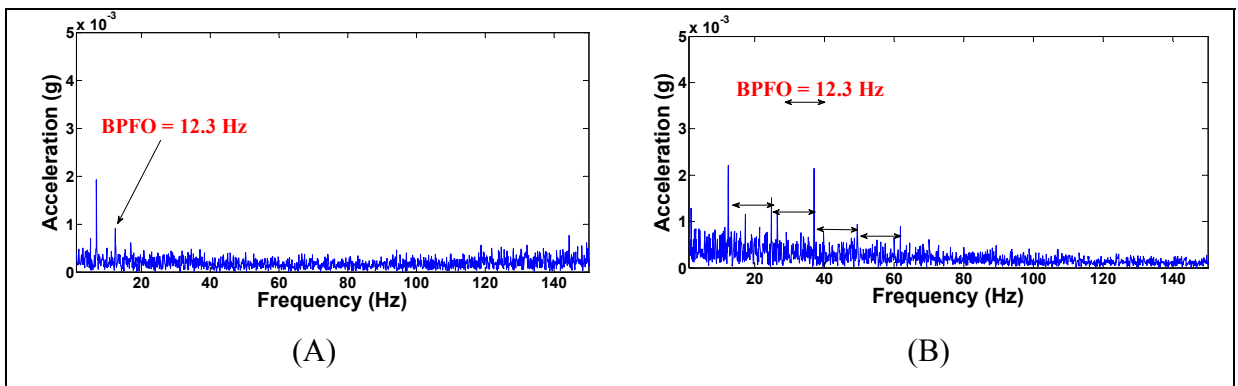


Figure-A I-16 The envelope spectrums of D1 at 100 RPM. (A) Signal after PHDS (B) Signal after MED-PHDS

Figures I-15 and I-16 show the envelope spectra of the acquired and treated signals with MED-PHDS compared to the envelope spectra of the signals down sampled with PHDS only.

Between the simulated signals and the real signals, the results are practically the same. The results prove the importance of signal enhancement using MED before reducing the number of samples on the signal using PHDS. The BPFO peaks on the signals without MED filter are buried into the noise and their harmonics are non-existent. Figure 15-B and Figure 16-B show the envelope spectrum of the same signals after applying MED-PHDS. We detect clearly the BPFO and its harmonics.

The fault detection is enhanced with the MED filter. The file sizes are also reduced thanks to the PHDS algorithm. Figure I-17 shows a comparison between the file size of the original signals and the new file size of the treated signals. The new signal sizes are about 3% of the original signal sizes. This is very interesting especially in online vibration monitoring systems.

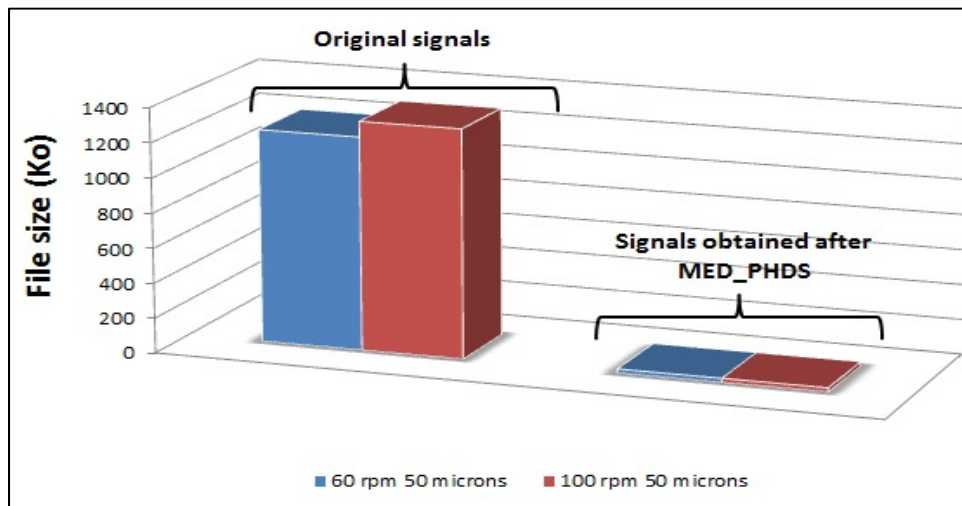


Figure-A I-17 Comparison between the original signals file sizes and the treated signals file sizes (real signals)

4.3 Conclusion

This paper presented a hybrid method that combined signal compression and fault detection improvement for online monitoring systems. The proposed method is based on a signal processing before applying a down sampling to the signals. The MED algorithm enhances the

peakness of the acquired to show up the existing shocks on the signals that were buried into the noise. The filtered signals are down sampled using the PHDS algorithm that shows its effectiveness on keeping the same aspect of the original signal. And the most interesting aspect for online monitoring systems is the size reduction of the signals for a fluent data transfer between the acquisition cards and the control room. The method has been validated using simulation and experimental signal from bearing defects.

Acknowledgments

The financial support of NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada), FQRNT (Fonds Québécois de la Recherche sur la Nature et les Technologies), MITACS Canada, Pratt & Whitney Canada are gratefully acknowledged.

References

- B., Tomasz, et Nader S. 2012. « Fault Detection Enhancement in Rolling Element Bearings Using the Minimum Entropy Deconvolution ». *Archives of Acoustics*, vol. 37, n° 2, p. 131-141.
- D., McFadden P., et Smith J. D. 1983. « Acoustic emission transducers for the vibration monitoring of bearings at low speeds ».
- Endo, H., et R. B. Randall. 2007a. « Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 906-919.
- Endo, Hiroaki, et Robert Bond Randall. 2007b. « Application of a minimum entropy deconvolution filter to enhance Autoregressive model based gear tooth fault detection technique ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, p. 906-919.
- Hou, Shumin, Yourong Li, Zhigang Wang et Ming Liang. 2010. « A New Low-Frequency Resonance Sensor for Low Speed Roller Bearing Monitoring ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 132, n° 1.
- Jamaludin, N., et David Mba. 2002. « Monitoring extremely slow rolling element bearings: part I ». *NDT and E International*, vol. 35, n° 6, p. 359-366.

- Kedadouche, Mourad, Marc Thomas et Antoine Tahan. 2014. « Monitoring Machines by Using a Hybrid Method Combining MED, EMD, and TKEO ». *Advances in Acoustics and Vibration*, p. 10.
- Lin, T.R., A.C.C. Tan, I. Howard, J. Pan, P. Crosby et J. Mathew. 2011. « Development of a diagnostic tool for condition monitoring of rotating machinery ». In *Proceedings of the ICOMS Asset Management Conference* (Gold Coast, Brisbane, Australia, 16–20, May 2011).
- Lin, Tian Ran, Eric Kim et Andy C.C. Tan. 2013. « A practical signal processing approach for condition monitoring of low speed machinery using Peak Hold Down Sample algorithm ». *Mechanical systems and signal processing*, vol. 36, p. 256-270.
- Mba, D., R.H. Bannister et G.E. Findlay. 1999. « Condition monitoring of low-speed rotating machinery using stress waves, Part 1 ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers; Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, vol. 213, p. 153–170.
- Noda, B. 1977. « Device for detecting damage on rotators ». *US Patent 4007630*.
- RG, Canada, et Robinson JC. 1995. « Vibration measurements on low speed machinery ». In *Predictive Maintenance Technology National Conference* (Indianapolis, Indiana), sous la dir. de Technology, P/PM. Vol. 8, p. 33-7.
- Robinson, J. C., B. Vanvoorhis et W. Miller. 1999. « Machine fault detection using vibration signal peak detector ». *US Patent 5895857*.
- Sassi, Sadok, Bechir Badri et Marc Thomas. 2007. « A Numerical Model to Predict Damaged Bearing Vibrations ». *Journal of Vibration and Control*, vol. 13, n° 11, p. 1603-1628.
- Sawalhi, N, Robert Bond Randall et Hiroaki Endo. 2007. « The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 6, p. 2616-2633.
- Yong-Han Kim, Andy C C Tan, Joseph Mathew and Bo-Suk Yang. 2006. « Condition monitoring of low speed bearings: A comparative study of the ultrasound technique versus vibration measurements. ». In *World Congress on Engineering Asset Management*. p. paper 029.

BIOGRAPHIE



Oussama Melki is a Master's Degree student on mechanical engineering at the École de Technologie Supérieure (Montreal). He has a Bachelor's Degree in software engineering and now he is into the development of monitoring software.



Mourad Kedadouche is a Ph.D. student at the École de Technologie supérieure (Montréal). He is involved in the field of acoustic emission and vibration signal analysis of damaged bearings behaviour as well as signal processing development applied to detect damaged bearings and gears.



Bechir BADRI (M. Ing) is finishing his Ph.D in Mechanical Engineering at the École de Technologie Supérieure (Montreal). He also holds a Master in Mechanical Engineering from the same university. Working for more than 15 years in the field of vibration and structural dynamics, he became an expert in the study of bearings vibration and machines monitoring, and also in the development of new tools and methods of signal processing. He conducted, cooperated and solved dynamic behaviour problems for a wide group of Canadian and International companies. With this experience, he founded BETAVIB Inc., a growing company offering high end products/solutions for vibration monitoring and analysis of rotating equipment's.



Marc Thomas is professor in mechanical engineering at the École de Technologie Supérieure (Montreal) since 20 years. He has a Ph.D. in mechanical engineering from Sherbrooke university. His research interests are in vibration analysis and predictive maintenance. He is the leader of a research group in structural dynamics (Dynamo) and an active member of the Canadian Machinery Vibration Association (CMVA). He is the author of two books: *Fiabilité, maintenance predictive et vibrations de machines* and *simulations des vibrations mécaniques à l'aide de Matlab et Ansys*. He has acquired a large industrial experience as the group leader at the Centre de Recherche Industrielle du Québec (CRIQ) for 11 years.

ANNEXE II

Plateforme de développement et protocoles de communication

Ce projet nécessite un développement informatique avancé. Pour cela, la définition de la plateforme de développement, des langages de programmation et les protocoles de communication doivent être définis au préalable. Dans ce chapitre, les plateformes "visual studio" et "Labview", le langage "c# " et finalement le protocole de communication TCP/IP seront présentés.

1- Les plateformes de développement :

- **Visual Studio :**

Visual Studio est un ensemble d'outils de développement très puissant. Il s'agit d'un produit de la firme Microsoft qui peut générer pas défaut des applications bureau écrites avec le langage C#. Ce qui est intéressant, c'est que grâce à Visual Studio, on peut aussi développer des services WEB XML et des applications WEB en utilisant APS .NET. Le choix de Visual Studio pour développer la partie client de ce projet a été fait parce que cet outil permet de développer des applications client-serveur et des services WEB en utilisant le même langage C#(Nagel et al., 2010), mais aussi parce qu'on peut trouver des bibliothèques puissantes de traitement de signal comme celles de la firme National Instrument.

- **Labview**

Pour utiliser Labview, on se réfère au site web de la firme National Instrument : " Le logiciel LabVIEW, au cœur de la plate-forme de conception de NI, est idéal pour tout système de mesure et de contrôle. En intégrant tous les outils dont les ingénieurs et les scientifiques ont besoin pour construire une grande variété d'applications en considérablement moins de

temps, LabVIEW est un environnement de développement conçu pour résoudre les problèmes, augmenter la productivité et continuer à innover. "

Labview est nécessaire dans ce projet non seulement pour les outils de développement très haut niveau qu'il propose mais aussi c'est parce qu'il fournit des outils de conception pour les matériels RIO de National Instrument et donc des FPGA proposés par cette société, ce qui va faciliter la programmation et la mise en marche des circuits intégrés de l'FPGA.

- **Le langage de programmation (C#)**

Ce langage intègre la plateforme Microsoft .Net et donc bénéficie des avantages de cette plateforme qui contient un ensemble de technologies de développement d'applications de bureau mais aussi d'application WEB. Il s'agit d'un langage orienté objet et il contient un "ramasse-miette" (garbage collector) qui nettoie automatiquement les espaces et les ressources qui ont été alloués pour certaines variables qui ne sont plus utilisées. Ce langage est puissant par son aspect visuel du développement d'interfaces mais aussi par sa capacité à générer des applications WEB, des applications client-serveur et des applications bureau. Ce qui minimise le temps d'apprentissage pour la maîtrise des outils de développement que nécessite ce projet.

2- Les protocoles de communication

- **La plie TCP/IP :**

Puisque les standards de la norme IEEE 802.11 seront utilisés dans le projet, cette pile protocolaire s'impose. Cette plie protocolaire comporte deux protocoles les plus utilisés qui sont le TCP (Transmission Control Protocol) et l'IP (Internet Protocol).

Cette pile contient cinq couches :

- La couche application,
- La couche Transport de données,
- La couche réseau,
- La couche liaison de données,
- La couche physique.

On utilisera le Wifi et Ethernet comme technologies de transport de données dans ce projet, et le protocole TCP/IP sera utilisé dans la communication au sein du système de surveillance permanente à développer.

- **Le Network Stream**

C'est une technologie développée par la firme National Instrument pour faciliter la circulation des données entre les différentes composantes matérielles développées par la même compagnie. Ce protocole est défini pour être optimisé en termes de débit de transfert, mais aussi, il garantit une perte de données minimales lors des transferts.

Ce qui est intéressant avec ce protocole, c'est qu'il intègre un outil de reconnexion automatique des composantes du système en cas de déconnexion ou de crash du réseau local, mais aussi, il permet de garder en cache les données qui n'ont pas été envoyées afin de les transférer juste après la reconnexion.

Cette technologie est une communication point à point unidirectionnelle, donc assez simple à implanter. La communication entre un client (ordinateur sur site par exemple) et un contrôleur temps-réel s'effectue selon le schéma de la figure A.

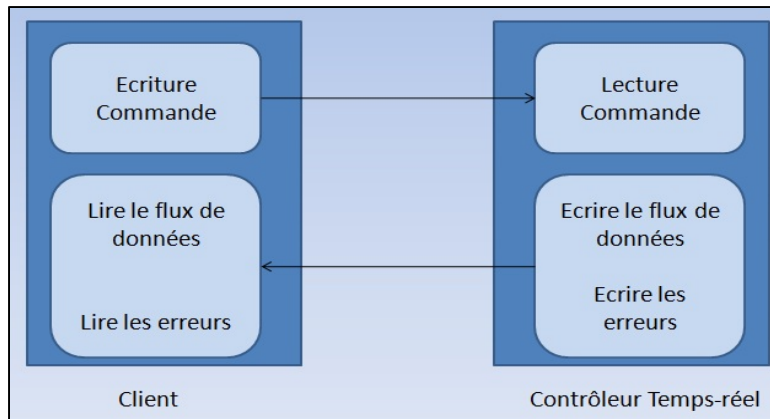


Figure-A : Communication entre un client et un contrôleur temps-réel

- User Datagram Protocol

L'UDP (User Datagram Protocol) peut être utilisé dans le projet comme protocole de communication pour mettre à jour certaines variables partagées dans le système. Il intègre la plie protocolaire TCP/IP et il est utile pour transmettre rapidement de petites données. Ce protocole assure une transmission sécurisée et garantit l'intégrité des données transférées par la présence d'un "checksum" (une somme de contrôle) sur l'en-tête des paquets.

3- Utilisation des protocoles

Chaque protocole et technologie de transfert de données a un rôle précis à jouer dans le système de surveillance à déployer. Le tableau A II-1 récapitule un peu l'utilité de ces protocoles de communication et leurs rôles dans le système de surveillance permanente. Selon la configuration du réseau et le type de données à acheminer, le protocole change pour assurer le bon compromis entre la vitesse de transmission et la fiabilité de la transmission des données sur le réseau.

Tableau-A II-1: Les protocoles et leurs utilisations

| Configuration du réseau | Flux de données | Mise à jour d'une variable | Commande |
|-------------------------------------|------------------------|-----------------------------------|-----------------|
| 1:1 RIO à Labview | Network Streams | Variable partagée | Network Streams |
| 1:1 RIO à application tierce | TCP/IP | UDP | TCP/IP |
| N:1 ou 1:N RIO à Labview | Network Streams | Variable partagée | Network Streams |
| N:1 ou 1:N RIO à application tierce | TCP/IP | UDP | TCP/IP |
| RIO à un client web | Web service | Web service | Web service |

4.4 Conclusion

Pour conclure, on peut dire qu'on développera la partie logicielle du projet avec la suite .NET en utilisant C# comme langage de programmation et Visual Studio comme environnement de développement. Pour ce qui est de la partie des circuits programmables de l'FPGA, on utilisera la plateforme Labview. Pour les protocoles de communication, c'est le protocole TCP qu'on déploiera en plus du « User Datagram Protocol » (UDP) et comme technologies de transfert de données, ça sera le Wifi et Ethernet.

ANNEXE III

Algorithme PeakHold Down Sampling

L'algorithme suivant est l'algorithme du PHDS adapté du travail de Tian et al (Lin, Kim et Tan, 2013) sur Matlab.

```
function peakHoldDown = peak(signal,portions)
%signal    c'est le signal vibratoire d'entrée
%prtions   le nombre d'échantillons désirés dans le nouveau signal
compressé

l = length(signal);
taillePortion = l/portions;

for j=1:portions,

    if j==1
        sample = signal(1:taillePortion);
    else
        sample = signal(((j-1)*taillePortion):((j)*taillePortion));
    end

    maxSample = max(sample);
    minSample = min(sample);

    if (maxSample * minSample) < 0
        if j==1
            if abs(minSample) > abs(maxSample)
                peakHoldDown(1) = minSample;
            else
                peakHoldDown(1) = maxSample;
            end
        else
            if peakHoldDown(j-1) < 0
                peakHoldDown(j) = max(abs(maxSample), abs(minSample));
            else
                peakHoldDown(j) = -max(abs(maxSample), abs(minSample));
            end
        end
    else
        if maxSample < 0
            peakHoldDown(j) = minSample;
        else
            peakHoldDown(j) = maxSample;
        end
    end
end
```


BIBLIOGRAPHIE

- Antoni, Jérôme. 2005. « Calcul Rapide du Kurtogramme et Applications ». In *20° Colloque sur le traitement du signal et des images*. (France), p. 460-463. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images.
- Antoni, Jérôme. 2006. « The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° 2, p. 282-307.
- Badri, Bechir, Marc Thomas, Rene Archambault et Sadok Sassi. 2007. « A new method to detect synchronous and asynchronous shock data in a signal ». In *1st International Conference on Industrial Risk Engineering, CIRI*. (Montréal, Canada), p. 625-636.
- Badri, Bechir, Marc Thomas et Sdok Sassi. 2004. « A numerical simulator for ball bearing affected by localized defects ». In *22nd Seminar on machinery vibration, Canadian Machinery Vibration Association*. (Ottawa, ON), p. 13.
- Canada, R.G., et Robinson J.C. 1995. « Vibration measurements on low speed machinery ». In *Predictive Maintenance Technology National Conference* (Indianapolis, Indiana), sous la dir. de Technology, P/PM. Vol. 8, p. 33-7.
- Chen, Hong, Minhang Bao, Zhu Haijun et Shen Shaoqun. 1997. « A piezoresistive accelerometer with a novel vertical beam structure ». In *International Conference on Solid-State Sensors and Actuators*. (Chicago). IEEE.
- Cohen, L. 1989. « Time–frequency distributions - a review ». *Proc IEEE*, vol. 77, n° 7, p. 941-981.
- Collacott, Richard (496). 1977. *Mechanical Fault Diagnosis and condition monitoring* Springer Netherlands, 2011.
- Dwyer, R. 1983. « Detection of non-Gaussian signals by frequency domain Kurtosis estimation ». In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '83*. . Vol. 8, p. 607-610. IEEE.
- Dyer, D., et R.M. Stewart. 1978. « Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis ». *Mech Design*, vol. 100, n° 2, p. 229-35.
- Endo, Hiroaki, et Robert Bond Randall. 2007. « Application of a minimum entropy deconvolution filter to enhance Autoregressive model based gear tooth fault detection technique ». *Mechanical Systems and Signal processing*, vol. 21, p. 906-919.
- Ergen, Sinem Coleri. 2004. « ZigBee/IEEE 802.15. 4 Summary ». *UC Berkeley*, vol. 10, p. 17.

- George, S. 2006. « Development of a Vibration-Powered Wireless Temperature Sensor and Accelerometer for Health Monitoring ». In *Aerospace Conference*. IEEE.
- Hameeda, Z., Y.S. Honga, Y.M. Choa, S.H. Ahnb et C.K. Songc. 2009. « Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, n° 1, p. 1-39.
- Hochmann, David, et Eric Bechhoefer. 2005. « Envelope bearing analysis: theory and practice ». In *Aerospace Conference, 2005 IEEE*. (Big Sky, MT), p. 3658 - 3666. IEEE.
- Hou, Shumin, Yourong Li, Zhigang Wang et Ming Liang. 2010. « A New Low-Frequency Resonance Sensor for Low Speed Roller Bearing Monitoring ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 132, n° 1.
- IEEE. 2012. *Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications*. IEEE-SA Standards Board.
- ISO. 2014. *Mechanical vibration -- Evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating parts*. ISO 10816-8: ISO, 27 p.
- Jamaludin, N., et David Mba. 2002. « Monitoring extremely slow rolling element bearings: part I ». *NDT and E International*, vol. 35, n° 6, p. 359-366.
- Kedadouche, Mourad, Marc Thomas et Antoine Tahan. 2012. « Surveillance des roulements par emission acoustique: étude comparative avec les techniques vibratoires pour une détection précoce ». In *Séminaire ACVM en Analyse des Vibrations, Fiabilité et Maintenance*. (Niagara Falls).
- Kedadouche, Mourad, Marc Thomas et Antoine Tahan. 2014a. « Cyclostationarity applied to acoustic emission and development of a new indicator for monitoring bearing defects ». *Mechanics & Industry*, p. 16 p.
- Kedadouche, Mourad, Marc Thomas et Antoine Tahan. 2014b. « Monitoring Machines by Using a Hybrid Method Combining MED, EMD, and TKEO ». *Advances in Acoustics and Vibration*, p. 10.
- Kim, Eric Y., Andy C. C. Tan, Bo-Suk Yang et Vladis Kosse. 2007. « Experimental Study on Condition Monitoring of Low Speed Bearings : Time Domain Analysis ». In *Proceedings of the 5th Australasian Congress on Applied Mechanics*. (Australia), p. 108-113.
- Korkua, Suratsavadee Koonlaboon. 2011. « Wireless Health Monitoring And Improvement System For Wind Turbines. ».

- Lee, June-Yule, et A.K. Nandi. 1999. « Extraction of impacting signals using blind deconvolution ». *Journal of Sound and Vibration* vol. 232, n° 5, p. 945-962.
- Lees, Arthur W, Z Quiney et B Murray. 2011. « The use of acoustic emission for bearing condition monitoring ». *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 305, n° 1.
- Liao, Jianming, et Yu Liu. 2009. « Distributed flowmeter data acquisition system based on WirelessHART networks, ». In *ICACIA 2009. International Conference* p. 383-386.
- Lin, T.R., A.C.C. Tan, I. Howard, J. Pan, P. Crosby et J. Mathew. 2011. « Development of a diagnostic tool for condition monitoring of rotating machinery ». In *Proceedings of the ICOMS Asset Management Conference* (Gold Coast, Brisbane, Australia, 16–20, May 2011).
- Lin, Tian Ran, Eric Kim et Andy C.C. Tan. 2013. « A practical signal processing approach for condition monitoring of low speed machinery using Peak Hold Down Sample algorithm ». *Mechanical systems and signal processing*, vol. 36, p. 256-270.
- Maru, M.M., R.S. Castillo et L.R. Padovese. 2007. « Study of solid contamination in ball bearings through vibration and wear analyses ». *Tribology International*, vol. 40, n° 3, p. 433-440.
- Mba, D., R.H. Bannister et G.E. Findlay. 1999. « Condition monitoring of low-speed rotating machinery using stress waves, Part 1 ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers; Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, vol. 213, p. 153–170.
- Mba, David, et Raj B.K.N. Rao. 2006. « Development of Acoustic Emission Technology for Condition Monitoring and Diagnosis of Rotating Machines; Bearings, Pumps, Gearboxes, Engines and Rotating Structures ». *the shock and vibration digest*, vol. 38, n° 1, p. 3-16.
- McFadden, P. D., et J. D. Smith. 1983. « Acoustic emission transducers for the vibration monitoring of bearings at low speeds ».
- McFadden, P.D., et J.D. Smith. 1984. « Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique — a review ». *Tribology International*, vol. 17, n° 1, p. 3-10.
- McInerny, Sally Anne, et Y. Dai. 2003. « Basic Vibration Signal Processing for Bearing Fault Detection ». *Education, IEEE Transactions on*, vol. 46, n° 1, p. 149 - 156.
- Mechefske, Chris K., et J. Mathew. 1992. « Fault detection and diagnosis in low speed rolling element bearings part i: The use of parametric spectra ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 6, n° 4, p. 297-307.

- Mechefske, Chris K., et J. Mathew. 1993. « Parametric spectral estimation to detect and diagnose faults in low speed rolling element bearings: Preliminary investigations ». *Mechanical Systems and Signal Processing* vol. 7, n° 1, p. 1-12.
- Melki, Oussama, Mourad Kedadouche, Bechir Badri et Marc Thomas. Oct. 2014. « Monitoring bearings operating at very low speeds ». In *32nd CMVA Annual Seminar on Machinery Vibration* (Montreal, QC, Canada).
- Mir, Saeed, Safizadeh Aouni, A. Lakis et Marc Thomas. 2002. « Gear fault diagnosis using time-frequency methods ». In *20th seminar on machinery vibration*. (Quebec), p. 7.18-7.27.
- Mollineaux, Mark, Konstantinos Balafas, Kim Branner, Per Nielsen, Angelo Tesauero, Anne Kiremidjian et Ram Rajagopal. 2014. « Damage Detection Methods on Wind Turbine Blade Testing with Wired and Wireless Accelerometer Sensors ». In *EWSHM-7th European Workshop on Structural Health Monitoring*. (Nantes, France), p. 1863-1870.
- Nagel, Christian, Bill Evjen, Jay Glynn, Karli Watson et Morgan Skinner. 2010. *Professional C# 4.0 and .NET 4.*, 1. Wrox, 1536 p.
- Nair, Archana, et Steve C.S. Cai. 2010. « Acoustic emission monitoring of bridges: Review and case studies ». *Engineering Structures*, vol. 32, n° 6, p. 1704-1714.
- Niu, Xinwen, Limin Zhu et Han Ding. 2005. « New statistical moments for the detection of defects in rolling element bearings ». *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 26, n° 11, p. 1268-1274.
- Noda, B. 1977. « Device for detecting damage on rotators ». *US Patent 4007630*.
- Partridge, A., Reynolds J.K., Chui B.W. et Chow E.M. 2000. « A high-performance planar piezoresistive accelerometer ». *Journal of Microelectromechanical Systems*, vol. 9, n° 1, p. 58-66.
- Peng, Z., Y. He, Q. Lu et F. Chu. 2003. « Feature extraction of the rub-impact rotor system by means of wavelet analysis ». *Journal of Sound and Vibration*, vol. 259, n° 4, p. 1000-1010.
- Randall, Robert Bond. 2011. *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*. Coll. « Technology & Engineering ». Wiley, 308 p.
- Ray, A. G. 1980. « Monitoring rolling contact bearings in adverse conditions. ». In *Conference on Vibrations in Rotating Machinery*. (Churchill College, Cambridge), p. 187-194.

- Robinson, J. C., B. Vanvoorhis et W. Miller. 1999. « Machine fault detection using vibration signal peak detector ». *US Patent 5895857*.
- Rogers, L. M. 1979. « The application of vibration analysis and acoustic emission source location to on-line condition monitoring of anti-friction bearings ». *Tribology International*, p. 51-59.
- Roylance, L.M., et Angell J.B. 1979. « A batch-fabricated silicon accelerometer ». *IEEE Transactions on Electron Devices*, vol. 26, n° 12, p. 1911-1917.
- Sassi, B. Badri; M. Thomas; R. Archambault ; S. 2007. « A new method to detect synchronous and asynchronous shock data in a signal ». In *1st International Conference on Industrial Risk Engineering, CIRI*. (Montréal, Canada), p. 625-636.
- Sassi, Sadok, Bechir Badri et Marc Thomas. 2006. « "TALAF" and "THIKAT" as innovative time domain indicators for tracking BALL bearings ». In *24ième séminaire sur la vibration des machines : ACVM*. (Montreal, QC, Canada), p. 404-419.
- Sassi, Sadok, Bechir Badri et Marc Thomas. 2007. « A Numerical Model to Predict Damaged Bearing Vibrations ». *Journal of Vibration and Control*, vol. 13, n° 11, p. 1603-1628.
- Sawalhi, N, Robert Bond Randall et Hiroaki Endo. 2007. « The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 6, p. 2616-2633.
- Seo, Jinju, Hanvit Yoon, Hyeonsu Ha, Dongpyo Hong et Wontae Kim. 2011. « Infrared thermographic diagnosis mechanism for fault detection of ball bearing under dynamic loading conditions ». *Advanced Materials Research*, p. 1544-1547.
- Tandon, N. 1994. « A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings ». *Measurement*, vol. 12, n° 3, p. 285-289.
- Tandon, N., et A. Choudhury. 1999. « A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings ». *Tribology International*, vol. 32, n° 8, p. 469-480.
- Thomas, Marc. 2011. *Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines*. Presses de l'Université du Québec, 633 p.
- Thomas, Marc, Rene Archambault et Archambault J. 2004. « A new technique to detect rolling element bearing faults, the Julien method ». In *Proceedings of the 5th international conf. on acoustical and vibratory surveillance methods and diagnostic techniques*. (Senlis; France), p. 10.

- Tomas, Lennvall, Svensson S. et Hekland F. 2008. « A comparison of WirelessHART and ZigBee for industrial applications. ». In *Factory Communication Systems, 2008. WFCS 2008. IEEE International Workshop on.* (Dresden), p. 85 - 88. IEEE.
- Tomasz, B., et S. Nader. 2012. « Fault Detection Enhancement in Rolling Element Bearings Using the Minimum Entropy Deconvolution ». *Archives of Acoustics*, vol. 37, n° 2, p. 131-141.
- Wael, M., C. Olivier, B. Fabrice, A-S. Khalid et D. Jean Paul. Oct. 2014. « Instantaneous energy and circular statistics applied on ultrasonic signals for very low speed bearing fault diagnosis ». In *32nd CMVA Annual Seminar on Machinery Vibration* (Montreal, QC, Canada).
- White, M.F. 1984. « Simulation and analysis of machinery fault signals ». *Sound and vibration*, vol. 93, n° 1, p. 95-116.
- Wysock, Al, et Bob Feest. 1997. « Bearing failure: Causes and cures ». *EC&M Electrical Construction & Maintenance*, vol. 96, n° 2, p. 52-55.
- Yan-shuang, ZHU Hai-feng. 2011. « Temperature field analysis of bearing ». *Key Engineering Materials*, vol. 480-481, p. 974-979.
- Yong-Han Kim, Andy C C Tan, Joseph Mathew and Bo-Suk Yang. 2006. « Condition monitoring of low speed bearings: A comparative study of the ultrasound technique versus vibration measurements. ». In *World Congress on Engineering Asset Management*. paper 029.