

République Algérienne Démocratique & Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 08 Mai 1945 Guelma
Ecole Doctorale Nationale de Mécanique de Construction
« EDNMC »
Mémoire de magister



Département de Génie Mécanique

**Application de l'analyse en ondelettes discrète dans la
maintenance prédictive des paliers à roulements**

Option : Mécanique & Maintenance Industrielle

Présenté par :

MAGHLOUT HASSEN

Devant le jury composé de :

Mr. Nouredine OUELAA	Président	Professeur, Université de Guelma
Mr. Mohamed Chérif DJAMAA	Rapporteur	MCA, Université de Guelma
Mr. Hicham TABBIKH	Examineur	Professeur, Université de Guelma
Mr. Salah GUENFOUD	Examineur	Professeur, Université de Guelma
Mr. Abderrazek DJEBALA	Invité	MCB, Université de Guelma

2010

ملخص المذكرة

أصبح الحفاظ على أدوات الإنتاج قضية رئيسية بالنسبة لإنتاجية المصانع من أجل تحسين المر دودية. للصيانة الصناعية وظيفة هامة و ضرورية تظهر بوضوح، لحسن سير معدات الإنتاج، بل حتى لضمان منتجات ذات نوعية جيدة.

تحليل الاهتزاز هو الشكل الحديث للصيانة الشرطية. لاكتشاف وتشخيص خلل وظيفي للآلات والمعدات ، لأنها تتيح، من خلال تطوير التقنيات التحليلية، التنبؤ مما نتج عنه ولادة مفهوم جديد: الصيانة التنبؤية أو التوقعية كما يحلو للبعض تسميتها . وأصبحت هذه التقنية الآن مجال مفضل للباحثين في مجال الصيانة.

تم تطوير تقنيات محددة على مدى السنوات الأخيرة للكشف عن عيوب واضحة المعالم، كعيوب المدرجات،. الهدف من الكشف في أقرب وقت ممكن هو إعطاء المسؤولين في قسم الصيانة وقتا كافيا للتدخل بأمان.

تدرس المذكرة إذا تطبيق نهج جديد يعرف باسم تحليل الموجات لتشخيص عيوب المدرجات . المدرجات عضو حساس ومهم جدا في أي آلة دوارة. العمل سيكون مخصصا للتطبيق الملائم لهذا الأسلوب من خلال منهجين: محاكاة نظرية وتجارب على المدرجات تم انجازها على مقعد الاختبار. وسيتم تقييم النتائج ومقارنتها مع بعض تقنيات التحليل والكشف.

الكلمات المفتاحية: الصيانة الشرطية، تحليل الاهتزاز، تحليل الموجات، التحديد المبكر.

Résumé

La préservation des outils de production est devenue un enjeu clé aussi bien pour la productivité des usines que pour l'économie toute entière. La maintenance industrielle apparaît donc comme une fonction importante et indispensable pour assurer le bon fonctionnement des équipements de production, voir même la bonne qualité des produits.

L'analyse vibratoire est une forme moderne de la maintenance conditionnelle permettant la détection et le diagnostic des dysfonctionnements des machines et des installations. Elle permet, grâce au développement des techniques d'analyse, la prédiction des défauts de machines d'où la naissance d'un nouveau concept de maintenance prédictive ou prévisionnelle comme certains aiment l'appeler. Cette technique est devenue, actuellement, un créneau favori des chercheurs dans le domaine de la maintenance.

Des techniques spécifiques à la détection de défauts bien déterminés, à l'image des défauts de roulements, ont été développées tout au long de ces dernières années. Le but étant de permettre la détection la plus précoce possible des défauts offrant, aux responsables du service maintenance, le temps suffisant pour intervenir en toute sécurité.

Ce mémoire traite donc l'application d'une approche récente, appelée analyse en ondelettes, pour le diagnostic vibratoire des défauts de roulements, organes très sensibles et très importants dans toute machine tournante. Le travail vise une application appropriée de cette démarche à travers deux approches, l'une théorique par simulations numériques et l'autre expérimentale réalisée sur des roulements à billes défectueux. Les résultats obtenus seront évalués et comparés avec ceux obtenus par les techniques d'analyse et de détection existantes.

Mots-clés : maintenance conditionnelle, analyse vibratoire, analyse multirésolution en ondelettes, détection précoce

Abstract

The safeguarding of the production equipments became a key stake for the productivity as well as for the whole economy. The industrial maintenance seems a significant and essential function to guarantee the correct operating of the production equipments and even the good quality of the products.

The vibratory analysis is a modern form of conditional maintenance allowing the detection and the diagnosis of the dysfunctions of the machines and installations. It allows, thanks to the development of the analysis techniques, the prediction named predictive or estimated maintenance. This technique becomes currently a favorite axis of the researchers in the maintenance field.

Specific techniques to the detection of well determined defects, like bearing defects, were developed throughout these last years. The goal being to allow the earliest possible detection of offering to the persons in charge for the maintenance service sufficient time to intervene in full safety.

This work treats the application of a recent approach, called wavelet analysis, for the vibratory diagnosis of the bearings defects, bodies very sensitive and very significant in any rotating machine. The work aims at a suitable application of this demarche through two approaches, one theoretical by numerical simulations and the other experimental carried out on different rolling bearings. The results obtained will be evaluated and compared to those obtained by some existing techniques.

Key words: conditional maintenance, vibratory analysis, wavelet multiresolution analysis, early detection.

Notations

a	Paramètre d'échelle
A_i	Approximations
b	Paramètre de translation
cA_i	Coefficients d'approximation
cD_i	Coefficients de détail.
CWT	Continuous Wavelets Transform
D_i	Détails
dbN	Ondelettes de Daubechies d'ordre N
DWT	Discrete Wavelet Transform
F_c	Fréquence de chocs
F_L	Fréquence d'oscillation Libre
F_{max}	Fréquence maximale
F_e	Fréquence d'échantillonnage
F_0	Fréquence de résonance de phase
F_r	Fréquence de résonance
M_2 et M_4	Moments statistiques d'ordre 2 et 4
Ne	Nombre d'échantillons n Nombre de niveaux
N	Vitesse de rotation
Q	Facteur de qualité
\bar{s}	Valeur moyenne
T_d	Pas de peigne de Dirac
t	Temps
τ	Temps de relaxation
$\psi(t)$	Ondelette mère
$BPFI$	Fréquence du défaut sur la bague intérieure
$BPFO$	Fréquence du défaut sur la bague extérieure

SOMMAIRE

Introduction.....	01
Chapitre 1 : Etude bibliographique	02
1.1 Introduction.....	02
1.2 Processus de maintenance.....	02
1.2.1 Définition et propriétés.....	03
1.2.2 Approches de maintenance conditionnelle.....	05
1.3 Défauts rencontrés sur les roulements.....	06
1.4 Apparition d'un défaut sur le signal vibratoire.....	08
1.5 Méthodes de détection des défauts de roulements.....	10
1.5.1 Les méthodes temporelles.....	10
1.5.1.1 La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square).....	10
1.5.1.2 Les indicateurs crêtes.....	11
1.5.1.3 Le Kurtosis.....	12
1.5.2 Les méthodes fréquentielles.....	13
1.5.2.1 Analyse spectrale.....	13
1.5.2.2 Le Cepstre	15
1.5.2.3 Analyse d'enveloppe.....	16
1.5.3 Méthodes Temps-Fréquence.....	18
1.6 Synthèse bibliographique sur les ondelettes.....	19
Chapitre 2 : Modélisation des défauts de roulements. Etude paramétrique	21
2.1 Introduction.....	21
2.2 Modélisation des défauts de roulements à trois fréquences propres	21
2.3 Réponse à deux excitations.....	22
2.4 Indicateurs scalaires de détection.....	23
2.4.1 Kurtosis et facteur de crête.....	24
2.5 Influence du bruit sur la sensibilité des indicateurs scalaires.....	25
2.6 Influence de la fréquence de chocs.....	27
2.7 Influence du temps de relaxation.....	28
2.8 Influence de l'échantillonnage.....	29
2.9 Influence du nombre de chocs.....	30

SOMMAIRE

2.10	Conclusion.....	32
Chapitre 3 : Application de l'analyse multirésolution en ondelettes dans la détection des défauts de type chocs		33
3.1	Introduction.....	33
3.2	Analyse de Fourier.....	33
3.2.1	Transformée de Fourier.....	34
3.2.2	Transformée de Fourier à Court Terme.....	35
3.3	Transformée en ondelettes.....	38
3.3.1	Propriétés de l'AMRO	43
3.3.2	Adaptation de l'AMRO à la détection des défauts de chocs.....	43
3.3.2.1	Choix d'une famille d'ondelettes optimale.....	44
3.3.2.2	Choix du vecteur optimal de la décomposition en ondelettes.....	47
3.3.2.3	Choix de la fréquence propre et d'échantillonnage optimales....	51
3.4	Conclusion.....	52
Chapitre 4 : Démarche expérimentale		52
4.1	Introduction.....	52
4.2	Compagne de mesures.....	52
4.2.1	Caractéristiques des roulements.....	52
4.2.2	Technique de création des défauts.....	54
4.2.3	Banc d'essais et matériel de mesure.....	55
4.2.4	Plan d'expériences.....	56
4.3	Conclusion.....	57
Chapitre 5 : validation expérimentale		57
5.1	Introduction.....	57
5.2	Apport de l'AMRO dans la détection du type de défaut.....	58
5.2.1	Cas d'un défaut sur la bague extérieure.....	61
5.2.2	Cas d'un défaut sur la bague intérieure.....	63
5.3	Influence de la fréquence d'échantillonnage.....	69

SOMMAIRE

5.4	Influence de la vitesse de rotation.....	71
5.5	Influence de la gravite du défaut.....	77
5.6	Conclusion.....	79
	Conclusion générale.....	81
	Références bibliographiques.....	

Introduction générale

Les mesures vibratoires représentent l'image des défauts générés, s'ils sont stratégiquement bien placés. Le choix du type d'analyse (temporel, fréquentiel, etc.), permettant le traitement des signaux vibratoires acquis, est très important car il dépend du comportement dynamique de la machine (linéaire, non linéaire, transitoire, stationnaire, ...).

De nombreuses études élaborent des techniques avancées en traitement du signal vibratoire pour la détection des défauts de composants mécaniques. Parmi celles en plein essor, la démodulation par les ondelettes se montre très puissante. Elle permet de travailler en temps-fréquence et les impulsions du signal peuvent être détectées par les hautes fréquences de l'ondelette avec une bonne résolution.

Les roulements sont des éléments essentiels dans une machine tournante. En effet, les pistes de roulement, chargées cycliquement, se dégradent par fatigue conduisant aux écaillages puis à la ruine du matériau. Lors de la mise en rotation, un train d'impulsion est généré par le défaut à une fréquence bien définie que l'on appelle "fréquence caractéristique" de défaut du roulement. Ce signal périodique est l'objet de l'application de nombreuses méthodes de détection de défaut.

Notre travail consiste à appliquer l'Analyse Multirésolution en Ondelettes (AMRO) pour la détection de tels impulsions signes de l'existence de défauts. Le mémoire comporte une partie de simulation numérique et une partie expérimentale réalisée sur des roulements défectueux sur bancs d'essais.

Le mémoire est organisé de telle sorte à offrir, en plus des différents résultats de simulation et d'expérience, un support théorique considérable en s'efforçant de donner plus amples explications par des exemples réels tirés à partir de nos propres signaux mesurés. Le mémoire comporte un chapitre de synthèse bibliographique, deux chapitres de modélisation et de simulation numérique, deux chapitres de validation expérimentale et une conclusion générale.

Chapitre 1

1.1 Introduction

Dans le domaine de la production industrielle, les entreprises sont confrontées de nos jours à des contraintes socio-économiques de plus en plus fortes. Ces contraintes sont liées, d'une part, aux phénomènes de mondialisation et de délocalisation suite à la recherche de créer des richesses et d'augmenter la valeur des biens et des services proposés et d'autre part, aux impératifs de sécurité des hommes et du matériel ainsi qu'aux exigences de protection de l'environnement. Ces enjeux vitaux, pour la prospérité et la survie de l'entreprise, se déclinent concrètement au niveau du système complexe d'exécution de la production par le concept du Maintien en Conditions Opérationnelles (MCO) qui doit garantir, tout au long de la phase d'exploitation, la finalité attendue du système par une maîtrise globale de ses performances [Mul. 05]. Le maintien en conditions opérationnelles du système répond à une double finalité : garantir le bon fonctionnement courant du système et garantir son adaptation aux évolutions nécessaires [Ben. 08]. Il peut être défini comme l'ensemble des moyens et procédures nécessaires pour qu'un produit reste, tout au long de sa durée d'utilisation, apte à l'emploi qui lui est assigné. Par exemple, la notion de MCO du matériel militaire recouvre deux types de fonctions :

- Soutien à caractère technique qui regroupe trois grandes catégories d'opérations : la maintenance proprement dite, comprenant les actions visant à maintenir un équipement dans un état spécifié, la gestion de la configuration des équipements permettant de suivre l'évolution de la définition technique du matériel tout au long de sa vie opérationnelle et la tenue à jour des référentiels techniques, mais aussi l'analyse du retour d'expérience issue de l'exploitation des faits techniques.
- Soutien à caractère logistique comprenant les opérations d'approvisionnement des rechanges, leur magasinage et le ravitaillement en pièces de rechange des unités et des structures de soutien (ateliers industriels).

1.2 Processus de maintenance

Au début de l'ère industrielle, la maintenance des systèmes se limitait seulement à quelques actions d'entretien comme le dépannage ou la réparation après une défaillance. Un redémarrage rapide était l'unique objectif de ces

méthodes. Certes, cet objectif a trouvé sa justification à une époque où la nature technique des équipements utilisés induisait une faible incidence économique d'une défaillance quelque soit son degré de sévérité. Cependant, les systèmes d'aujourd'hui, dotés d'une complexité accrue et par voie de conséquences plus coûteuses, nécessitent des techniques de maintenance plus élaborées et plus abouties. De ce fait, la maintenance est devenue aujourd'hui une composante incontournable de la performance d'une entreprise [Ben. 08].

1.2.1 Définition et propriétés

La maintenance est l'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison d'activités techniques, administratives et de management [Duc. 05]. Elles doivent être considérées dans les différentes phases du cycle de vie d'un système : la conception, l'exploitation et la fin de vie.

Retour et *al.* [Héd. 01] présentent la fonction maintenance comme un ensemble d'activités regroupées en deux sous-ensembles : les activités à dominance technique et les activités à dominance de gestion (figure 1.1).



Figure 1.1. Le contenu de la fonction maintenance

Dans la définition de la maintenance, nous trouvons deux mots-clés: maintenir et rétablir. Le premier fait référence à une action préventive. Le deuxième fait référence à l'aspect correctif (voir figure 1.2). Nous présentons dans les paragraphes qui suivent les définitions de chaque type de maintenance.

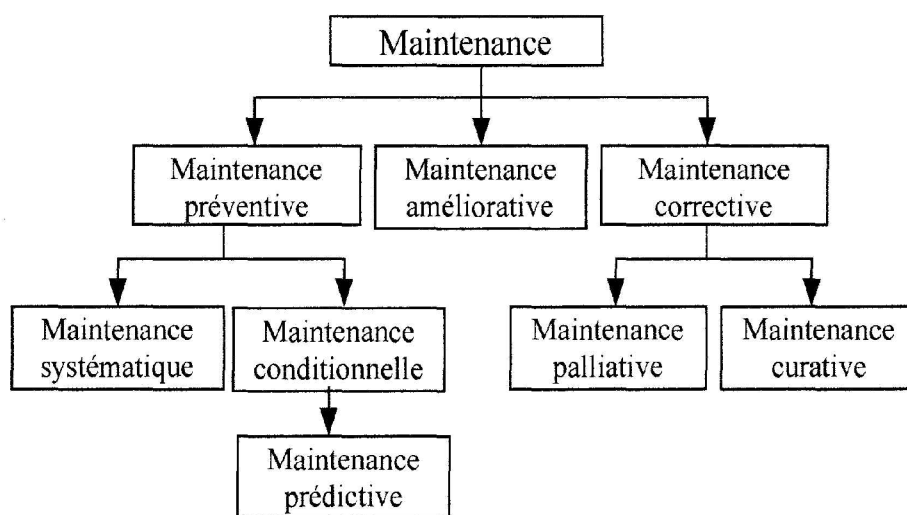


Figure 1.2. Les différents types de maintenance.

D'après [Méc. 05], il existe trois types de maintenance :

- La maintenance corrective est définie comme une maintenance effectuée après défaillance.
- La maintenance préventive est définie quant à elle comme une maintenance effectuée dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou d'un service rendu. Elle est appelée systématique si elle est effectuée selon un échéancier établi selon le temps ou le nombre d'unités d'usage et elle est dite conditionnelle si elle est subordonnée à un type d'événement prédéterminé. Dans ce dernier type, divers outils comme l'analyse des vibrations et l'analyse d'huile permettent de détecter les signes d'usure ou de dégradation de l'équipement. Ceci s'effectue en mesurant, à chaque inspection, la valeur d'un paramètre de contrôle tel que l'amplitude de déplacement, de vitesse ou d'accélération des vibrations, le degré d'acidité, ou la teneur de particule solide dans l'huile. L'action ne se déclenche que lorsque le paramètre de contrôle dépasse un seuil déterminé empiriquement, fixé par le constructeur ou par les normes de santé et de sécurité au travail
- La maintenance prédictive (ou prévisionnelle) est une maintenance préventive subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de la dégradation du bien, permettant de retarder et de planifier les interventions.

1.2.2 Approches de maintenance conditionnelle

Parmi les méthodes de surveillance de système en fonctionnement, on peut citer les mesures de température, de pression, et d'hygrométrie. Ces mesures sont effectuées en continu ou à intervalle programmé. Elles fournissent une indication sur l'état global du système, à condition de connaître les ordres de grandeurs de ces quantités dans les cas de fonctionnement définis comme normaux. Les mesures de température, par exemple, peuvent être prises sur une surface jouxtant un contact entre deux éléments, ou dans un fluide entourant le contact. Les résultats des mesures sont exploités en les comparant à des seuils acceptables. Elles permettent de déceler un état anormal du système, mais ne permettent pas forcément de déceler avec précision l'origine du dysfonctionnement, ni un diagnostic précoce. L'avantage de ces méthodes réside dans le fait qu'elles sont utilisées sur un système en fonctionnement et que la décision d'arrêt, suivant un seuil, est relativement simple.

L'analyse du lubrifiant constitue un moyen efficace de surveillance de systèmes tels que les moteurs thermiques, les réducteurs, les systèmes hydrauliques. Les modifications des caractéristiques d'un lubrifiant peuvent être dues à la dégradation liée à l'oxydation du lubrifiant ou à la contamination liée à la présence de débris d'usure provenant des organes mécaniques du système. De ce fait, les moyens de surveillance permettent l'analyse physico-chimique et le contrôle du taux de contamination par chromatographie, photométrie, spectrométrie. Le contrôle de la contamination fournit des informations concernant la présence de métaux ainsi qu'un ordre de grandeur de la taille des particules trouvées. Ces données permettent d'apprécier la sévérité de l'endommagement des organes mécaniques [Bre. 02]. Ainsi, cette technique permet notamment de déceler des cas de micropitting, non identifiables à partir d'analyse vibratoire. Cependant, il est souvent impossible d'isoler les composants incriminés, puisque le nombre d'éléments d'un système susceptibles de produire des particules métalliques est important. D'autre part, les avaries à évolution rapide ne peuvent être suivies par analyse de lubrifiant.

Dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle, l'analyse vibratoire est une technique très répandue. Elle est réalisée par l'analyse de signaux recueillis sur le système en fonctionnement. Les capteurs adéquats tels

que les accéléromètres piézoélectriques sont facilement positionnables et de ce fait n'engendrent pas de grandes contraintes de conception du système. L'utilisation des signaux mesurés peut être réalisée à différents niveaux. Certains cas nécessitent simplement un relevé de niveau global et une comparaison avec un seuil. D'autres, exigent une analyse plus fine par outils de traitement du signal afin d'identifier les éléments défectueux par recherche de caractéristiques émergentes comme l'augmentation d'amplitude à une fréquence particulière.

Le comportement des machines tournantes, à engrenages et roulements, est de nos jours principalement suivi par analyse vibratoire ou analyse du lubrifiant. Notre étude porte plus particulièrement sur les méthodes d'analyse vibratoire utilisées pour la détection des défauts de roulements.

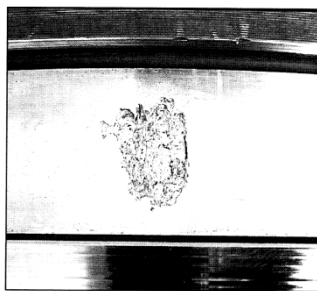
1.3 Défauts rencontrés sur les roulements

Les roulements sont les éléments les plus importants des machines tournantes. Souvent, ils sont soumis à des excitations qui provoquent dans la majorité des cas des défauts cause d'une défaillance partielle ou totale de la machine dont les conséquences sont catastrophiques. Selon des statistiques [SNR 04], les causes sont, dans 90% des cas, à chercher dans des éléments extérieurs qu'on peut d'ailleurs résumer dans le tableau 1.1.

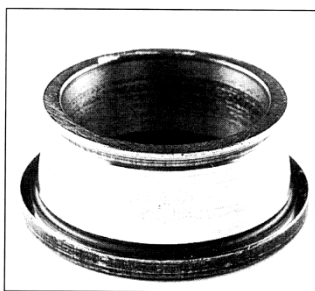
Cause du défaut	%
Lubrification inadaptée (choix des lubrifiants, quantité, fréquence de lubrification, ...etc.)	70%
Pollution (poussière, détergents, liquides, ...etc.)	18%
Montage incorrect (brutal, jeu, désalignement, échauffement excessif, ...etc.)	10%
Fatigue (charge, contraintes)	2%

Tableau 1.1. Causes des défauts dans les roulements

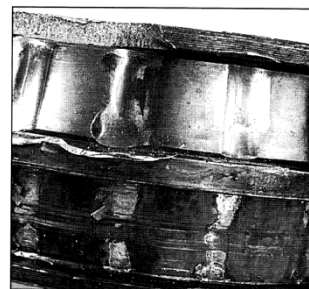
Selon la référence précédente, il y a onze aspects des principales détériorations des roulements. Pour chaque défaut cité, nous présentons une photo correspondante (figure 1.3).



1 Ecaillage de fatigue



2 Ecaillage superficiel



3 Grippage



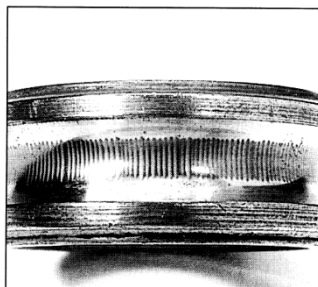
4 Empreintes par déformation



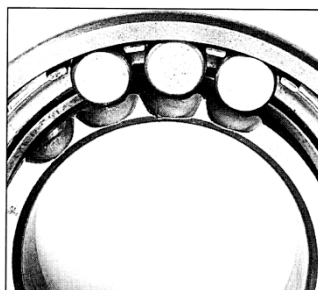
5 Faux effet BRINELL



6 Usure



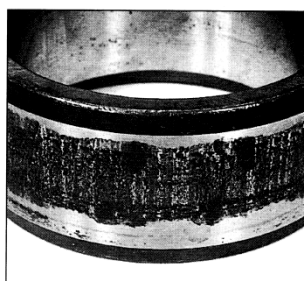
7 Cratères et cannelures



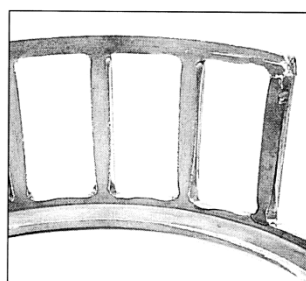
8 Coups, fissures, cassures



9 Corrosion de contact



10 Corrosion



11 Détérioration des cages

Figure 1.3. Principaux aspects de la détérioration des roulements.

Aspect 1. Ecaillage de fatigue présent sous forme de fissuration et enlèvement de fragment de matière.

Aspect 2. Ecaillage superficiel sous forme de taches en surface provenant d'arrachement superficiel de métal.

Aspect 3. Grippage dû à un échauffement violent, déformation des corps roulants, laminage du métal.

Aspect 4. Empreintes par déformation sur les pistes et les corps roulants.

Aspect 5. Faux effet Brinell se caractérise par un enlèvement de matière par abrasion au niveau des points de contact internes du roulement.

Aspect 6. Usure généralisée des corps roulants, des pistes et des cages, teinte grise.

Aspect 7. Cratères et cannelures sous forme de piqûres à bord net ou succession de plages étroites parallèles, liées à un passage de courant électrique.

Aspect 8. Coups, fissures et cassures dues aux chocs violents, enlèvement de matière en surface, fissures, rupture des bagues, etc.

Aspect 9. Corrosion de contact se manifeste par une coloration rouge ou noire sur les surfaces d'appui du roulement, dans l'alésage et sur le diamètre extérieur.

Aspect 10. Corrosion due à une oxydation localisée ou généralisée, à l'extérieur ou à l'intérieur du roulement.

Aspect 11. Détérioration des cages par déformation, usure, rupture, etc.

Des statistiques plus précises montrent que 90% des défauts de roulements sont soit à la bague extérieure ou intérieure, rarement la cage et la bille. En effet les deux pistes subissent les effets dus à la transmission de charge par les éléments roulants ce qui les rend plus sujettes à la dégradation [Dje 07] et [Dje 08].

1.4 Apparition d'un défaut sur le signal vibratoire

Les signaux vibratoires relevés, sur les systèmes mécaniques en fonctionnement, contiennent l'information nécessaire relative à l'état des composants de la machine mais tout le problème consiste à isoler l'information relative à chaque élément.

Les vibrations générées au sein d'un roulement sont de faible amplitude, ressemblant à un bruit aléatoire. Lors de l'apparition d'une avarie, une impulsion se produit chaque fois que le défaut participe à un contact. L'avarie a donc une fréquence caractéristique qui dépend de la géométrie du roulement et de l'emplacement de l'écaillage (sur la bague intérieure, sur la bague extérieure, ou sur un élément roulant) [Bre. 02].

Malheureusement ces impulsions sont souvent noyées dans le bruit aléatoire ainsi que les autres composantes de la machine, notamment lorsque le défaut est naissant. Pour un défaut de grande gravité, les vibrations induites sont d'un niveau supérieur à ceux des autres composantes (balourd, mésalignement, mauvais serrage, ...etc.) et de ce fait les impulsions sont très claires sur le signal d'accélération. Les figures (1.4.a), (1.4.b) et (1.4.c) représentent respectivement les signaux d'accélération d'un roulement sain, avec un petit et un grand défaut sur la bague extérieure. Les roulements, du type 6200 à une rangée de billes, sont montés sur un banc d'essai et tournent à 30 Hz. Des impulsions, inexistantes dans le cas sans défaut, commencent à naître pour le cas d'un petit défaut et s'accroissent pour celui de grande gravité [Dje. 08].

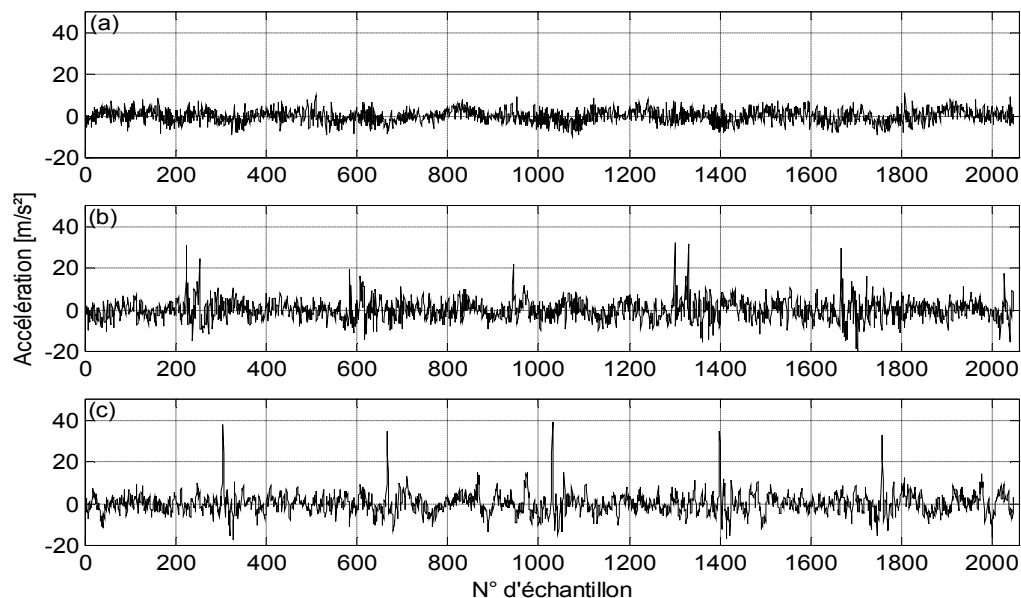


Figure 1.4. Signaux d'un roulement : (a) Sans défaut, (b) Avec un petit défaut et (c) Avec un grand défaut sur la bague extérieure

Rares sont les cas où on peut détecter le défaut directement à partir du signal temporel comme le cas pour les signaux de la figure (1.4). C'est pour cette raison qu'on a généralement recouru à des méthodes de détection spécifiques.

1.5 Méthodes de détection des défauts de roulements

Il existe différents outils d'analyse vibratoire permettant de détecter et de diagnostiquer l'apparition des défauts dans les roulements.

1.5.1 Les méthodes temporelles

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli [Bou. 98]. Elles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquence faibles et des mesures d'accélération dans des gammes de fréquence élevées. Le but est de minimiser l'influence des vibrations induites par la rotation des arbres. Cette méthode utilise des indicateurs scalaires qui permettent de suivre l'évolution d'une grandeur dérivant de la puissance ou de l'amplitude crête du signal. Sa valeur peut ne pas avoir de signification intrinsèque, mais c'est son évolution dans le temps qui est significative du défaut.

1.5.1.1 La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)

C'est un indicateur scalaire large bande très utilisé bien qu'il présente des inconvénients. L'un de ces inconvénients est sa sensibilité accrue à l'effet de masque c'est à dire qu'il peut s'avérer inefficace à l'apparition de certains défauts et il s'écrit sous forme discrétisée :

$$V_{efficace} = V_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k)^2} \quad (1)$$

Où S_k est le signal temporel mesuré.

Globalement, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts et donne une alarme tardive, ce qui représente un inconvénient majeur dans le cadre de la maintenance conditionnelle. Son efficacité dépend de son bon paramétrage en terme de bande de fréquences d'analyse liées à la structure même des machines.

1.5.1.2 Les indicateurs crêtes

Contrairement à la valeur efficace de l'amplitude d'un signal, des indicateurs spécifiques comme le facteur crête est mieux adapté pour représenter un signal induit par des forces impulsionnelles tels que les écaillages de roulements. Ces indicateurs sont issus des valeurs crêtes du signal temporel mesuré. Il est possible de distinguer principalement deux indicateurs crêtes :

- le facteur de crête, défini comme étant le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\text{valeur crête}}{\text{valeur efficace}} = \frac{\text{Sup}|S_k| \text{ avec } 1 \leq k \leq Ne}{\sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k)^2}} \quad (2)$$

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

$$\text{Facteur } K = \text{valeur crête} \times \text{valeur efficace} = \text{Sup}|S_k| \cdot \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k)^2} \quad (3)$$

Le facteur de crête présente l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace. Ceci provient du fait que pour un roulement sans défaut, le rapport reste sensiblement constant et augmente lorsqu'une dégradation apparaît, alors que la valeur crête croît pendant que la valeur efficace reste à peu près constante. Si la détérioration du roulement croît, la valeur crête augmentera jusqu'à une valeur asymptotique et la valeur efficace, quant à elle, augmentera à son tour, rendant le facteur de crête sensiblement égal à sa valeur de départ (figure 1.5). Les états caractéristiques normaux ou anormaux qui peuvent se manifester sur des roulements peuvent être définis à partir de la valeur efficace de l'accélération et de la valeur crête de la vitesse.

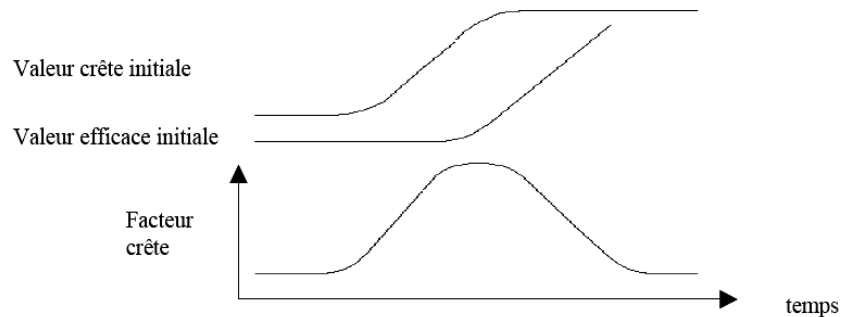


Figure 1.5. Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur crête [Bre. 02]

1.5.1.3 Le Kurtosis

Le Kurtosis est le moment d'ordre 4 normé de la distribution statistique du signal. C'est un indicateur permettant de caractériser la nature impulsive d'un signal et la détection précoce d'un défaut de roulement. Dans le cas d'un roulement sans écaillage, la distribution des amplitudes contenues dans le signal recueilli est gaussienne ce qui entraîne une valeur de Kurtosis proche de 3 (moment d'ordre 4 d'un signal gaussien est égale à 3). Lorsqu'un défaut est détecté, sa valeur devient supérieure à 3. L'analyse des défauts de roulement par le Kurtosis peut également être réalisée dans différentes bandes de fréquence liées aux résonances de la structure.

$$Kurtosis = \frac{M_4 S(t)}{M_2^2 S(t)} = \frac{\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k - \tilde{S})^4}{\left(\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k - \tilde{S})^2 \right)^2} \quad (4)$$

Où M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2 et \tilde{S} est la valeur moyenne des amplitudes.

Le principal avantage du Kurtosis réside dans le fait qu'il ne tient pas compte de l'historique et qu'il donne une valeur intrinsèque de l'état du roulement. La figure 1.6 (a) et (b) illustre le signal temporel d'un roulement non dégradé et d'un roulement écaillé.

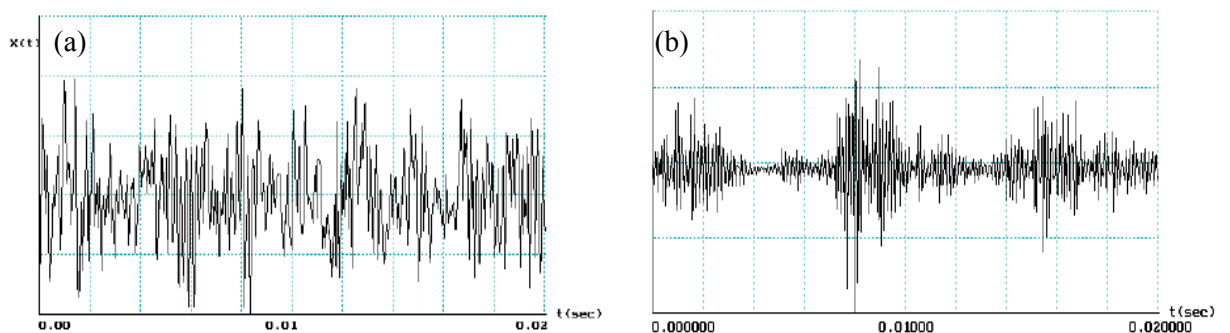


Figure 1.6. (a) signal temporel d'un roulement non dégradé (Kurtosis=2,95) et (b) signal temporel d'un roulement écaillé (Kurtosis=6,81) [Phi, 04]

Le Kurtosis doit, cependant, être utilisé avec beaucoup de précaution, car il est très sensible aux chocs [Bou. 98], ce qui oblige un emploi du Kurtosis dans un environnement peu complexe afin de ne pas commettre d'erreurs de diagnostic.

1.5.2 Les méthodes fréquentielles

Les méthodes fréquentielles sont basées sur la transformée de Fourier. La connaissance des fréquences caractéristiques permet d'identifier et de localiser les défauts issus des composants mécaniques en analysant leurs spectres. Elles sont souvent utilisées pour les machines complexes comportant beaucoup de composants mécaniques.

1.5.2.1 Analyse spectrale

C'est sans doute la technique la plus ancienne. Ses bases mathématiques remontent au 17^{ème} siècle suite aux travaux de Sir Isaac Newton, le premier qui a introduit le mot *spectre* comme terme scientifique. Ce n'est qu'en 1822 que l'ingénieur Français Jean Baptiste Joseph Fourier introduisit sa célèbre *transformée* qui porte d'ailleurs toujours son nom [Mar. 87]. Plusieurs travaux ont succédé à ceux de Fourier, les plus marquants sont sûrement ceux des Américains Cooley et Tukey qui, en 1956, ont donné naissance à un algorithme permettant une transformée de Fourier rapide, fréquemment nommée *FFT (Fast Fourier Transform)*. Mathématiquement la transformée de Fourier permet de mettre en évidence les différentes périodicités contenues dans le signal original $s(t)$, il est donc décomposé en signaux sinusoïdaux élémentaires s'exprimant par :

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (5)$$

La transformée de Fourier *discrète* correspondante s'exprime par :

$$S(k) = \sum_{i=1}^{Ne} s(i) e^{-2\pi kj \frac{i}{Ne}} \quad (6)$$

Cette transformée est calculée à partir d'un signal de Ne points et par conséquent, le vecteur obtenu possède k points. La résolution du spectre est de k/Ne . Pour une fréquence d'échantillonnage donnée, plus le nombre de points du signal est grand, plus la résolution est fine [Bre. 02].

Le principe de l'analyse spectrale en vibrations est le fait que chaque composante de la machine induit une fréquence caractéristique fonction de la vitesse de rotation. Chaque défaut possède sa propre composante fréquentielle qui le distingue d'un autre et permet sa détection facilement sur le spectre. Ainsi les signatures fréquentielles des différents défauts qui peuvent se manifester sur une

machine tournante ont été définies dans [Mor. 92]. Interpréter un pic sur un spectre nécessite donc le maximum d'informations sur la cinématique ainsi que les différents organes constitutifs de la machine. Pour un roulement, les quatre familles de défauts induisent des vibrations dont les fréquences sont fonction de la vitesse de rotation du roulement et de ses caractéristiques géométriques. L'apparition d'un pic sur le spectre, correspondant à l'une de ces fréquences ou de leurs harmoniques, est signe de la présence d'un défaut. Le tableau 1.2 illustre les expressions mathématiques des différentes fréquences d'apparition de ces défauts [Tan. 99].

Défaut	Fréquence d'apparition
Bague extérieure	$BPFO = \frac{nN}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$
Bague intérieure	$BPFI = \frac{nN}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$
Élément roulant	$BPF = \frac{DN}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha\right)$
Cage	$CF = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$

Tableau 1.2. Fréquences d'apparition des défauts de roulements

Où D le diamètre moyen du roulement en mm, α représente l'angle de contact en degré, n le nombre d'éléments roulants et d leur diamètre en mm. Pour des vitesses de rotation normales, ces fréquences sont dans le rang des basses fréquences. En pratique, elles peuvent être un peu différentes de celles réelles présentes dans le spectre. En plus, les pics correspondants peuvent être modulés de part et d'autre par des bandes latérales [Tan. 99]. En réalité, il y a d'autres défauts comme le mésalignement du roulement dont les fréquences sont des multiples de la vitesse de rotation. Nous allons nous intéresser uniquement à ceux des quatre familles précédentes.

Pour illustrer l'approche fréquentielle de la détection des défauts de roulements, nous présentons, sur la figure 1.7, le spectre d'un roulement défectueux. Le roulement, à une rangée de rouleaux cylindriques du type Nu 205, est monté sur un tour parallèle et tourne à 34,5 Hz. Sur le spectre apparaît, en plus des composantes fréquentielles du système (vitesse de rotation et ses

harmoniques), un pic correspondant à environ 130 Hz qui n'est pas une harmonique de la vitesse de rotation mais une fréquence typique d'un défaut sur la bague extérieure. Cette technique, bien qu'elle soit toujours utilisée notamment dans le cadre d'une surveillance vibratoire [Orh. 06], est limitée du fait que certaines fréquences de défauts sont très proches des fréquences d'autres composantes, et se trouvent généralement immergées les unes dans les autres. De ce fait, elles ne sont pas toujours évidentes à détecter par le spectre, la raison pour laquelle on *filtre* le signal mesuré et on applique ainsi la détection par la *méthode d'enveloppe* [Dje 08].

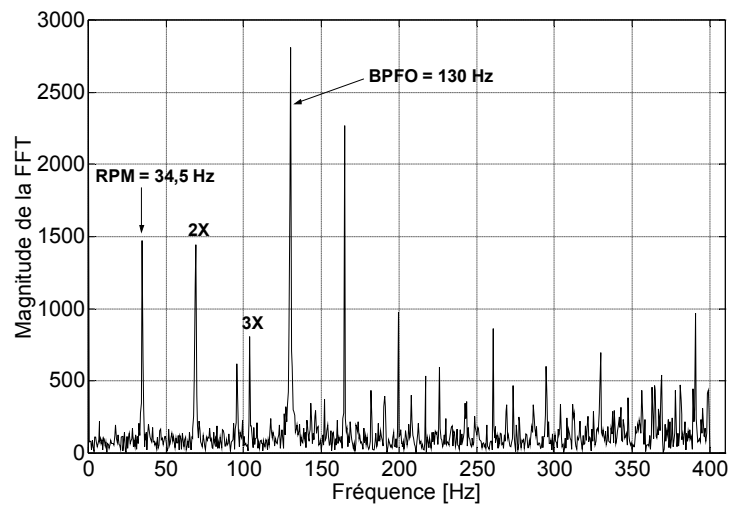


Figure 1.7. Spectre d'un défaut sur la bague extérieure [Dje. 08]

1.5.2.2 Le Cepstre

Le Cepstre se définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier.

$$C(\tau) = TF^{-1}[\log(S(f))] \quad (7)$$

Où τ est la variable définissant les périodicités dans le domaine pseudo-temps que représente le cepstre, appelée *quéfrence* suivie de ses *rhomoniques*.

Alors que le spectre permet de visualiser les différentes périodicités contenues dans un signal, le Cepstre permet de retrouver d'éventuelles périodicités dans un spectre [Bou. 05]. Cette technique a été très utilisée pour les défauts périodiques de type choc, notamment ceux des engrenages car elle permet de mettre en évidence les pas séparant les harmoniques d'un peigne de raies aussi

bien pour les hautes vitesses de rotation que pour les plus basses. La figure 1.8 représente le Cepstre calculé à partir d'un signal mesuré sur un roulement du type 6200 tournant à 50 Hz. Sur ce Cepstre apparaissent des pics dont l'espacement des quéfquences correspond à une période égale à 0.0078 s, soit une fréquence d'environ 128 Hz, qui est en effet celle d'un défaut sur la bague extérieure [Dje. 08].

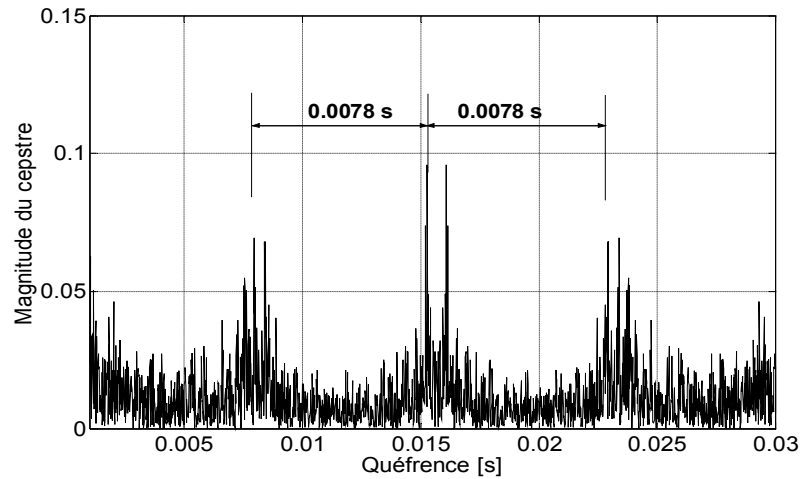


Figure 1.8. Cepstre d'un roulement défectueux [Dje. 08].

1.5.2.3 Analyse d'enveloppe

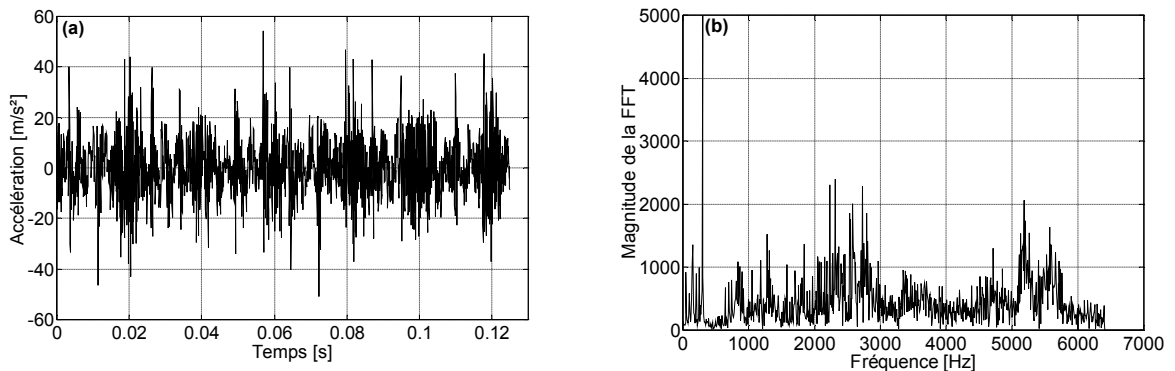
Certains défauts d'organes mécaniques comme les roulements produisent des modulations de phase (ou fréquence) et d'amplitude. Le phénomène de modulation de phase provoque dans le spectre des bandes latérales autour des fréquences principales du système (fréquence d'engrènement et harmoniques par exemple). Le Cepstre est un outil permettant d'identifier l'espacement en fréquence séparant ces bandes, et donc l'origine de l'anomalie. Cependant, une autre technique existe, permettant un diagnostic plus précoce, il s'agit de l'analyse d'enveloppe, opération de démodulation de phase consistant à isoler les fréquences modulantes.

L'importance de la démodulation d'amplitude et de phase dans le domaine de détection précoce d'avaries mécaniques a été démontrée. La technique présentée ici, avec utilisation de la transformée d'Hilbert, est l'une des techniques de démodulation de fréquence la plus utilisée dans le domaine de recherche de défauts de roulements [Bre. 02].

L'étude du signal enveloppe permet d'analyser la forme du signal, notamment lorsque le défaut recherché excite un mode de résonance de la structure. Elle consiste à filtrer le signal autour d'une fréquence de résonance identifiable sur le spectre, et à en rechercher la modulation provoquée par la répétition des forces générées par le défaut recherché. La détermination des fréquences de modulation, donc des taux de répétition des chocs, associée à la connaissance de la cinématique de l'installation, permet de localiser l'origine du défaut de façon précoce et rapide, même lorsque l'effet du défaut est noyé dans un bruit de fond.

Cette technique est très utilisée dans le diagnostic des défauts de type choc, mêmes pour de faibles vitesses, puisque les défauts ne sont pas recherchés dans la plage des basses fréquences du spectre mais autour de portuses, dont les fréquences peuvent se situer à des centaines de fois la fréquence de rotation.

La figure 1.9 montre l'exemple d'une analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux de type 6200 qui tourne à 50 Hz. Ni le signal mesuré, ni d'ailleurs le spectre, donnent d'informations sur l'existence du défaut. Après le filtrage du signal mesuré dans la bande passante [1000-3000 Hz], le signal obtenu illustre clairement des impacts signalant une détérioration du roulement. Le spectre d'enveloppe issu de la transformée de Hilbert met en évidence l'apparition d'un défaut sur la bague extérieure à la fréquence de 128 Hz ainsi que certaines de ses harmoniques, ce qui indique que le bruit est filtré avec un rapport signal/bruit (SNR) très significatif [Dje. 08].



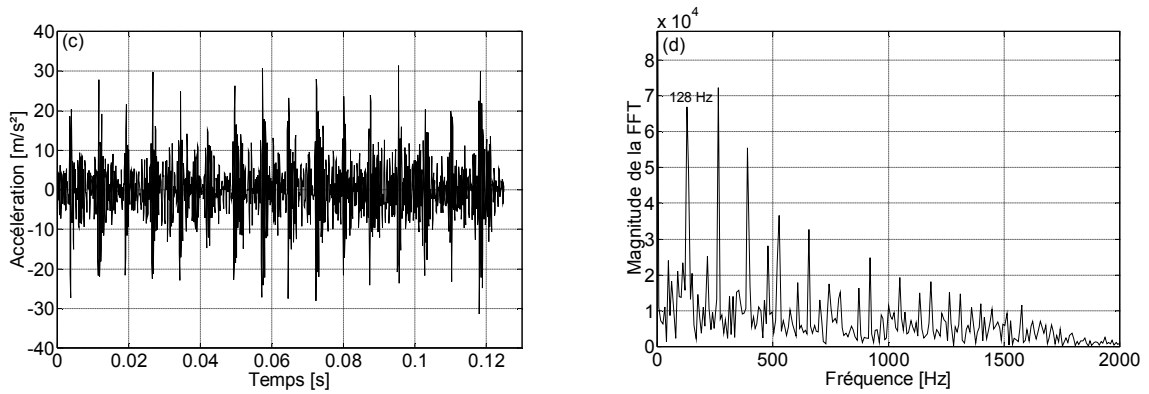


Figure 1.9. Analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux : (a) Signal mesuré, (b) Spectre du signal mesuré, (c) Signal filtré et (d) Spectre d'enveloppe du signal filtré

1.5.3 Méthodes Temps-Fréquence

Lorsque le signal n'est pas quasi périodique dans le temps, la transformée de Fourier n'est plus applicable. Il faut alors recourir à un autre outil mathématique appelé Transformée en Ondelettes.

A la différence de la méthode d'enveloppe qui traite les signaux dans un domaine puis dans l'autre mais jamais simultanément, la transformée en ondelettes permet d'étudier simultanément l'information temporelle et fréquentielle. En réalité, nous n'allons pas détailler cette technique car une présentation plus détaillée de son concept, ses fondements mathématiques, ses propriétés ainsi que son optimisation sera donnée au chapitre 3 mais juste à titre d'exemple, la figure 1.10 montre le traitement en ondelettes du même signal de la figure 1.9.a. Il est convainquant que l'apport de l'application de cette méthode est considérable vu la différence flagrante, en terme de clarté, entre le signal mesuré et celui obtenu après analyse.

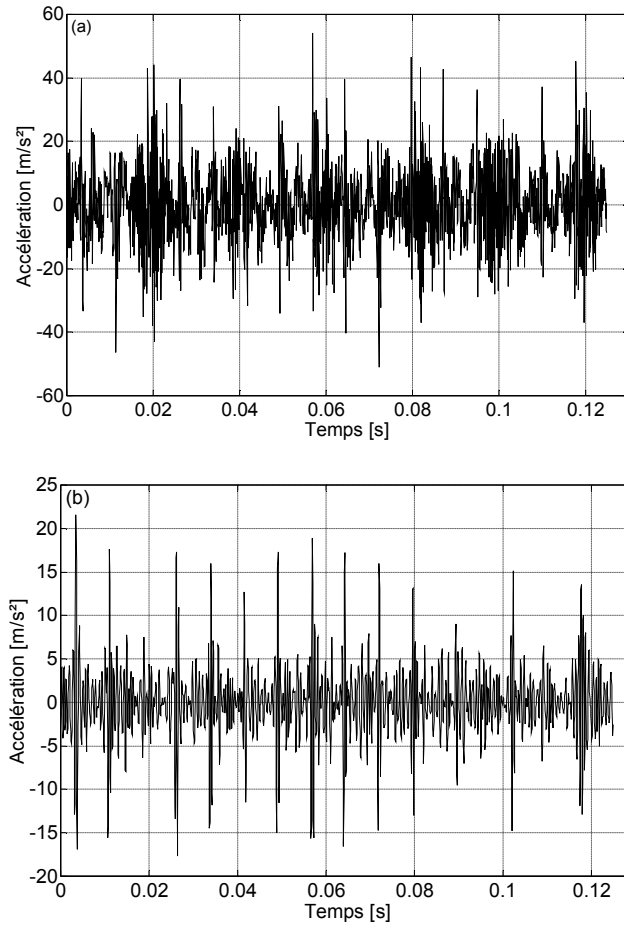


Figure 1.10. Signaux d'un roulement défectueux : (a) Avant l'analyse en ondelettes et (b) Après l'analyse en ondelettes [Dje 08]

1.6 Synthèse bibliographique sur les ondelettes

La maintenance conditionnelle par analyse vibratoire permet de prévoir le comportement des machines afin de prendre des mesures correctives avant un arrêt non souhaité de la production. De nombreuses études élaborent des techniques avancées en traitement du signal vibratoire pour la détection des défauts de composants mécaniques. Parmi celles en plein essor, la démodulation par les ondelettes se montre un outil puissant de traitement du signal.

Plusieurs études ont été menées pour résoudre ces problèmes tels que le travail de Jing [Jin. 00] qui proposa une méthode basée sur l'ondelette de Morlet et appliquée sur les roulements et les engrenages. Hai [Hai. 06] a choisi l'ondelette de Morlet comme ondelette de traitement pour constituer enfin une base de filtre qui a donné de bons résultats sur les défauts de roulements, notamment dans le cadre d'une détection précoce d'un début d'écaillage. Pour la détection des

défauts de roulements, Sun et al. [Sun. 02] a utilisée l'analyse en ondelettes pour la détection des singularités, dans le signal vibratoire, dues aux défauts. En modifiant le module maximal de l'intensité de la CWT, la signature du défaut est mise en évidence. Selon Nikolaou [Nik. 02], la fiabilité de cette méthode a été testée dans différentes conditions d'utilisation du roulement comme la charge, la vitesse de rotation et la gravité du défaut. L'auteur a utilisé l'ondelette de Morlet pour la démodulation des signaux vibratoires induits par des roulements défectueux en utilisant une représentation temps-fréquence grâce à la CWT. Dans l'article de Rubini [Rub. 01], la CWT a prouvé sa grande sensibilité par rapport à la représentation fréquentielle développée à partir de l'enveloppe, elle-même obtenue à partir de la transformée de Hilbert. Mallat [Mal. 89] a proposé un algorithme en cascade ouvrant la porte à une large utilisation dans le domaine de la détection des défauts de roulements en sa version discrète (DWT). Dans ses travaux [Dje. 07] et [Dje. 08], Djebala propose l'analyse multirésolution en ondelettes comme un outil efficace permettant d'améliorer la sensibilité des indicateurs scalaires pour la détection des défauts induisant des forces impulsives périodiques. L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité du Kurtosis et du facteur de crête a été étudiée prouvant la grande supériorité du Kurtosis. Les résultats ont montré que l'application de cette méthode est d'autant plus efficace dans les bandes étroites aux hautes fréquences et de faibles vitesses de rotation, permettant ainsi la détection de défauts naissants. En sa version continue, elle a permis dans plusieurs articles une détection claire de plusieurs types de dégradation d'engrenages tels que l'usure des dentures, détérioration, ...etc., le lecteur pourra se référer à [Wan. 96], [Zhe. 02], [Dal. 00], [Mel. 04] et [Yos. 00].

Chapitre 2

2.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'étudier la variation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux signaux de choc simulés par un modèle mathématique. L'originalité de ce travail est le fait d'intégrer trois fréquences propres dans le modèle contrairement à ce qui a été fait dans plusieurs travaux notamment dans [Dje. 08] où l'auteur a pris seulement une seule fréquence.

2.2 Modélisation des défauts de roulements à trois fréquences propres

Un défaut de roulement induit dans la majorité des cas des chocs périodiques. Les forces causant ces chocs vont aussi exciter les résonances du roulement. On peut donc modéliser le signal d'un choc par la réponse de résonance d'une structure. Mathématiquement cette réponse peut être simulée par celle d'un système linéaire dissipatif à un degré de liberté avec amortissement de type visqueux [Pac. 97]. Un tel signal sera défini comme suit :

$$S(t) = A e^{-\frac{t}{\tau}} \sin 2\pi F_L t \quad (1)$$

$$\text{Avec : } \tau = \frac{Q}{\pi F_0}, \quad F_L = F_0 \sqrt{1 - \frac{1}{4Q^2}} \quad \text{et } Q < \frac{1}{2} \quad (2)$$

Où τ , F_0 , F_L , Q et A représentent respectivement le temps de relaxation, la fréquence d'oscillations libres, la fréquence de résonance, le facteur de qualité et l'amplitude du signal.

Le temps de relaxation est lié au facteur d'amortissement ξ par la relation :

$$\tau = \frac{1}{\omega_0 \xi}, \quad \text{avec } \omega_0 = \frac{1}{2Q} \quad (3)$$

La figure 2.1.a représente un exemple d'une réponse à trois fréquences propres différentes égales à 1500, 2000, 3000 Hz. Les signaux vibratoires engendrés par un défaut de roulement peuvent donc être modélisés par la réponse d'un modèle à un degré de liberté à une série d'impulsions. Le signal réponse du système peut être défini comme étant le produit de convolution entre la réponse de résonance de la structure par un peigne de Dirac de pas T_d (figure 2.1.b).

Un tel signal peut s'écrire sous la forme :

$$S'(t) = S(t) * \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT_d) \quad (4)$$

La figure 2.1.b représente le produit de convolution des deux signaux d'auparavant et qui peut modéliser un défaut de roulement dont la fréquence d'apparition est égale à 100 Hz. La transformée de Fourier de ce signal est représentée par la figure 2.2. Les composantes dominantes sont celles correspondant aux fréquences de résonance du roulement (1500, 2000, 3000 Hz). En plus des bandes latérales, dont l'espacement correspond à la fréquence de choc soit 100 Hz, sont présentes autour de ces mêmes fréquences.

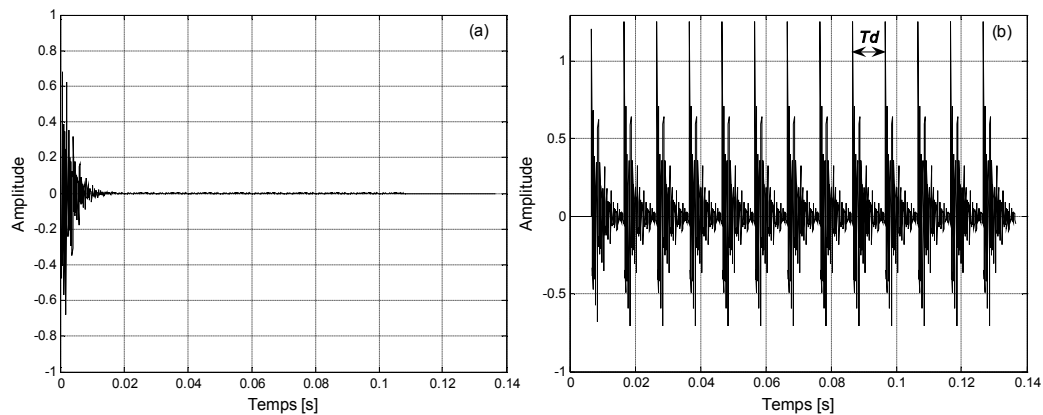


Figure 2.1. Principe du modèle utilisé : (a) Signal d'une réponse à trois fréquences propres, (b) Signal simulant des chocs à 100 Hz

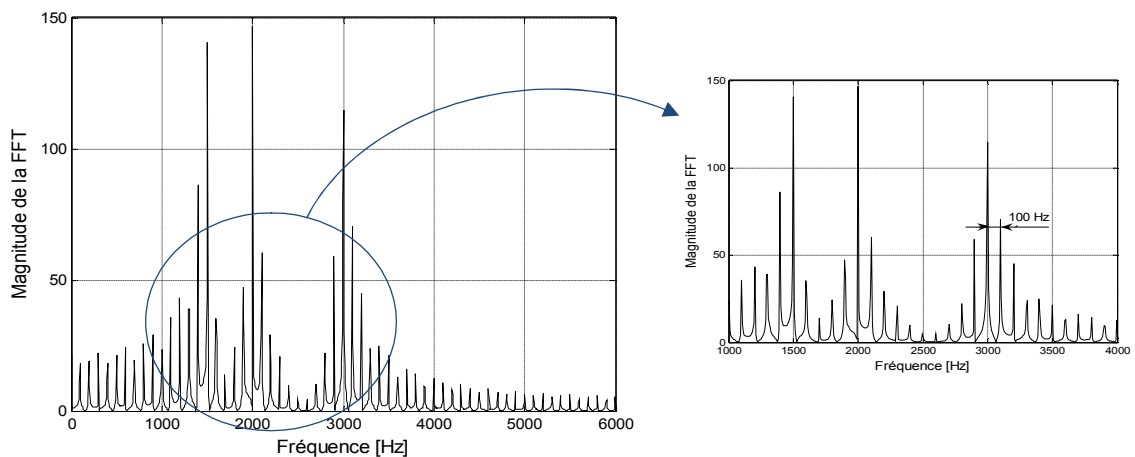


Figure 2.2. Transformée de Fourier du signal de chocs

2.3 Réponse à deux excitations

Considérons maintenant deux excitations périodiques d'amplitude et de période de répétition identiques et décalées l'une par rapport à l'autre de θ .

Un tel signal s'écrit :

$$S_1(t) = S(t) + S_2(t) * \delta(t - \theta) \quad (5)$$

Les figures 2.3.a et 2.3.b représentent respectivement deux signaux modélisant chacun deux défauts de fréquences différentes et identiques. Dans le cas où les deux fréquences de chocs sont identiques, les signaux S et S_2 seront les mêmes, dans le cas contraire ils seront différents. Ceci est tout à fait possible en pratique car deux défauts sur la même bague d'un roulement vont induire deux séries d'impact avec la même fréquence de choc mais espacée l'une de l'autre. Pour le cas de deux défauts différents, les deux fréquences n'étant pas les mêmes, les deux séries d'impact seront différentes.

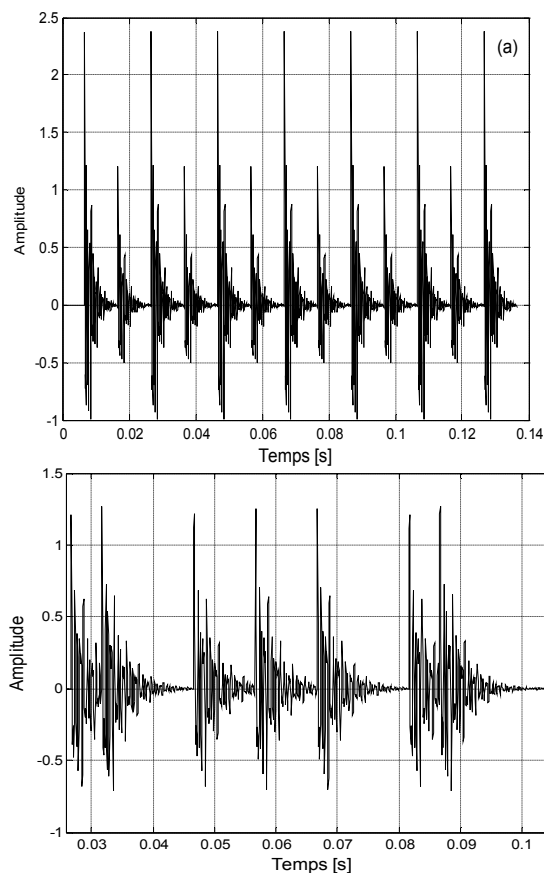


Figure 2.3. Signaux modélisant deux séries de choc : (a) Deux fréquences différentes, (b) De même fréquence

2.4 Indicateurs scalaires de détection

Une définition concise des indicateurs scalaires a été donnée par Boulenger [Bou. 98] : Les indicateurs scalaires associent à un signal, le plus souvent observé sous sa forme temporel en relation avec la cinématique de l'installation, un nombre ou scalaire. Plusieurs indicateurs sont utilisés dans la maintenance conditionnelle des machines tournantes : la valeur efficace ou RMS,

la valeur crête ou une combinaison de ces deux paramètres représentée par le Kurtosis et le facteur de crête.

A partir de cette définition de Boulenger, plusieurs points peuvent être dégagés :

- Les indicateurs scalaires sont calculés à partir d'un signal temporel, la grandeur représentative de ce signal doit être minutieusement choisie. Pour les roulements, l'accélération est le plus souvent utilisée;
- La durée d'analyse doit être suffisamment grande pour contenir l'information recherchée. Selon [Bou. 98], elle doit contenir au minimum plusieurs dizaines de tours ou plusieurs périodes de répétition des forces impulsives induites par le défaut. En pratique, deux périodes sont assez suffisantes;
- Un indicateur scalaire est un nombre, donc sa valeur doit être significative d'un état de dégradation du système ou au moins comparable à des valeurs de référence.

L'approche la plus simple de l'utilisation des indicateurs scalaires consiste au calcul de la valeur efficace, appelée encore RMS. Pour un signal $S(t)$, le RMS est donné par :

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{k=1}^{N_e} (S_k)^2} \quad (6)$$

La valeur crête, elle aussi, est très utilisée notamment dans le suivi vibratoire des machines tournantes car une augmentation de cette grandeur, donc de l'énergie vibratoire, est signe d'une éventuelle dégradation. Dans le cas des roulements, les seuils représentant les valeurs maximales des grandeurs mesurées ont été définies ; déplacement, vitesse, accélération ou celles spécifiques comme le GSE, g, ...etc.

2.4.1 Kurtosis et facteur de crête

L'écaillage dans les roulements provoque des séries d'impulsions et les indicateurs scalaires tels que le facteur crête, kurtosis sont bien adaptés à la détection de ces impulsions contenues le signal temporel.

Le *Kurtosis* vient du mot grec *Kyrtosis* qui veut dire aplatissement ou *convexity* en anglais [Sei 03]. Ce paramètre a été introduit pour la première fois par le mathématicien Britannique Pearson en 1905 pour comparer une distribution quelconque à la distribution Gaussienne ou normale. Dans certaines définitions on

le qualifie même par une mesure de la Gaussienneté d'une distribution. Comme le kurtosis d'une distribution normale est égale à trois, cette valeur est devenue une référence pour évaluer le degré d'aplatissement d'une distribution par rapport à celle normale. Pearson a désigné trois distributions : Mesokurtic, Leptokurtic ou Platykurtic respectivement pour un kurtosis égale, supérieur ou inférieur à trois. Certains mathématiciens aiment utiliser le kurtosis excess qui est égal au kurtosis moins trois, de ce fait le kurtosis excess d'une distribution Gaussienne est égal à zéro. La figure (2.4) montre l'exemple de deux distributions, celle (a) étant plus plate que (b), a un kurtosis moins important.

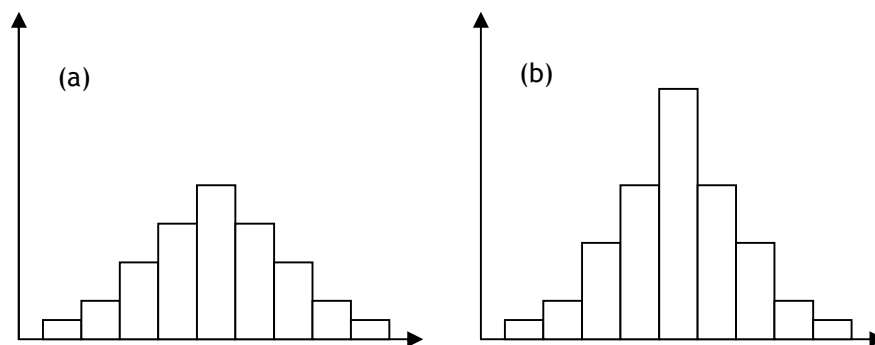


Figure 2.4. Exemple de deux distributions

Le kurtosis est un paramètre statistique permettant d'analyser la répartition des amplitudes vibratoires contenues dans un signal temporel. Il correspond au moment d'ordre quatre normé, il est égal au rapport entre ce même moment et celui d'ordre deux au carré. Le facteur de crête a été lui aussi très utilisé pour la détection des défauts induisant des chocs mais pas autant que le kurtosis dont la sensibilité a été qualifiée plus meilleure dans plusieurs applications [Pac 97], [Bou 98], [Dro 03], [Dro 04], [Bol 04].

2.5 Influence du bruit sur la sensibilité des indicateurs scalaires

Le bruit aléatoire peut avoir des origines diverses ; électriques dues aux moyens de mesure eux-mêmes ou celles liées à la machine telles que les impulsions dues à un mauvais graissage, frottement et usure des corps en contact ou tout simplement la cavitation dans le cas d'un écoulement par exemple. Le signal du modèle utilisé (équation 4) ne tient pas en compte du bruit. Il est nécessaire d'introduire ce paramètre afin de se rapprocher le plus possible des conditions réelles. Un bruit est un phénomène aléatoire, il est donc tout à fait

possible de le modéliser théoriquement par une fonction aléatoire, générée par Matlab, appelée *Bruit blanc Gaussien*. Le signal résultant ou signal bruité $S_b(t)$ sera la somme du signal du modèle plus le signal bruit $B(t)$, à savoir :

$$S_b(t) = S(t) + B(t) \quad (7)$$

La figure 2.5 montre trois signaux de choc à lesquels on a ajouté du bruit blanc Gaussien et des fréquences parasites. Il apparaît clairement que plus le bruit est important, plus les impacts sont masqués et de ce fait, le signal utile est complètement noyé.

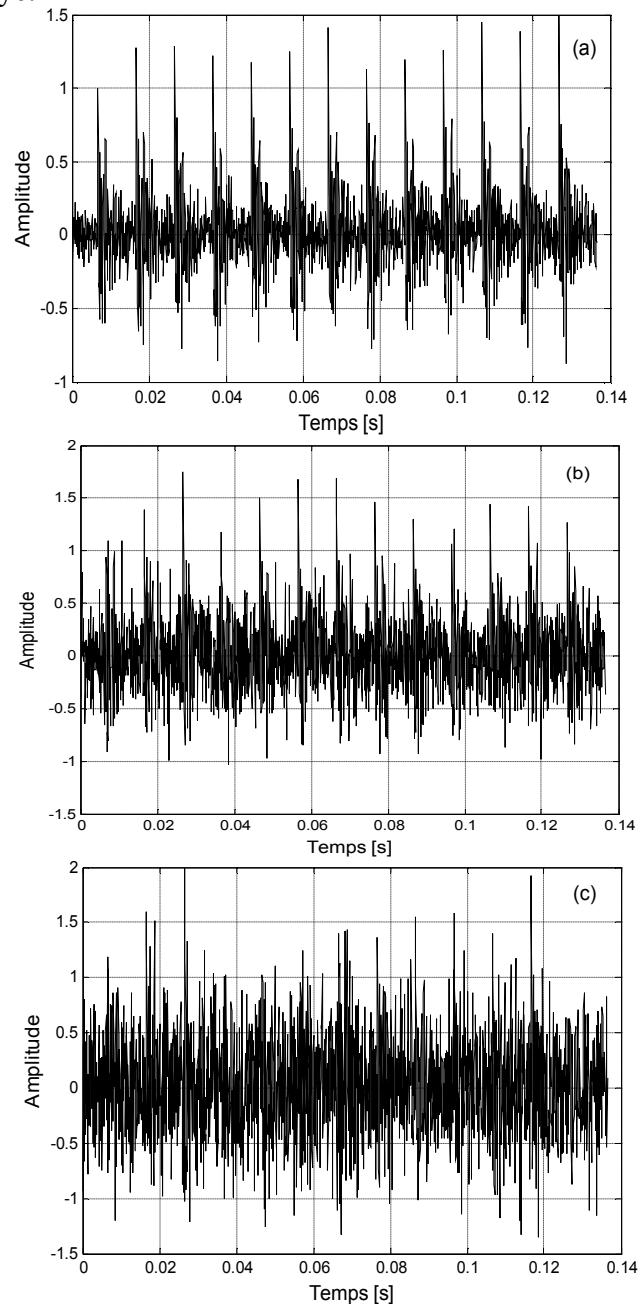


Figure 2.5. Signaux modélisant des défauts de roulement avec un niveau de bruit: (a) 0.1, (b) 0.3 et (c) 0.5

Sur la figure 2.6, on représente l'influence du bruit sur la sensibilité des indicateurs scalaires. Le Kurtosis et le facteur de crête diminuent considérablement avec l'augmentation du bruit, contrairement au RMS qui augmente. Ceci est tout à fait logique car le Kurtosis et le facteur de crête, étant sensibles à la forme du signal, vont perdre de leur sensibilité d'autant que les chocs seront masqués par le bruit.

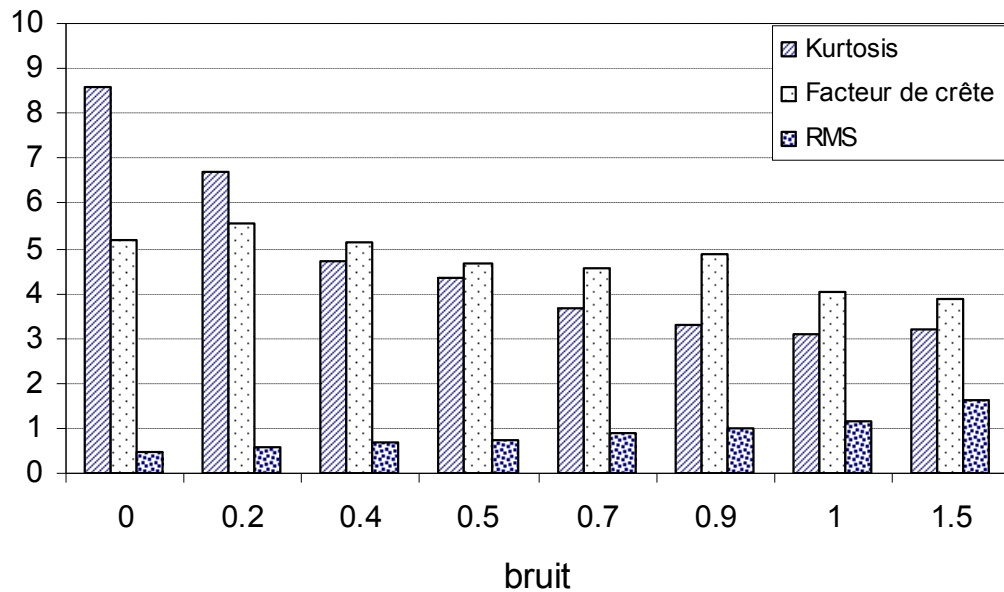


Figure 2.6. Indicateurs scalaires en fonction du bruit

2.6 Influence de la fréquence de chocs

La fréquence de chocs représente, en réalité, la fréquence du défaut. Sur la figure 2.7, le Kurtosis se montre très sensible notamment pour des fréquences réduites. Le facteur de crête décroît à son tour avec l'augmentation de la fréquence de chocs. A partir des fréquences relativement hautes, les deux indicateurs scalaires se stabilisent à des valeurs qui ne sont pas significatives. Comme nous l'avons mentionné auparavant, la fréquence de chocs (ou de défaut) est proportionnelle à la vitesse de rotation du roulement. En pratique, il est recommandé de mesurer les signaux dans de faibles vitesses afin de profiter pleinement de toute la sensibilité du Kurtosis et du facteur de crête. Nous montrerons plus loin que cette conclusion n'est pas suffisante du fait que l'opportunité de choisir une vitesse de rotation faible n'est pas toujours évidente car dans beaucoup de cas le roulement tourne à une vitesse constante. Sur la même figure, on constate que le RMS augmente très lentement avec

l'augmentation de la fréquence de chocs à l'inverse, d'ailleurs, du Kurtosis et du facteur de crête.

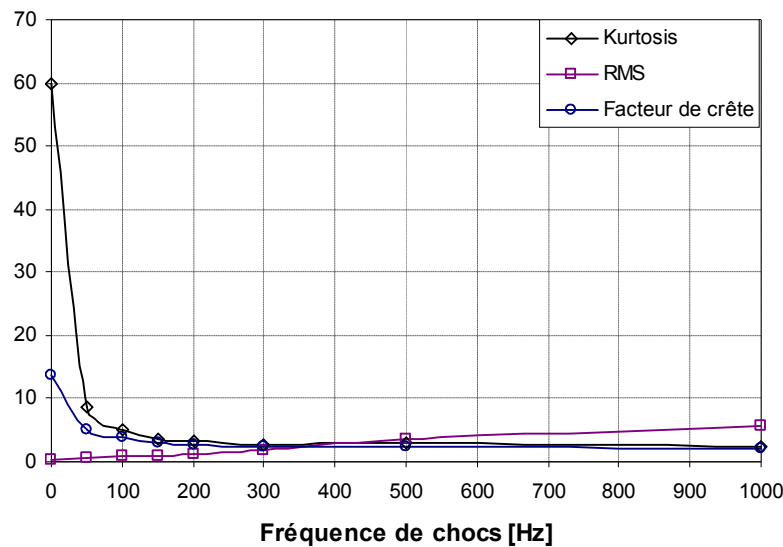


Figure 2.7. Indicateurs scalaires en fonction de la fréquence de chocs

2.7 Influence du temps de relaxation

Le temps de relaxation est le temps nécessaire à un choc pour s'amortir. Le Kurtosis, étant très sensible à ces chocs, perd de sa sensibilité d'autant que ce temps augmente, ceci est très bien illustré par la figure 2.8.a. Un petit calcul montre que le Kurtosis n'est capable de détecter la présence de chocs que si leur période de répétition est au moins supérieure à trois fois le temps de relaxation. Ceci explique pourquoi en pratique le Kurtosis n'arrive plus à détecter des défauts dont la gravité est relativement grande.

La même tendance est enregistrée pour le facteur de crête (figure 2.8.b) sauf que pour être capable de détecter un choc, la période de répétition doit être au moins supérieure à douze fois le temps de relaxation. On peut donc conclure que le facteur de crête est beaucoup plus exigeant pour être sensible aux chocs car la période de répétition doit être quatre fois plus grande que celle du Kurtosis, qui se montre clairement plus sensible comme indicateur de détection. Enfin le RMS (figure 2.8.c) a une tendance pratiquement inverse du fait qu'il augmente avec l'augmentation du temps de relaxation et ceci d'autant que la fréquence de chocs est grande.

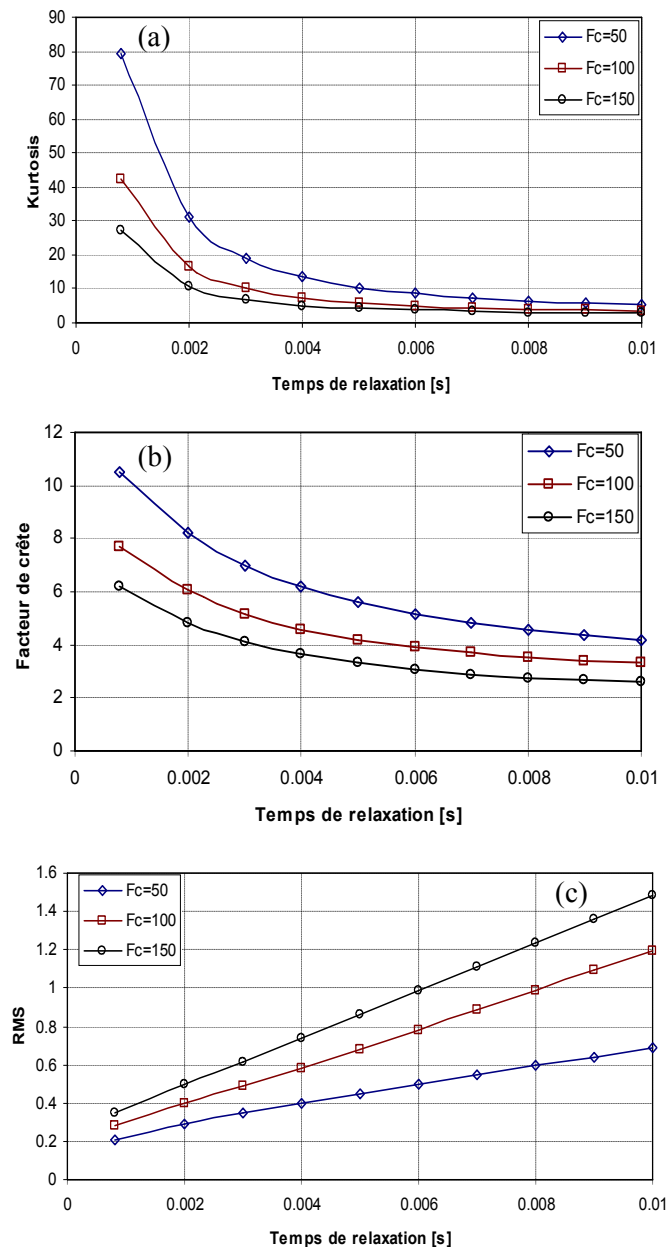


Figure 2.8. Indicateurs scalaires en fonction du temps de relaxation :
(a) Kurtosis, (b) Facteur de crête et (c) RMS

2.8 Influence de l'échantillonnage

D'après la figure 2.9, le nombre de points (ou l'échantillonnage) a une influence notable sur le Kurtosis et le facteur de crête. En effet, ces deux indicateurs sont significatifs d'autant que le nombre d'échantillons du signal est grand notamment pour de faibles fréquences de chocs. Le RMS présente une tendance inverse puisqu'il augmente avec l'augmentation de la fréquence de chocs. En mesurant dans de faibles vitesses de rotation, il est optimal de prendre

un maximum de nombre de points, donc une fréquence d'échantillonnage la plus maximale.

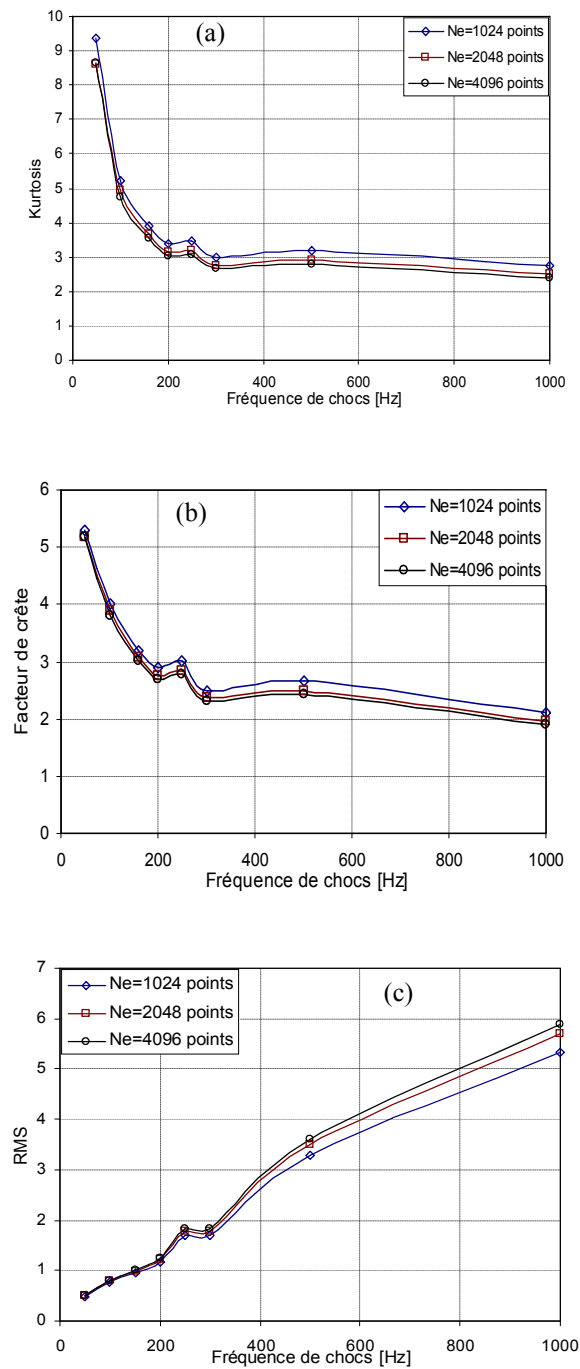


Figure 2.9. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de points

2.9 Influence du nombre de chocs

Dans un roulement, il peut y avoir plusieurs défauts qui induisent soit la même fréquence soit des fréquences différentes. Le signal comportera donc

plusieurs séries d'impulsions. On constate d'après les figures 2.10.a et b que le Kurtosis et le facteur de crête diminuent si le nombre de chocs augmente. Ceci peut expliquer, en plus de l'augmentation excessive de la gravité du défaut, pourquoi ces indicateurs chutent brutalement après avoir enregistré des valeurs plus significatives antérieurement. Enfin, le RMS augmente considérablement avec l'augmentation du nombre de chocs et suit donc une tendance inverse du Kurtosis et du facteur de crête.

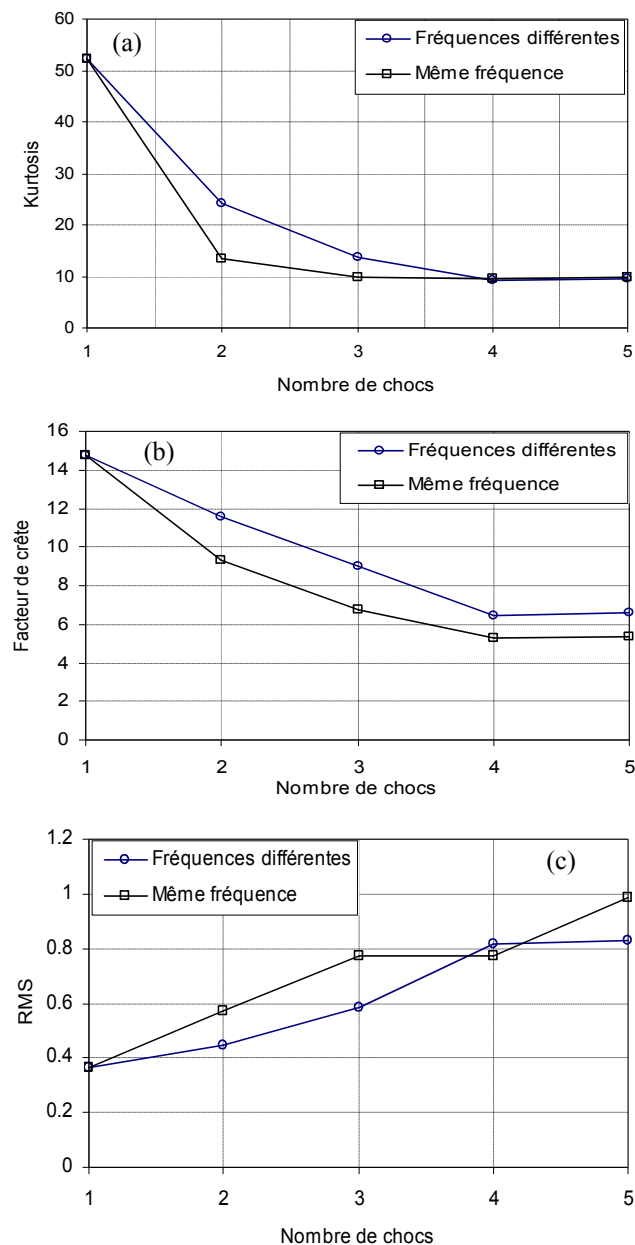


Figure 2.10. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de chocs

2.10 Conclusion

Beaucoup de défauts mécaniques produisent des forces impulsives périodiques qui excitent les résonances structurales. Afin de caractériser les signaux de temps induits par de tels défauts, des indicateurs spécifiques tels que le facteur de crête, RMS et le Kurtosis doivent être employés. Le RMS, qui caractérise seulement l'énergie de signal, et non sa forme, ne fournit pas des informations sur l'origine de l'excitation. Le kurtosis et le facteur de crête sont employés actuellement dans la surveillance des machines rotatives mais ne sont pas toujours employés correctement. En employant un modèle simple du signal, les propriétés et les limitations de ces indicateurs sont démontrées et illustrées avec de vrais exemples.

Puisque le signal délivré par un accéléromètre est constitué de la réponse de nombreuses résonances, nous avons vu que le calcul de ces indicateurs à partir d'un signal mesuré ou simulé dans une bande fréquentielle étendue réduit considérablement leur capacité à détecter l'existence de défauts induisant des chocs périodiques à cause des effets de masque. A cet effet, nous proposons d'utiliser un nouveau moyen de traitement de signal, fiable, puissant et moderne basé sur l'analyse multirésolution en ondelettes grâce à ses fabuleuses propriétés en particulier le filtrage du bruit et des autres composantes parasites du signal.

Chapitre 3

3.1 Introduction

Ce chapitre portera sur l'application de l'analyse multirésolution en ondelettes, appelée en ce qui suit AMRO, dans la détection des chocs simulés par le modèle présenté dans le chapitre 2 en étudiant l'influence de plusieurs paramètres. L'objectif principal de ce chapitre demeure, désormais, l'étude de l'influence de la fréquence propre sur le résultat obtenu par l'AMRO. Notons à la fin que nous utiliserons dans ce chapitre et dans le chapitre 5 les indicateurs scalaires pour quantifier les résultats obtenus.

3.2 Analyse de Fourier

3.2.1 Transformée de Fourier

La transformée de Fourier analyse le contenu fréquentiel d'un signal. Elle permet donc le passage entre deux domaines de représentation complémentaires ; temporelle et fréquentielle grâce à l'intégrale qui s'exprime, pour une fonction $f(t)$, par :

$$F(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

La transformée de Fourier est, en fait, une projection de la fonction à analyser $f(t)$ sur l'espace des sinus et cosinus représenté par les exponentielles complexes. Dans le cas d'un signal physique $s(t)$, celui-ci est connu sur un temps de longueur finie et de façon discrète. La version discrète de la transformée de Fourier peut s'écrire sous la forme :

$$S(k) = \sum_{i=1}^{Ne} s(i) e^{-2\pi k j \frac{i}{Ne}} \quad (2)$$

Un algorithme rapide de cette transformée, appelé Transformée de Fourier Rapide ou FFT, est à l'origine de l'extension de l'analyse de Fourier dans plusieurs domaines, notamment l'analyse spectrale en diagnostic vibratoire.

Pour illustrer l'analyse fréquentielle d'un signal par la transformée de Fourier rapide, on montre sur la figure 3.1 un signal somme de trois sinusoïdes et son spectre correspondant. Sur le spectre, on voit bien les trois fréquences simulées dans le signal.

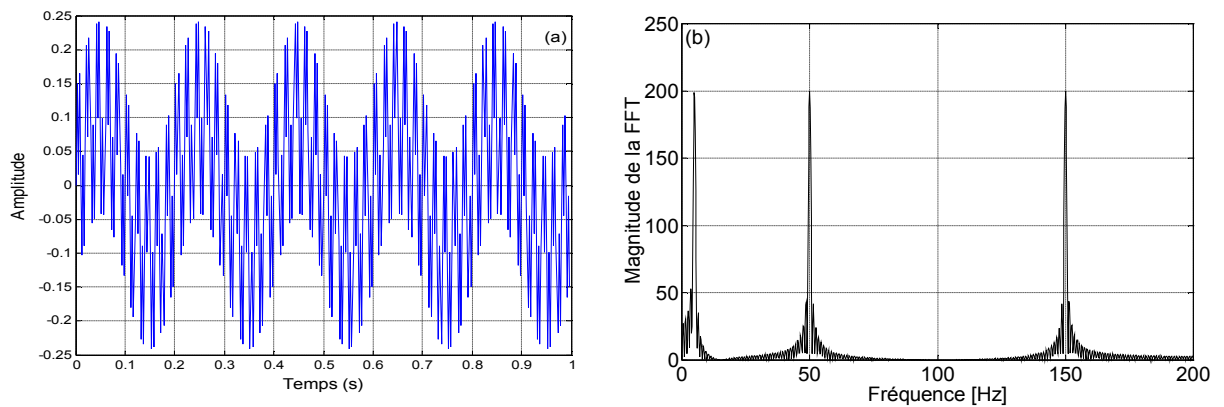


Figure 3.1. (a) Signal somme de trois sinusoïdes : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (b) Son spectre

3.2.2 Transformée de Fourier à Court Terme

La transformée de Fourier est une représentation globale du signal, elle ne permet pas d'analyser son comportement fréquentiel local, ni sa régularité locale. En 1946, Gabor a introduit une extension de la transformée de Fourier qui consiste à multiplier la fonction à analyser $f(t)$ par une fonction $g(t)$ qui porte le nom de fenêtre. Cette transformée est appelée transformée de Fourier fenêtrée ou à court terme (STFT). Mathématiquement elle s'exprime par :

$$F_{fen}(\omega, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g(t-s) e^{-j\omega t} dt \quad (3)$$

La STFT permet une transformation temps-fréquence, c'est-à-dire qu'elle calcule, pour chaque portion du signal, sa transformée de Fourier grâce à la translation ou le glissement de la fenêtre $g(t)$. L'inconvénient d'une telle représentation réside dans le fait que la largeur de la fenêtre glissante est constante, toutes les fréquences seront analysées avec la même résolution. La STFT a connu de multiples applications surtout dans le domaine du traitement des signaux de la parole et la détection des signaux en acoustique sous-marine. La figure 3.2 montre l'échelle de décomposition temps-fréquence pour la STFT.

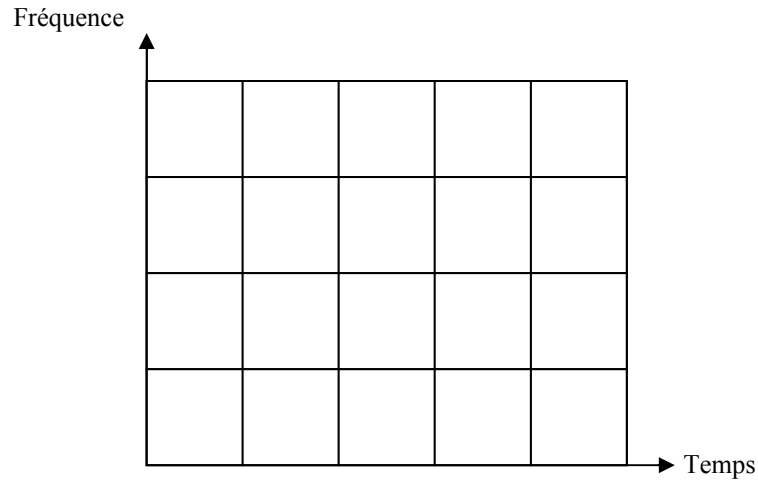


Figure 3.2. Echelle de décomposition de la STFT

3.3 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes remplace les sinusoides de la transformée de Fourier par une famille de translations et de dilatations d'une même fonction appelée ondelette. Mathématiquement la famille d'ondelettes se met sous la forme :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4)$$

Avec a paramètre d'échelle ou de dilatation et b paramètre de translation.

En notant ψ^* la conjuguée de ψ la transformée en ondelettes d'une fonction $f(t)$ est définie par :

$$CWT = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (5)$$

Cette transformée est dite continue, notée CWT. En pratique, des algorithmes de calcul rapide existent dans plusieurs logiciels notamment Matlab. La transformée correspondante est souvent nommée TOR (*Transformée en Ondelettes Rapide*). La figure 3.3 représente l'échelle de décomposition pour la transformée en ondelettes. On remarque bien que la résolution est différente où chaque fréquence est analysée avec une résolution adaptée. L'analyse en ondelettes, contrairement à la transformée de Fourier, fait donc la projection d'une fonction $f(t)$ sur une famille de fonctions (les ondelettes) déduites d'une fonction élémentaire (l'ondelette mère) par des translations et des dilatations. Ceci permet aux hautes fréquences d'avoir une précision en temps accrue correspondant à des

phénomènes brefs, pour lesquels l'instant d'apparition et la durée sont des caractéristiques importantes. Aux basses fréquences, la précision fréquentielle s'améliore au détriment de l'aspect temporel, puisque les phénomènes sont de durées beaucoup plus longues. Une très bonne présentation des méthodes temps-fréquence et de l'analyse par ondelettes est disponible dans [Arq. 05], [Mar. 05], [Coh. 05] et [Pre. 05]. En réalité, ce type d'analyse est beaucoup plus utilisé pour les phénomènes transitoires non continus.

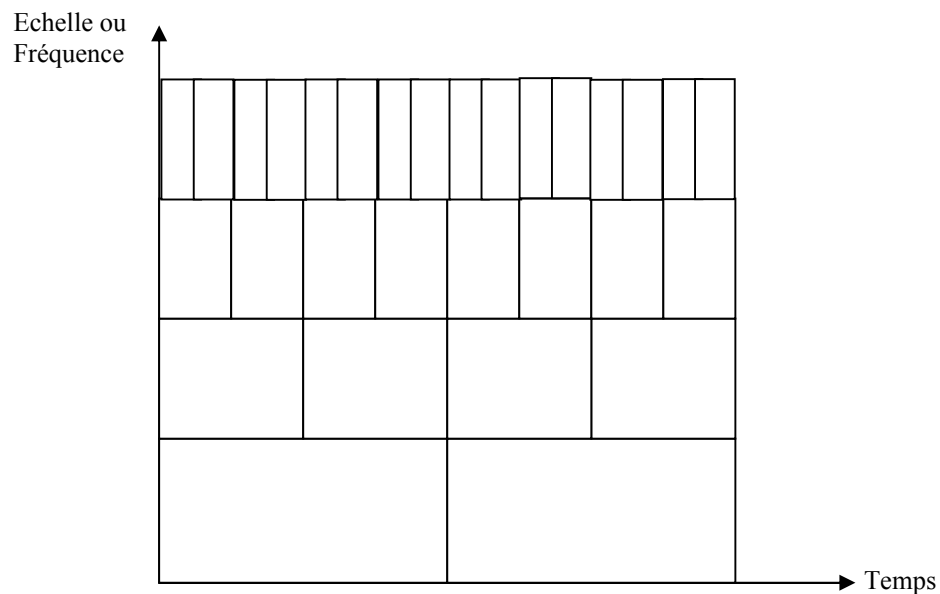


Figure 3.3. Echelle de décomposition par la TOR

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est une discrétisation de la transformée en ondelettes continue (CWT). En remplaçant respectivement a et b par 2^m et $n2^m$, avec m et n des entiers, son expression devient :

$$DWT(m,n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*(2^{-m}t - n) dt \quad (6)$$

Une version pratique de cette transformée, appelée Analyse Multirésolution en Ondelettes (AMRO), a été introduite pour la première fois par Mallat en 1989 [Mal 89]. Elle consiste à faire passer la fonction $f(t)$, ou plus précisément le signal $s(t)$, dans deux filtres passe-bas (L) et passe-haut (H). A ce niveau, deux vecteurs seront obtenus : cA_1 et cD_1 . Les éléments du vecteur cA_1 , appelés coefficients d'approximation, correspondent aux plus basses fréquences du signal, tandis que les éléments du vecteur cD_1 , appelés coefficients de détail,

correspondent aux plus hautes d'entre elles. La procédure peut être répétée avec les éléments du vecteur cA_1 et successivement avec chaque nouveau vecteur cA_k obtenu. Le processus de décomposition peut être répété n fois, avec n le nombre maximal de niveaux.

Lors de la décomposition, le signal $s(t)$ et les vecteurs cA_k subissent un sous échantillonnage, c'est la raison pour laquelle les coefficients d'approximation cA_k et de détail cD_k passent à nouveaux à travers deux filtres de reconstruction (LR) et (HR). Deux vecteurs en résultent : A_k appelés approximations et D_k appelés détails, satisfaisant la relation :

$$A_{k-1} = A_k + D_k$$

$$s = A_k + \sum_{i=k} D_i \quad (7)$$

où i et k sont des entiers.

Chaque ondelette possède, donc, sa propre banque de filtres, qu'on nomme généralement g_n et h_n , qui lui permettent de procéder à l'analyse multirésolution. Désignant par F_{\max} la fréquence maximale du signal mesuré, la bande de fréquence de chaque niveau i revient à $\left[0 - \frac{F_{\max}}{2^i}\right]$ pour les approximations et $\left[\frac{F_{\max}}{2^i} - \frac{F_{\max}}{2^{i-1}}\right]$ pour les détails. La figure 3.5 représente un exemple de décomposition pour $n=3$.

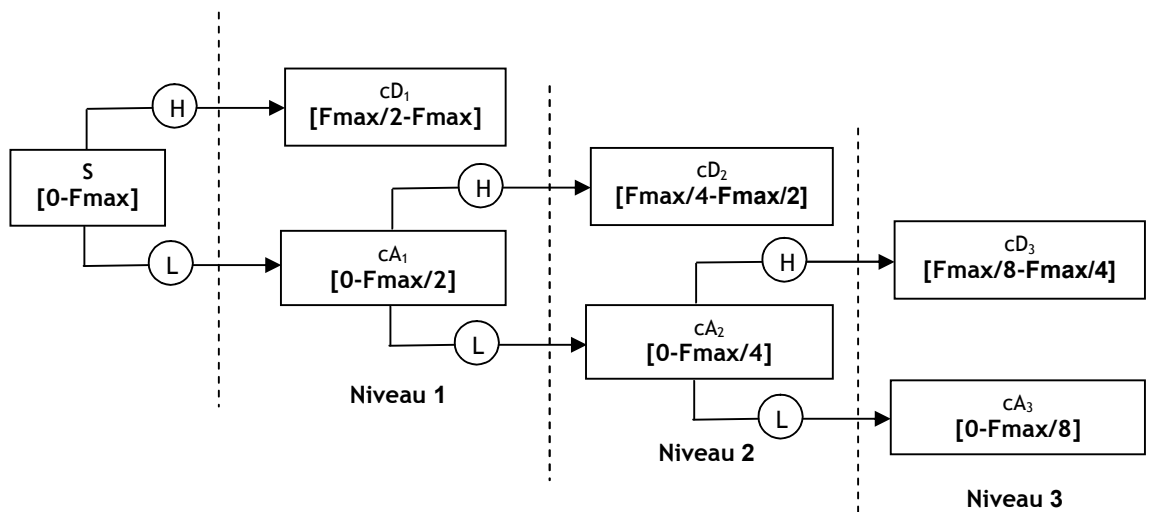


Figure 3.4. Décomposition en cascade en trois niveaux

3.3.1 Propriétés de l'AMRO

Pour montrer les fabuleuses propriétés de l'analyse multirésolution en ondelettes, nous proposons trois simulations numériques. La première simulation tend à démontrer les capacités de l'AMRO à analyser chaque fréquence avec une résolution adaptée. Le signal somme de trois sinusoides de la figure 3.1.a est pris comme exemple pour montrer le pouvoir de décomposition de cette technique. La figure 3.5 montre l'allure de l'ondelette de Daubechies d'ordre 5 (db'5), une des familles les plus utilisées pour une telle analyse et la figure 3.6 montre les détails et les approximations issus de l'analyse de ce signal.

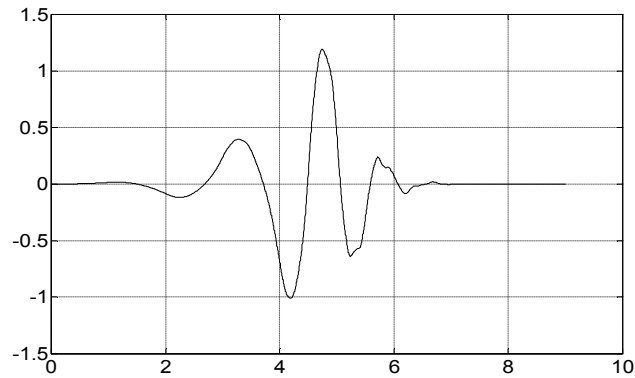


Figure 3.5. Ondelette de Daubechies d'ordre 5 (db'5) utilisée pour l'analyse du signal de la figure 3.1

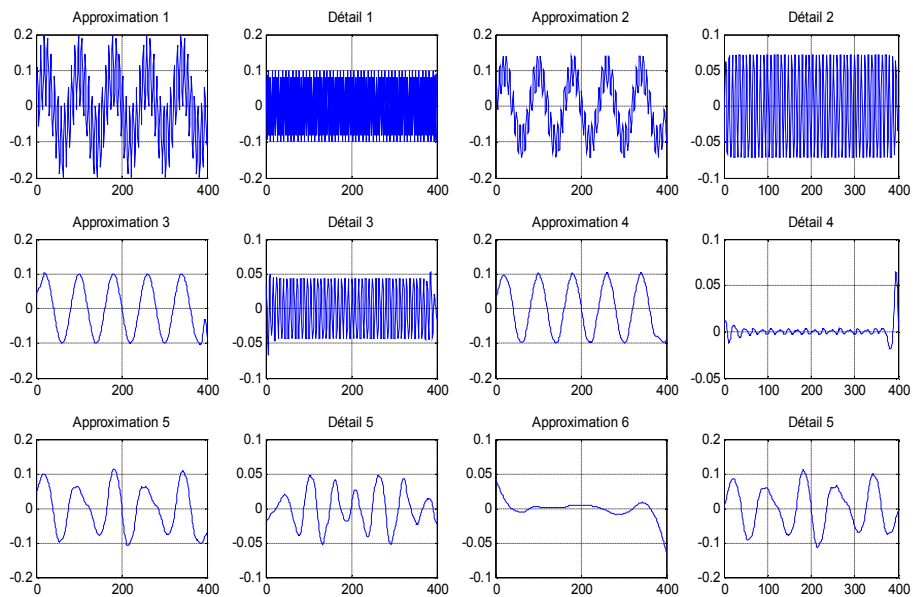


Figure 3.6. Détails et approximations issus de l'analyse du signal pour l'analyse du signal de la figure 3.1

Les spectres correspondants ont été calculés, sur la figure 3.7 on constate que l'AMRO a séparé les basses fréquences des plus hautes permettant ainsi de localiser chaque fréquence dans un niveau adapté et avec une bonne résolution. La plus grande fréquence (150 Hz) est localisée dans le détail 1 (D1), tandis que la moyenne fréquence (50 Hz) est localisée dans le détail 2 (D2). Enfin, la plus basse fréquence (5 Hz) est mise en évidence par l'approximation 3 (A3).

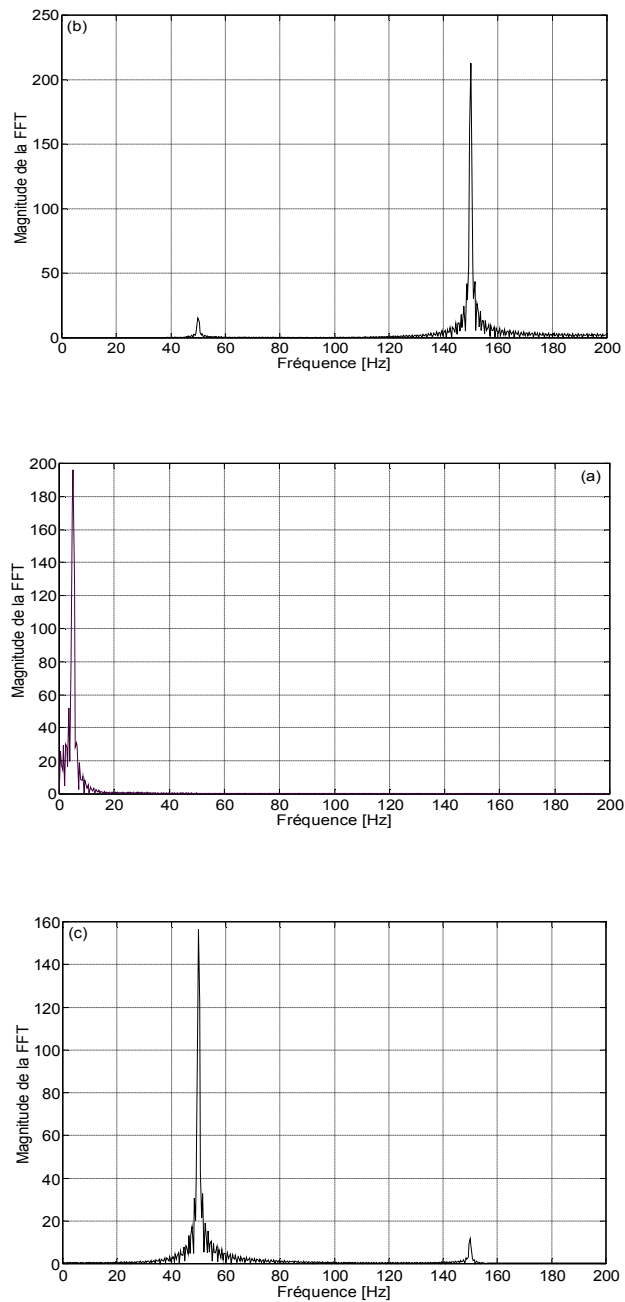


Figure 3.7. Spectres : (a) De l'approximation A3, (b) Du détail D1 et (c) Du détail D2

Le deuxième exemple montre le pouvoir de débruitage et de filtrage de l'AMRO. La figure 3.8.a montre un signal type. A ce signal, on ajoute un niveau très significatif de bruit blanc Gaussien pour aboutir enfin au signal bruité de la figure 3.8.b.

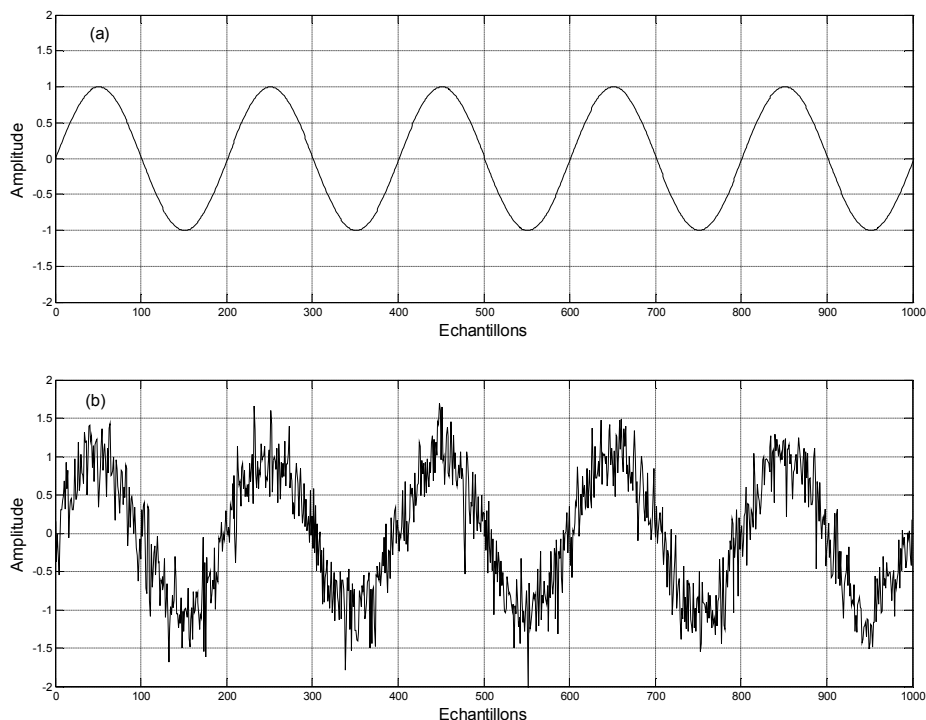


Figure 3.8. (a) Signal original et (b) Signal bruité

L'AMRO a été appliquée sur le signal bruité permettant d'avoir plusieurs détails et approximations (figure 3.9).

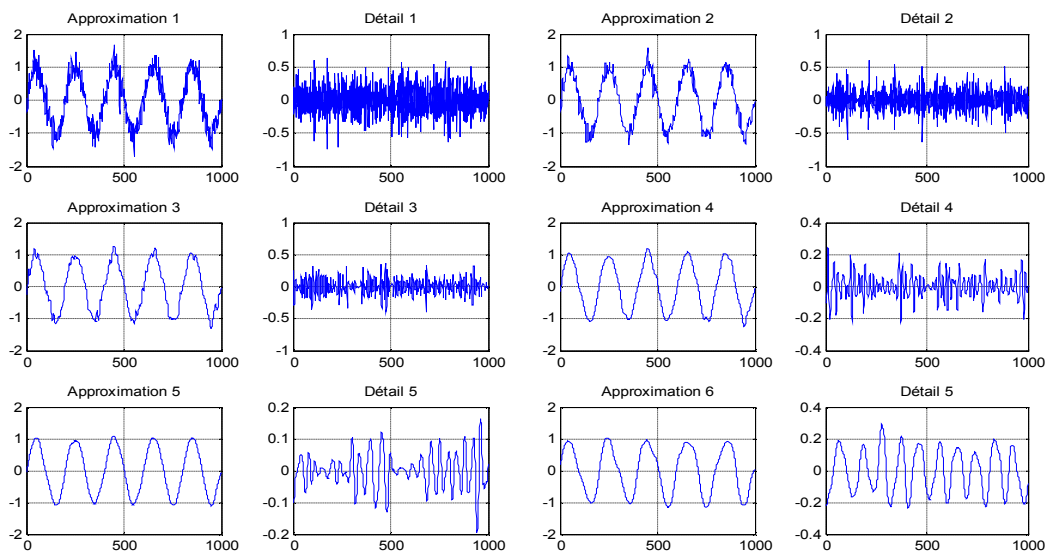


Figure 3.9. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal bruité

La figure 3.9.a montre l'approximation 5 (A5) sur laquelle on constate que le bruit aléatoire a été très visiblement filtré, on retrouve ainsi notre signal original complètement débruité.

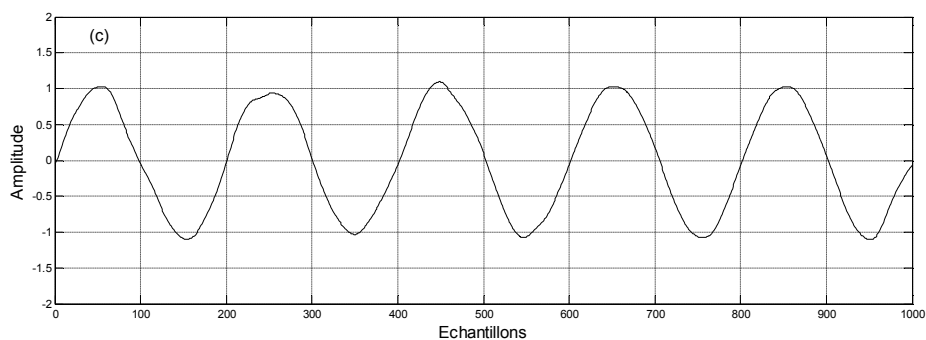


Figure 3.9.a. Signal de l'approximation 5 (A5)

La troisième et dernière simulation montre la possibilité de donner une vue locale au lieu de celle globale que l'FFT donne. Dans cette simulation, on prend un signal constitué de deux sinusoïdes mais de durées limitées. La première sinusoïde, de fréquence 5 Hz, est comprise dans l'intervalle de temps [0-0,5s] et la deuxième sinusoïde, de fréquence 50 Hz, est comprise entre [0,5-1s] (figure 3.10).

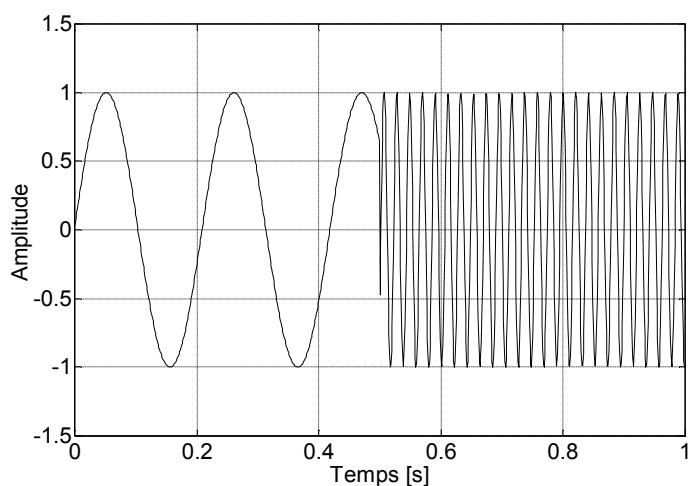


Figure 3.10. Signal simulé

Les détails et les approximations calculés à partir de l'analyse multirésolution en ondelettes de ce signal sont représentés par la figure 3.11. On peut constater déjà que l'AMRO permet la localisation temporelle de chacune des fréquences séparément. L'approximation 4 permet la localisation de la première

fréquence de 5 Hz (figure 3.12.a) et montre bien qu'elle est limitée par l'intervalle $[0, 0,5s]$. Le détail 4 montre la deuxième fréquence de 50 Hz (figure 3.12.b) qui est comprise entre $[0,5-1s]$.

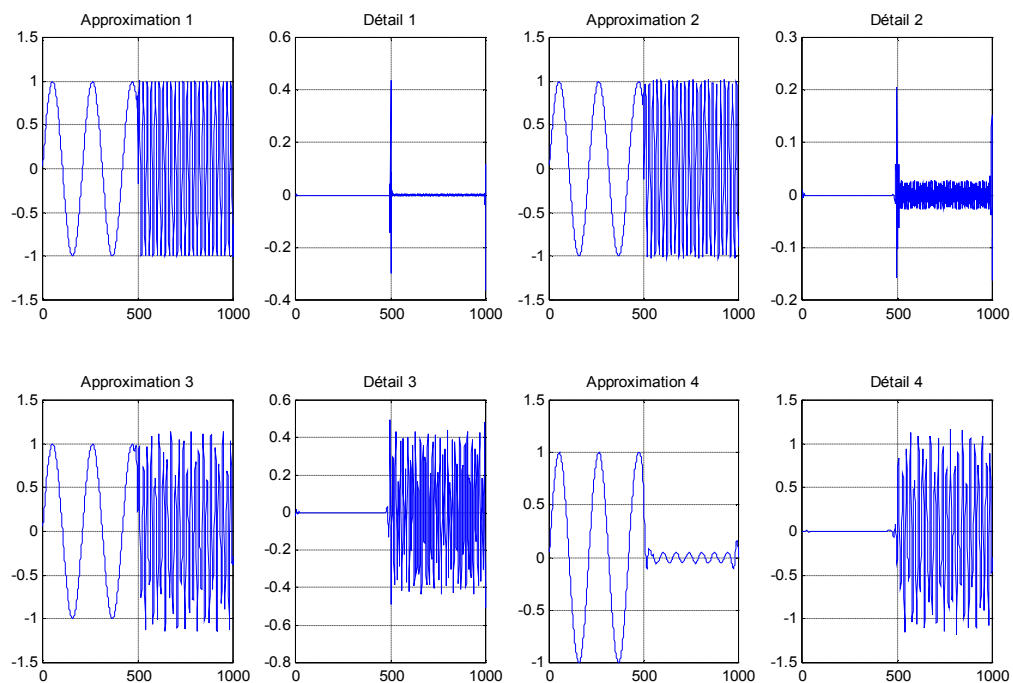


Figure 3.11. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal de la figure

3.9

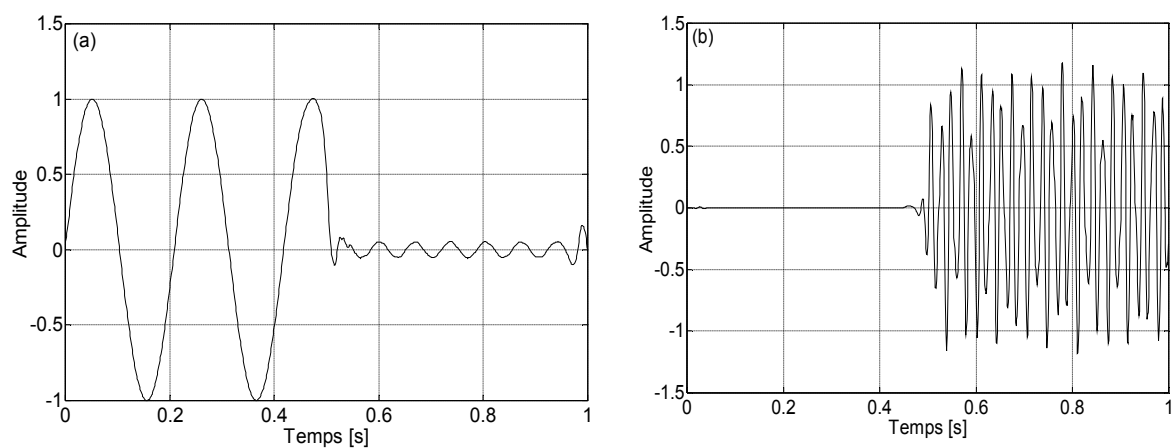


Figure 3.12. (a) Approximation A4 et (b) Détail D4

3.3.2 Adaptation de l'AMRO à la détection des défauts de chocs

L'utilisation de la transformée en ondelettes discrète revient comme si on passe le signal sous un microscope. Le filtrage en cascade permet de visualiser chaque partie du signal avec une résolution adaptée à son échelle.

L'approche utilisée est de chercher les impacts, signes de la détérioration du roulement, parmi plusieurs autres composantes du signal ainsi que le bruit. Le but est de déceler ces impacts en choisissant le détail ou l'approximation, issu de la décomposition en ondelettes du signal, qui permet la meilleure détection temporelle ou fréquentielle par le spectre d'enveloppe.

Bien évidemment, ne garder que l'information utile, revient à perdre, volontairement d'ailleurs, toutes les autres informations. Dans ce cas, toute composante fréquentielle n'induisant pas des forces impulsives sera automatiquement écartée. De ce fait, un balourd ou un mésalignement du roulement ne peuvent être détectés.

En réalité, cette approche a été utilisée par plusieurs auteurs [Lia. 97], [Li 97], [Pur. 05], [Bra. 02], [Chi ; 06], [Nik. 02] sans faire toutefois un choix rationnel des paramètres d'analyse. Notre contribution essentielle est d'adapter la transformée en ondelettes discrète à l'analyse des signaux de choc et ceci par le choix et l'optimisation de plusieurs paramètres influents tels que le type d'ondelette, le niveau optimal, le nombre de niveaux, la fréquence du choc ou la vitesse de rotation, la fréquence d'échantillonnage et la fréquence maximale.

3.3.2.1 Choix d'une famille d'ondelettes optimale

En réalité le choix de l'ondelette n'était pas, dans la majorité des travaux antérieurs, justifié. Certains auteurs disent qu'après plusieurs essais, telle ou telle ondelette a été choisie [Lou. 04]. Dans certains cas, on justifie le choix d'une ondelette par le nombre de points de ses filtres [Mar. 01] ou tout simplement parcequ'elle a donné de bons résultats dans un travail antérieur [Nik. 02], [Bra. 02], [Lia. 97]. Dans plusieurs applications, nous avons constaté qu'entre deux ondelettes, de la même famille dans certains cas, la différence entre le Kurtosis des deux signaux reconstruits était importante, ce qui met à l'évidence le choix optimal de l'ondelette utilisée. Il y a dans la littérature, plusieurs familles

d'ondelettes dont les qualités varient en fonction du type d'analyse voulu. Un travail d'optimisation du type d'ondelettes a été entamé par Djebala. [Dje. 08] où l'étude était basée sur l'utilisation de plusieurs types d'ondelettes dans l'AMRO des signaux de choc et par la suite, choisir celles qui donnaient un Kurtosis maximal du signal filtré. Après une présélection, les Daubechies 5, 6, 10, 12 et 20 ont été retenues. Une analyse multirésolution avec toutes les ondelettes sélectionnées a été ensuite entamée avec plusieurs fréquences de choc et d'échantillonnage. Dans chaque configuration, l'ondelette permettant le plus grand Kurtosis du signal reconstruit a été désignée comme étant celle optimale, ce qui a conduit aux résultats mentionnés au tableau 3.1 et qui peuvent servir de référence pour le choix de l'ondelette de traitement lors de l'analyse multirésolution en ondelettes d'un signal de choc.

	F_e/F_c				
<i>Fréquence d'échantillonnage [Hz]</i>	50	100	200	500	1000
10000	db5	db5	db5	db5	db6
30000	db5	db12	db5	db6	db5
50000	db6	db12	db10	db5	db10

Tableau 3.1. Types d'ondelettes adaptées à chaque fréquence de chocs et d'échantillonnage

3.3.2.2 Choix du vecteur optimal de la décomposition en ondelettes

Il est parfaitement connu qu'un filtrage n'est optimal que si la bande passante du filtre couvre la fréquence de résonance du système. D'après [Mac. 84], en présence d'un défaut la résonance est modulée par sa fréquence d'apparition. Ceci se traduit par des bandes latérales autour de cette même résonance. Lors de la décomposition en ondelettes, un problème peut être envisagé; c'est le fait que la fréquence de résonance peut être coupée par les bandes d'un détail ou d'une approximation et dans ce cas le filtrage n'est pas réalisé autour d'elle. A titre d'exemple, la figure 3.13 montre que si la fréquence de résonance est égale à 5000 Hz et le signal est mesuré dans la bande [0-10000

Hz], la bande fréquentielle du premier détail (figure 3.14.a) sera exactement [5000-10000 Hz]. Dans ce cas, le filtrage est réalisé dans une bande qui ne couvre pas la fréquence de résonance du système et par conséquent, ça ne va mener à aucun résultat, raison de plus que la résonance n'est pratiquement pas cernée par n'importe quel autre vecteur de la décomposition. Ce problème est peut être une limite sérieuse qu'on peut attribuer à l'AMRO.

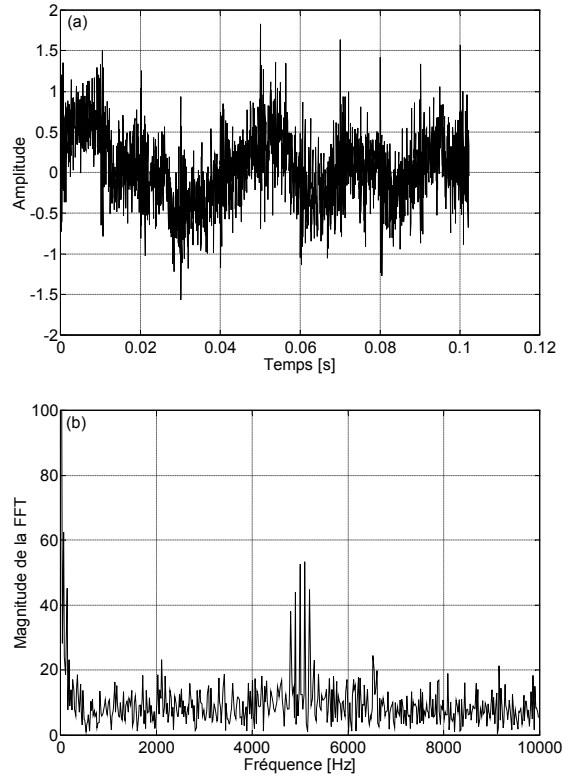


Figure 3.13. (a) Signal simulé des chocs à 100 Hz avec une fréquence de résonance égale à 5000 Hz, (b) Son spectre

Afin d'éviter cette problématique, la solution que nous proposons est de choisir la fréquence maximale du signal de telle façon qu'au moins un ou plusieurs détails seront une bande passante autour de la fréquence de résonance, ceci est tout à fait possible mathématiquement.

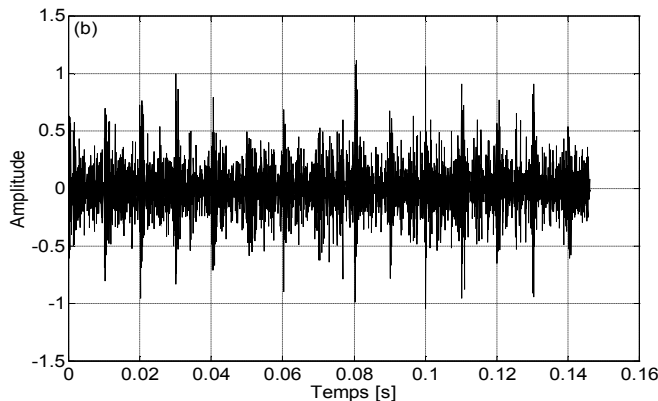
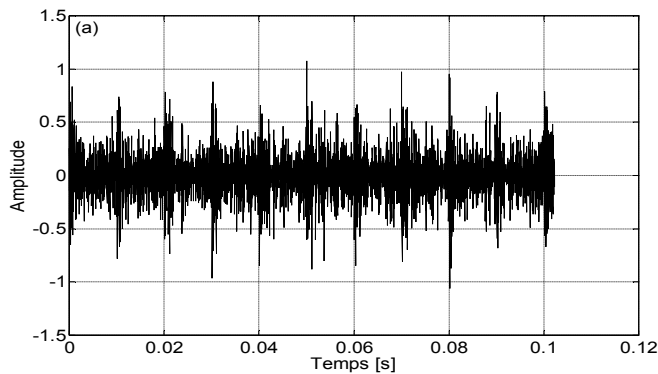
Sachant que la bande de chaque détail (i) est $\left[\frac{F_{\max}}{2^i} - \frac{F_{\max}}{2^{i-1}} \right]$, alors pour que la fréquence de résonance F_r soit couverte par cette bande, elle doit satisfaire :

$$F_r = \frac{\frac{F_{\max}}{2^i} + \frac{F_{\max}}{2^{i-1}}}{2} \quad (8)$$

Il n'est pas difficile de démontrer ensuite que la fréquence maximale du signal doit être satisfaite à son tour :

$$F_{\max} = F_r \frac{2^{i+1}}{3} \quad (9)$$

Pour l'exemple précédent et en appliquant l'équation 9, la fréquence maximale peut être prise égale à environ 7000 Hz pour ($i=1$). Dans ce cas, la résonance est cernée par la bande du premier détail (D1) [3500-7000 Hz] (figure 3.14.b). D'après la section qui suit, il est préférable de prendre une fréquence d'échantillonnage maximale donc la plus grande fréquence maximale possible. Pour ($i=3$), on peut donc la prendre égale à environ 27000 Hz. Dans ce cas, c'est la bande du troisième détail (D3) [3375-6750 Hz] qui couvre la résonance (figure 3.14.c). En réalité et en appliquant cette approche, on choisit d'avance le vecteur optimal de la décomposition qui sera par ce fait un détail et pas une approximation. L'utilisation du Kurtosis comme critère de choix et par conséquent inutile.



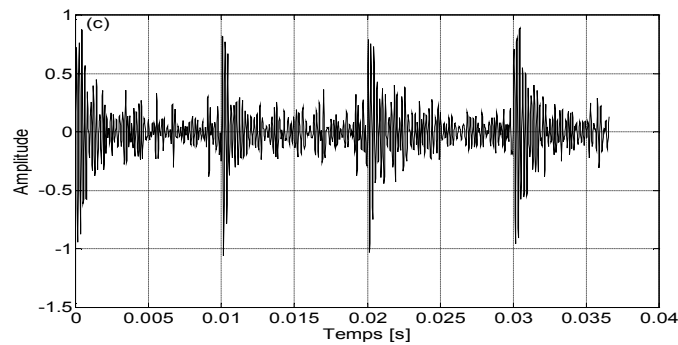


Figure 3.14. Signaux reconstruits pour une fréquence maximale de (a) 10000 Hz, (b) 7000 Hz et (c) 27000 Hz

3.3.2.3 Choix de la fréquence propre et d'échantillonnage optimales

L'objectif de cette partie est de voir l'influence de la fréquence propre et de la fréquence d'échantillonnage sur le Kurtosis du signal filtré, donc sur le résultat obtenu. A partir de l'équation (9), nous avons fait changer à chaque fois la fréquence propre et la fréquence maximale et nous avons calculé le Kurtosis, le facteur de crête et le RMS de chaque signal filtré obtenu.

Les figures 3.15, 3.16 et 3.17 représentent respectivement, le Kurtosis, le facteur de crête et le RMS obtenus pour différentes fréquences d'échantillonnage et en cernant à chaque fois une fréquence propre différente.

Plusieurs remarques sont à signaler :

- Pour le Kurtosis, considéré comme indicateur principal, le résultat optimal est obtenu en utilisant l'échantillonnage le plus fin, donc la fréquence d'échantillonnage la plus élevée. Le résultat optimal demeure l'utilisation d'une fréquence d'échantillonnage élevée tout en couvrant la deuxième fréquence propre. Les résultats sont ensuite très instables dès qu'on change la fréquence propre ou la fréquence d'échantillonnage.
- Pour le facteur de crête et le RMS, on ne peut pas distinguer une tendance particulière. Les résultats changent également avec la variation de la fréquence propre et d'échantillonnage.

D'après ces trois figures, on constate que pour une fréquence d'échantillonnage donnée, la fréquence propre influe sur le résultat obtenu. et l'écart entre les résultats est par fois remarquable. Le choix d'une fréquence d'échantillonnage maximale permet, par contre, d'avoir un Kurtosis maximal

(dans notre cas pour la 2^{ème} fréquence propre). Donc, le fait de choisir d'avance une fréquence d'échantillonnage maximale offre un résultat optimal au moins en couvrant l'une des fréquences propres. Bien que statistiquement parlant, pour le Kurtosis, la 1^{ère} fréquence propre étant optimale dans 16.5% des cas, la deuxième dans 33.5% avec un résultat maximal et la troisième dans 50%.

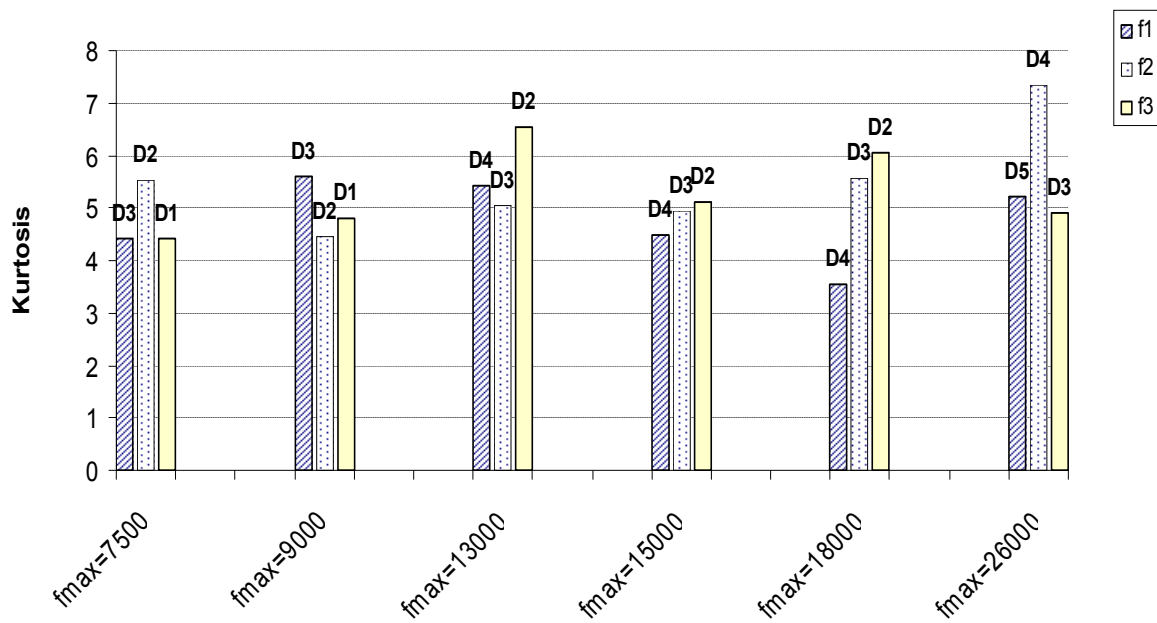


Figure 3.15. Kurtosis du signal reconstruit en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour différentes fréquences propres

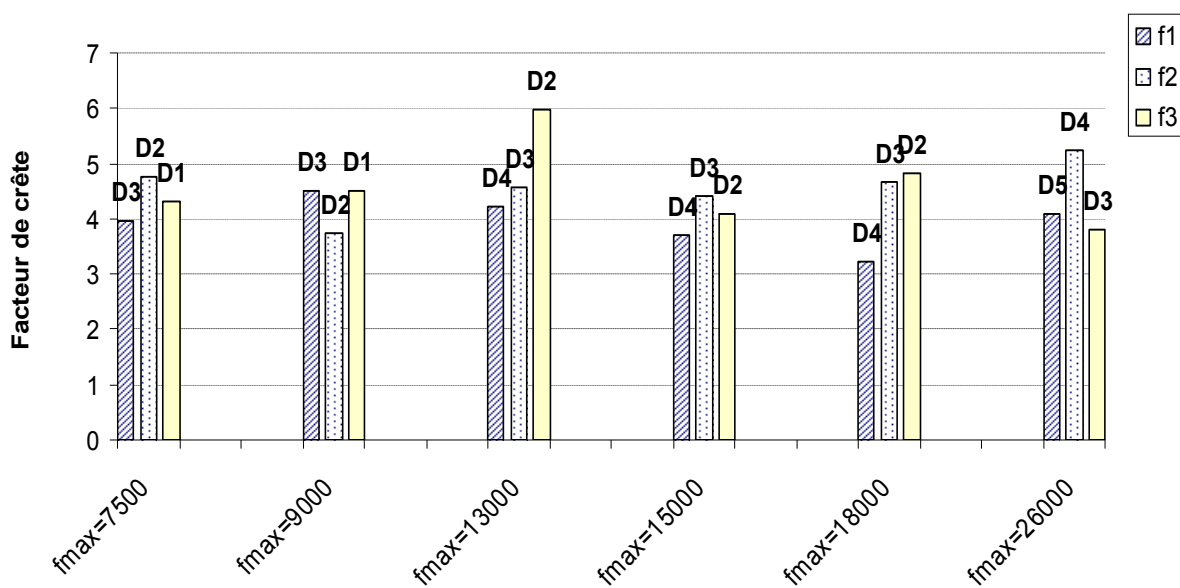


Figure 3.16. Facteur de crête du signal reconstruit en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour différentes fréquences propres

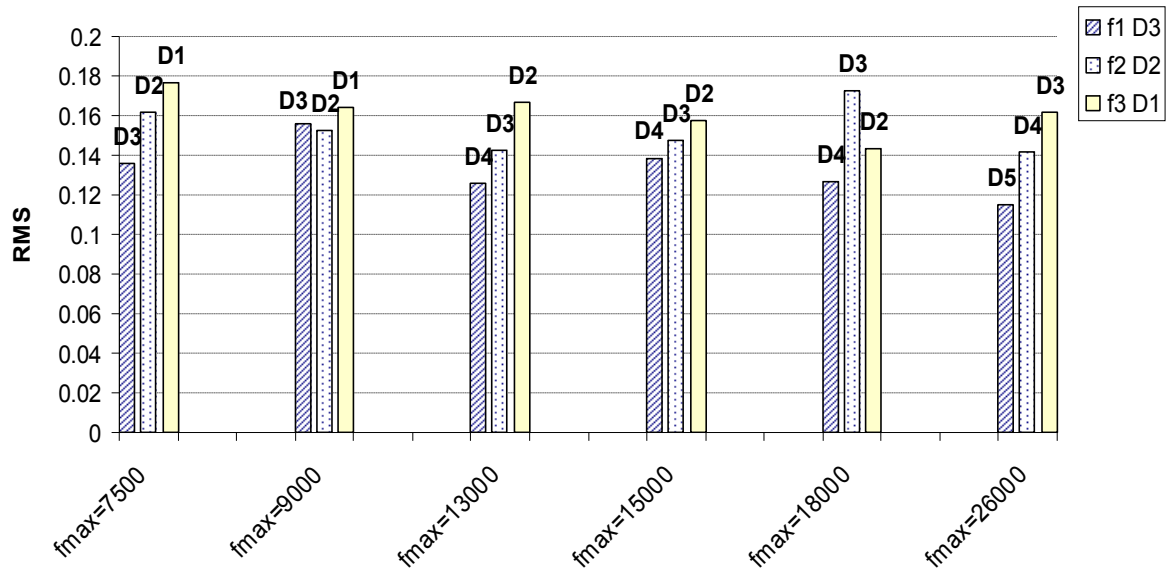
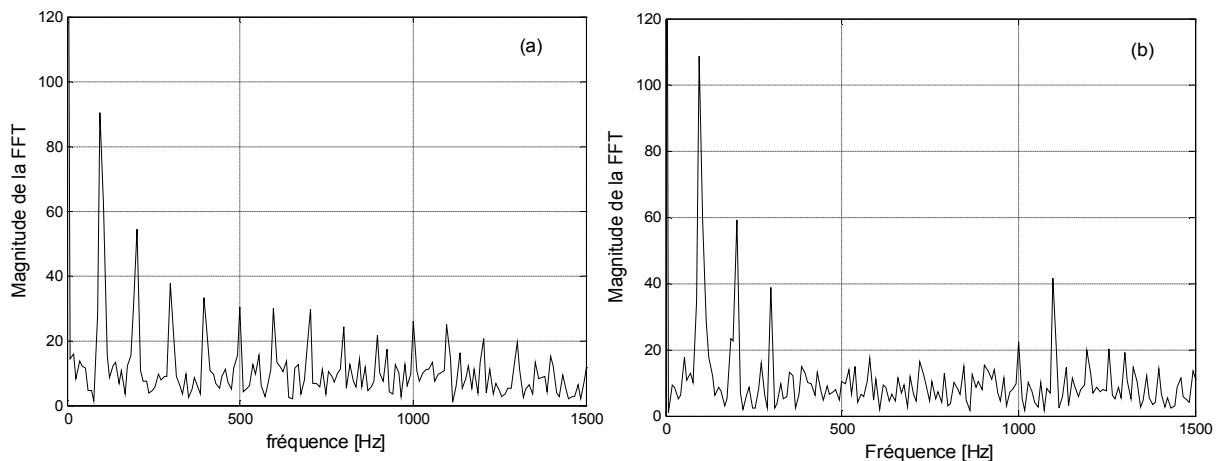


Figure 3.17. RMS du signal reconstruit en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour différentes fréquences propres

Pour illustrer le résultat fréquentiel, nous présentons sur les figures (3.18) et (3.19) les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour deux fréquences d'échantillonnage (18000 Hz et 26000 Hz) et pour les trois fréquences propres simulées. On constate que pour tous les spectres représentés, la fréquence du choc (100 Hz) est mise en évidence clairement ainsi que plusieurs de ses harmoniques. Donc, le défaut simulé est détecté avec une bonne résolution et on ne peut distinguer dans quel cas le résultat est optimal, ce qui place encore une fois le Kurtosis comme critère de quantification incontournable.



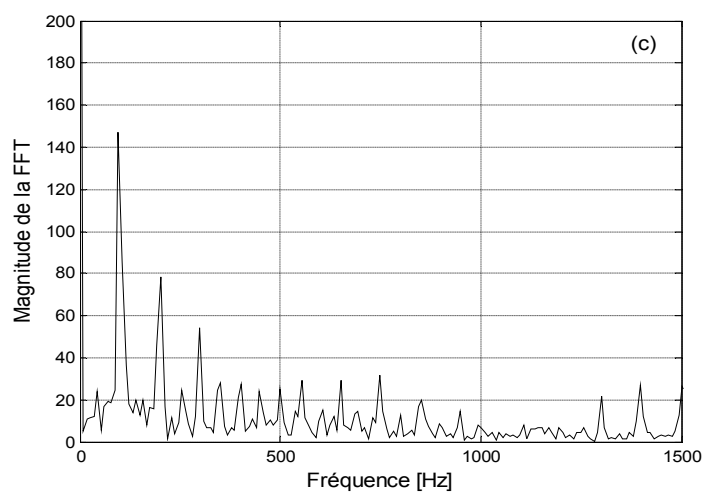


Figure 3.18. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit : (a) D3, (b) D2 et (c) D1

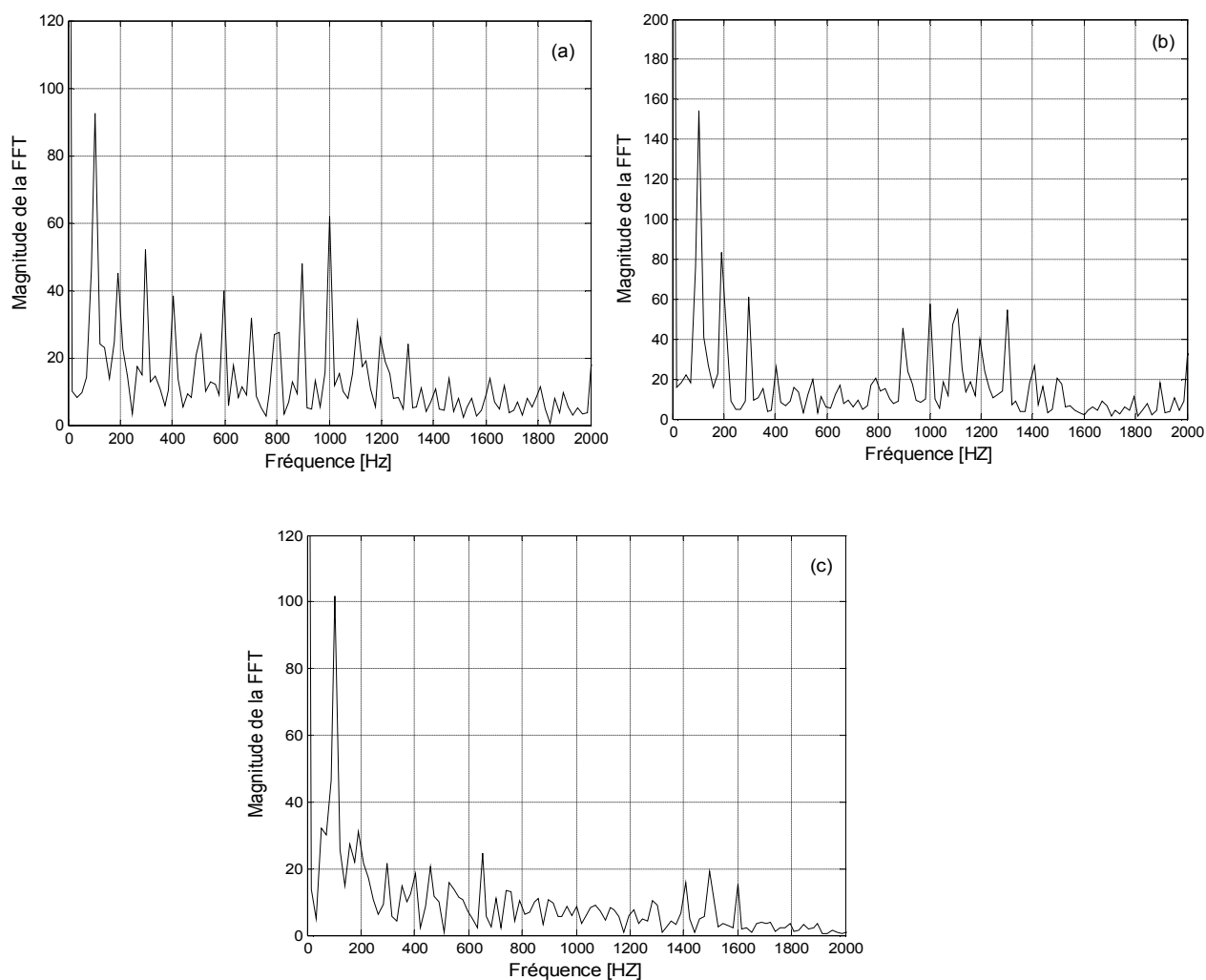


Figure 3.19. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit : (a) D4, (b) D3 et (c) D2

3.4 Conclusion.

Ce chapitre était destiné à l'application de l'AMRO dans la détection des défauts du type choc. Après la présentation des propriétés principales de cette technique, une optimisation de certains de ses paramètres a été entamée avec le Kurtosis comme critère principal d'optimisation et d'évaluation.

L'originalité principale de ce chapitre est sans doute l'étude de l'influence de la fréquence propre et la fréquence d'échantillonnage sur le résultat obtenu. Les résultats montrent qu'il est plus préférable de prendre une fréquence d'échantillonnage élevée et voir ensuite à quelle fréquence propre correspond un Kurtosis maximal. De même, il n'est pas difficile de constater qu'il n'y a pas de fréquence propre autour de laquelle le filtrage est optimal peu importe l'échantillonnage. Pour n'importe quelle fréquence d'échantillonnage les résultats changent dans chaque configuration.

Enfin, les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes mettent en évidence la fréquence du choc simulé (100Hz) et plusieurs de ses harmoniques et cela peu importe la fréquence d'échantillonnage choisie et la fréquence propre cernée. Ceci montre que le phénomène de modulation est présent autour des trois fréquences propres et la distinction d'un résultat optimal est difficile sans avoir recourt à une quantification par le Kurtosis.

Chapitre 4

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons la campagne de mesure réalisée afin de valider expérimentalement la méthode proposée et les fondements théoriques. Seront également présentés : le matériel utilisé dans la mesure et l'acquisition, le banc d'essais, les défauts simulés (tailles et types) et enfin l'application industrielle.

4.2 Campagne de mesures

La campagne de mesures a été réalisée au Laboratoire de Mécanique & Structures de l'Université de Guelma. L'idée de cette campagne est de noyer volontairement le signal du défaut des roulements testés dans les autres composantes fréquentielles issues des éléments de tour sur lequel est monté le banc d'essais. Dans ce cas, nous serons plus proches des conditions réelles d'exploitation du roulement du fait que la signature vibratoire du défaut sera moins évidente à extraire,

4.2.1 Caractéristiques des roulements

Les roulements utilisés sont à billes à contact radial de type 6205 dont les caractéristiques géométriques sont mentionnées dans le tableau 4.1.

Diamètre intérieur (mm)	25
Diamètre extérieur (mm)	52
Diamètre de la bille (mm)	7.94
Nombre de billes	9

Tableau 4.1. Caractéristiques géométriques des roulements utilisés

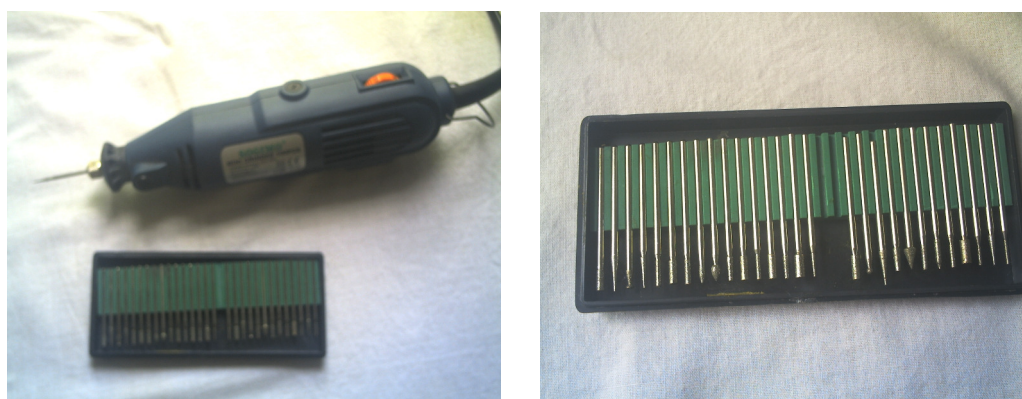
4.2.2 Technique de création des défauts

Afin de cerner la majorité des défauts de roulements qui induisent des chocs, différentes gravités ont été réalisées sur la bague extérieure ou intérieure des quatre roulements (tableau 4.2).

N° du roulement	Type du défaut	Gravité
1	Sur la bague extérieure	Petite
2	Sur la bague intérieure	Petite
3	Sur la bague extérieure	Grande
4	Sur la bague intérieure	Grande

Tableau 4.2. Types et gravités des défauts simulés

Les défauts ont été provoqués sur la largeur du roulement par des outils en diamant tournant à très grande vitesse pouvant atteindre 50000 tr/min. L'épaisseur très faible de certains outils permet d'accéder aux pistes extérieures et intérieures sans abîmer la cage. La figure 4.1 montre une photo du matériel utilisé pour la création des défauts.



**Figure 4.1. Matériel utilisé pour la création des défauts
(a) meuleuse à diamant (b) outils diamant**

En réalité et vu la forme concave du chemin de roulement, la profondeur sous le point de contact de la bille est beaucoup plus faible que celle du cratère extérieur réalisé par l'outil diamant.

La figure 4.2 montre les photos de quelques défauts créés sur la bague intérieure et extérieure des roulements.



Figure 4.2. Photos de quelques défauts simulés
(a) Bague extérieure (b) Bague intérieure

4.2.3 Banc d'essais et matériel de mesure

Le banc d'essais en question est d'une conception très simple permettant le montage et le démontage rapide des roulements testés (figures 4.3 et 4.4). Les roulements sont montés sur un arbre étagé, fixé à la broche du tour qui peut tourner à plusieurs vitesses de rotation disponibles dans la boîte de vitesses. La bague extérieure est fixée par une lunette à trois touches rendant sa rotation quasi impossible. Les mesures d'accélération ont été collectées sur le roulement endommagé par un accéléromètre monté sur la bague extérieure en se servant d'un analyseur B&K 2035 (figure 4.5).

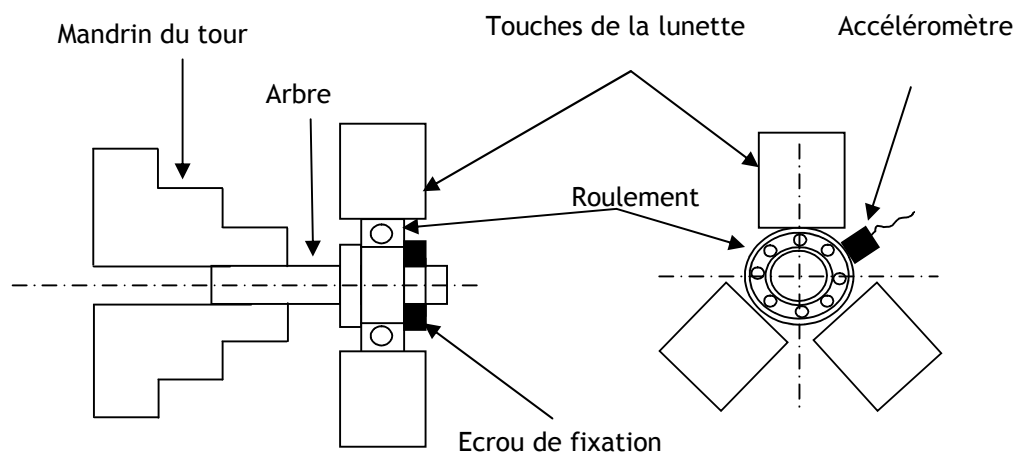
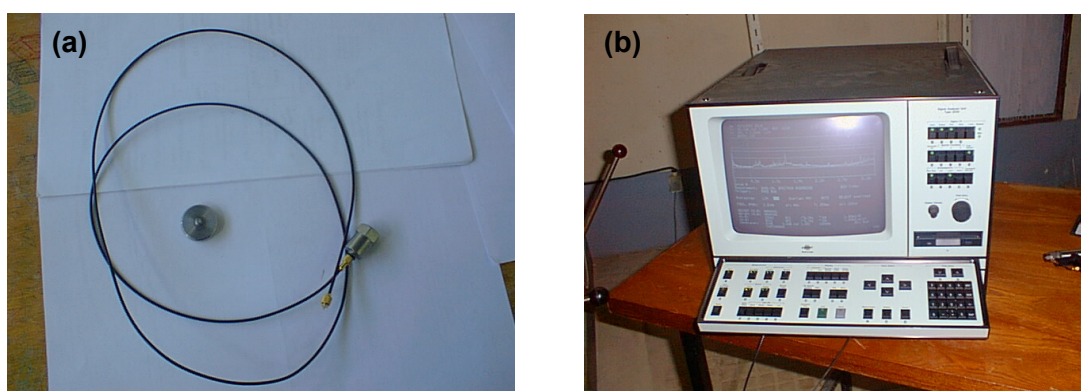


Figure 4.3. Schéma du montage conçu



Figure 4.4. Photo du banc d'essai



*Figure 4.5. Matériel d'acquisition et de mesure
(a) Accéléromètre, (b) Analyseur des vibrations B&K 2035*

4.2.4 Plan d'expériences

Le tableau 4.3 regroupe les facteurs étudiés ainsi que les fréquences caractéristiques d'un défaut sur la bague extérieure (BPFO) et sur la bague intérieure (BPFI) calculées pour les deux vitesses de rotation considérées. Il en résulte un nombre d'essai égal à 40 pour quatre combinaisons de défauts, deux vitesses de rotation et cinq fréquences d'échantillonnage.

	Roulement N°			
	1	2	3	4
Type du défaut	P. Ext.	P. Int.	G. Ext.	G. Int.
Vitesses de rotation [tr/min]	500 et 710			
Vitesses de rotation [Hz]	8.33 et 11.83			
Fréquences d'échantillonnage [Hz]	65536, 32768, 16384, 4096, 1024			
BPFO [Hz]	29.88 et 42.42			
BPFI [Hz]	45.12 et 64.08			

Tableau 4.3. Facteurs étudiés pendant la campagne de mesure

La méthode unifactorielle a été utilisée pour voir l'influence de chaque un des paramètres étudiés sur la possibilité de détection du défaut. Vu le nombre important des résultats (40 essais), nous avons sélectionnés ceux les plus importants.

4.3 Conclusion

Ce chapitre a été destiné à la présentation de la campagne de mesure ainsi que les paramètres étudiés. Un nombre total de 40 signaux ont été mesurés. Ces différents signaux seront bien évidemment traités et les résultats qui en découlent seront présentés dans le chapitre 5.

Chapitre 5

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, on présente l'ensemble des résultats issus de la démarche expérimentale décrite dans le chapitre précédent. En premier lieu, l'apport de l'AMRO dans la détection du type de défaut est évoqué. En second lieu, l'influence des différents paramètres sur la sensibilité du Kurtosis et du facteur de crête des signaux mesurés et reconstruits est aussi étudiée.

5.2 Apport de l'AMRO dans la détection du type de défaut

Dans notre étude, plusieurs points apparaissent importants à traiter et analyser pour étudier l'applicabilité de l'analyse multirésolution en ondelettes. Avant d'entamer le plan expérimental, nous avons réalisé une mesure du signal vibratoire sur un roulement sain du type 6205 dans le but de déterminer ses fréquences propres qui vont permettre de mieux analyser les résultats de mesures obtenues par la suite. Le spectre (figure 5.1) montre des résonances se situant approximativement à 2016 Hz, 3776 Hz et à 7648 Hz. Nous avons, par contre, préféré de ne pas prendre la quatrième fréquence propre (13000 Hz), classée à notre avis très haute pour les bandes de fréquences prises.

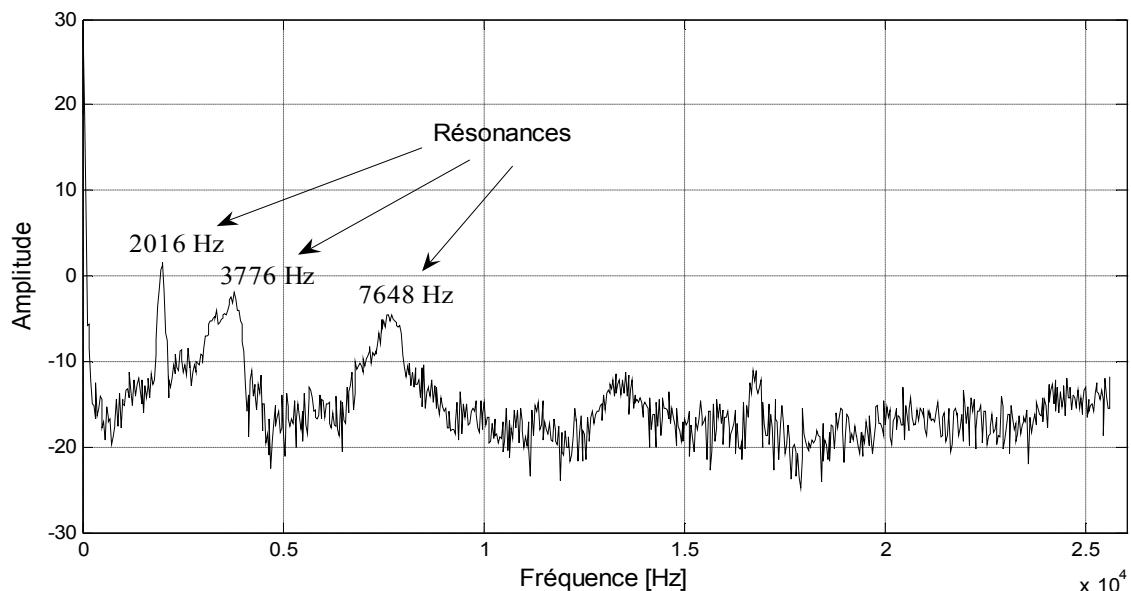


Figure 5.1. Spectre d'accélération relevé sur un roulement sain excité par marteau de choc

En connaissant les trois fréquences propres du roulement testé et en utilisant quatre bandes de fréquences, nous montrons sur le tableau 5.1 les bandes

des détails couvrant chaque fréquence propre. Il apparait par contre clairement que pour des fréquences maximales relativement basses, à l'image de 3200 Hz, on ne peut que cerner la première fréquence propre (2016 Hz) par le détail 1.

		Fréquences propres du roulement		
		2016 [Hz]	3776 [Hz]	7648 [Hz]
Bande de fréquence	[0-3200]	D1 [1600-3200]	-	-
	[0-6400]	D2 [1600-3200]	D1 [3200-6400]	-
	[0-12800]	D3 [1600-3200]	D2 [3200-6400]	D1 [6400-12800]
	[0-25600]	D4 [1600-3200]	D3 [3200-6400]	D2 [6400-12800]

Tableau 5.1. Bandes fréquentielles des détails cernant les résonances

5.2.1 Cas d'un défaut sur la bague extérieure

La figure 5.2.a représente le signal d'accélération mesuré sur un roulement du type 6205 sur lequel un défaut a été simulé sur sa bague extérieure. Le signal est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 32768 Hz et le roulement tourne à une vitesse de 8.33 Hz. Le spectre correspondant (figure 5.2.b) ne permet de tirer aucune conclusion sur l'état de fonctionnement du roulement.

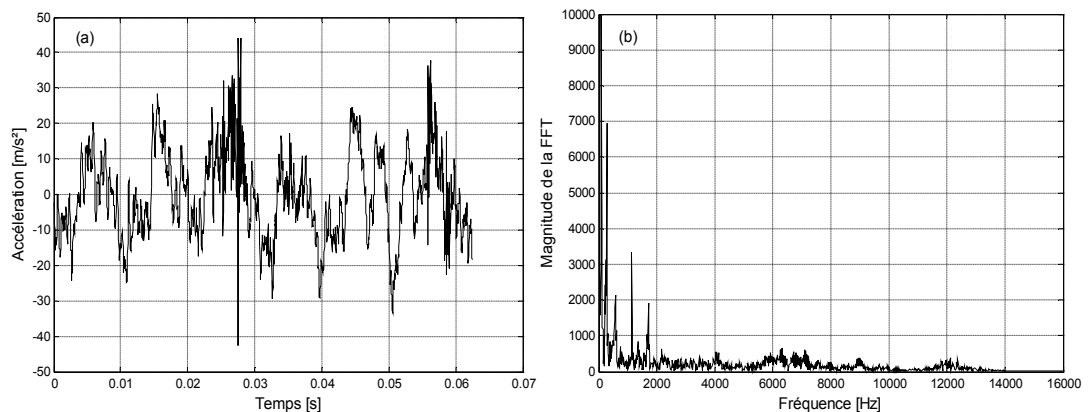


Figure 5.2. (a) Signal mesuré en présence d'un défaut sur la bague extérieure, $N=8.33$ Hz et $F_e=32768$ Hz et (b) Son spectre.

La méthode proposée, basée sur l'optimisation de L'AMRO, a été appliquée sur le signal mesuré. Le signal a été extrait à partir du détail 1 (D1), sa bande fréquentielle est [6400-12800 Hz] qui couvre en réalité la troisième fréquence propre du roulement. La figure 5.3.a illustre des impacts très clairs qui

sont dus au défaut et le signal apparaît donc plus informatif que celui mesuré. Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes (figure 5.3.b) a été calculé à partir de la transformée de Hilbert, mettant en évidence la fréquence du défaut (32 Hz) ainsi que plusieurs de ses harmoniques.

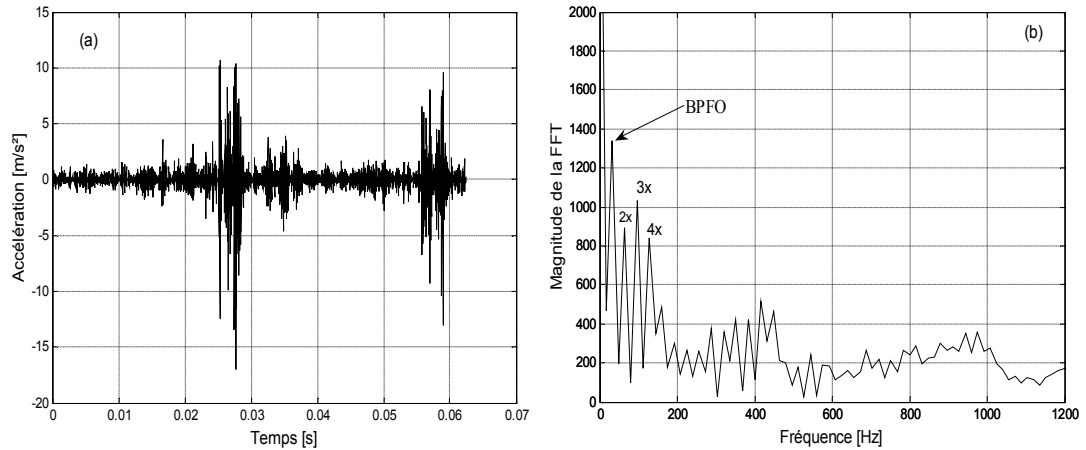


Figure 5.3. (a) Signal reconstruit D1 et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

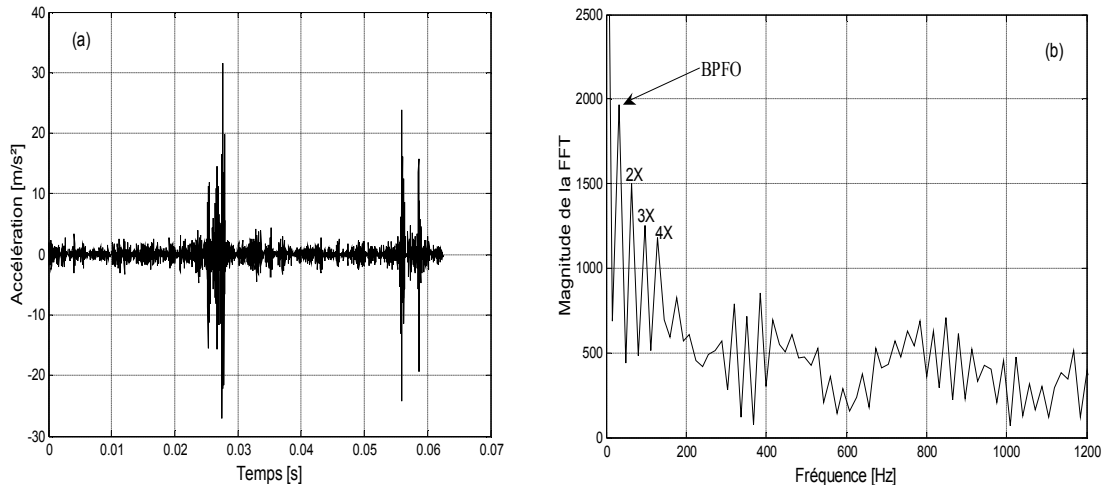


Figure 5.4. (a) Signal reconstruit D2 et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

Il est tout à fait clair, d'après la figure 5.4 que la bande fréquentielle du signal du détail 2 (D2) [3200-6400 Hz], qui couvre en réalité la 2^{ème} fréquence propre du roulement est beaucoup plus filtré que celui du (D1). Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes (figure 5.4.b), met en évidence la fréquence du défaut (32 Hz) ainsi que plusieurs de ses harmoniques.

La figure 5.5 représente le détail 3 (D3), sa bande fréquentielle est [1600-3200 Hz] qui couvre la 1^{ère} fréquence propre du roulement égale environ à 2016 Hz. La fréquence du défaut apparaît dans les spectres correspondants, mais la résolution est moins bonne. Le signal (D3) reste moins informatif que le détail (D1) et (D2).

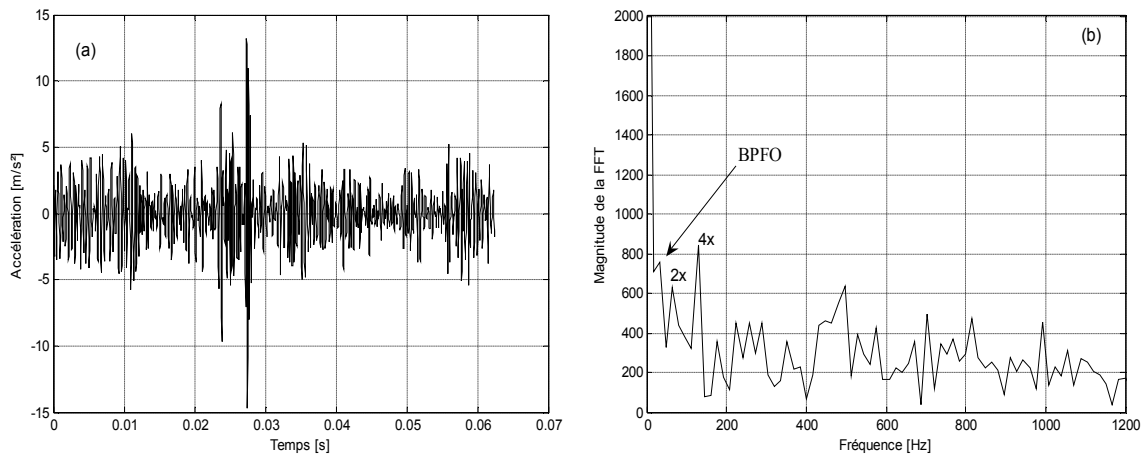


Figure 5.5. (a) Signal reconstruit D3 et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

Les indicateurs scalaires sont bien évidemment améliorés (figure 5.6), le Kurtosis passe de 2.86 à 41.01 dans D2 et le facteur de crête passe de 3.66 à 12.07. Pour le détail (D3), le Kurtosis passe à 23.71 et le facteur de crête à 10.20. Enfin, pour le détail (D1), il était évident que la résolution est moins bonne, c'est pour cette raison que le Kurtosis n'atteint que 7.18 et le facteur de crête 6.77. Le plus important à souligner est le fait que pour les trois cas, le défaut est détecté mais la résolution diffère bien sur. On conclut que le phénomène de modulation est bien présent autour des trois fréquences propres prises et que l'AMRO reste efficace dans les trois cas, ce qui valide à notre avis les résultats de la simulation.

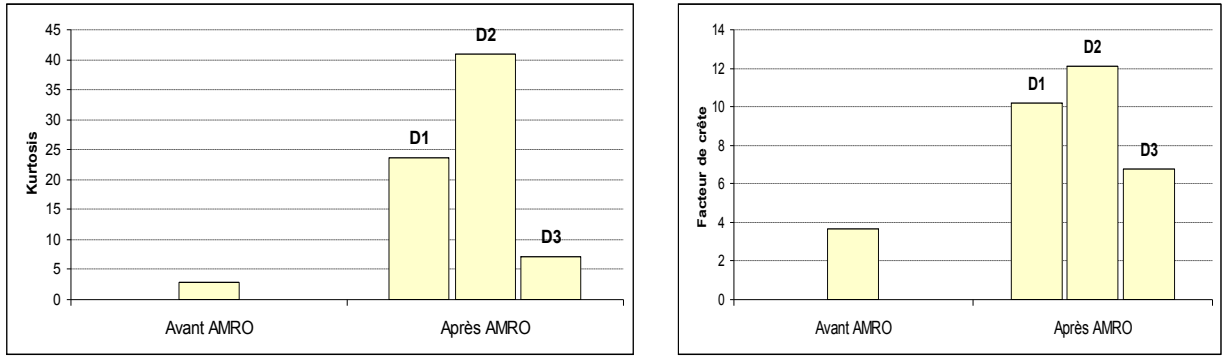


Figure 5.6. Kurtosis et facteur de crête avant et après l'application de l'AMRO

5.2.2 Cas d'un défaut sur la bague intérieure

Dans ce cas, un défaut a été simulé sur la bague intérieure d'un roulement du type 6205. Le roulement tourne à une vitesse de 11.83 Hz, la fréquence d'échantillonnage du signal mesuré est égale à 65536 Hz. Le spectre correspondant (figure 5.7.b) ne permet de tirer aucune conclusion sur l'état de fonctionnement du roulement.

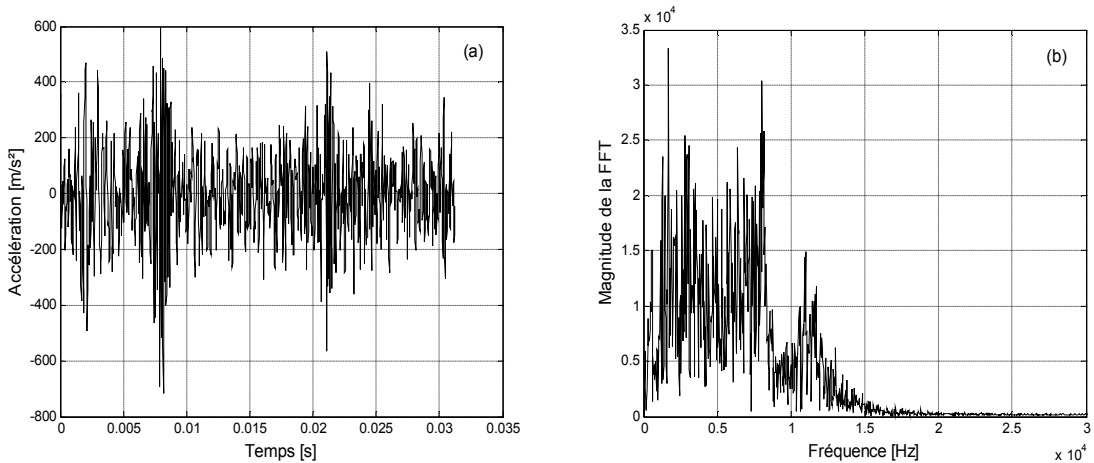


Figure 5.7. (a) Signal mesuré en présence d'un défaut sur la bague extérieure, $N=11.83$ Hz et $F_e=65536$ Hz et (b) Son spectre.

Les figures 5.8, 5.9 et 5.10 montrent les signaux reconstruits et les spectres d'enveloppe en cernant les trois fréquences propres. On peut conclure que dans les trois cas, le défaut est détecté grâce à sa fréquence caractéristique. Dans cette application le détail (D2 vérifier) cernant la troisième fréquence propre est celui le plus informatif. Le Kurtosis, égale à 4,23 pour le signal original, passe à 11,6 pour le signal reconstruit, le facteur de crête, quant à lui, passe de 4,80 à 6,94

seulement (figure 5.11), ce qui confirme encore une fois la supériorité du Kurtosis en tant qu'indicateur de détection des défauts de chocs.

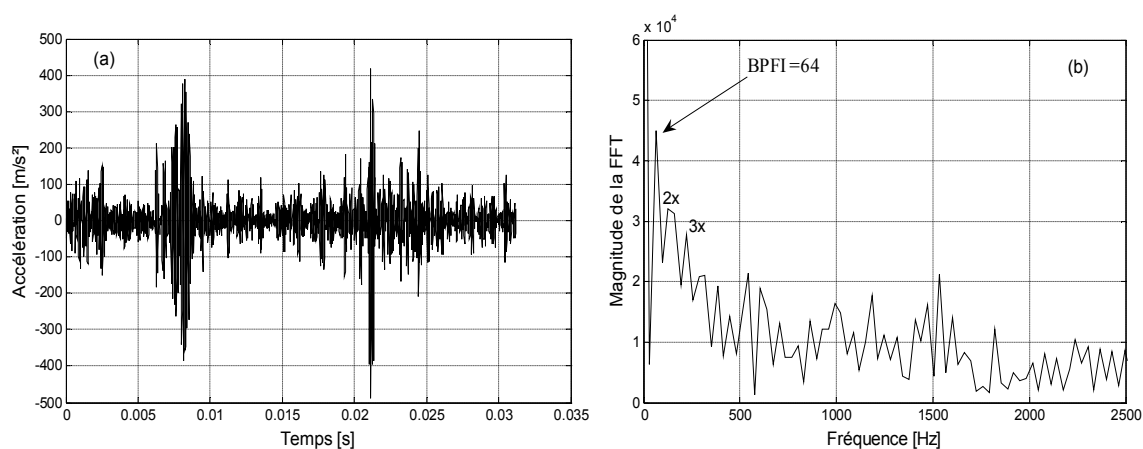


Figure 5.8. (a) Signal reconstruit D2 et (b) Son spectre d'enveloppe de coefficients d'ondelettes

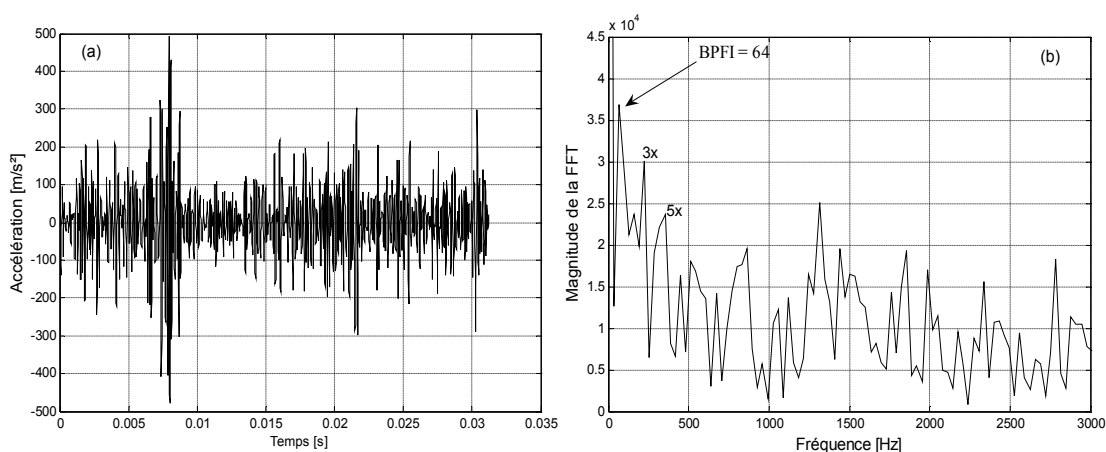


Figure 5.9. (a) Signal reconstruit D3 et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

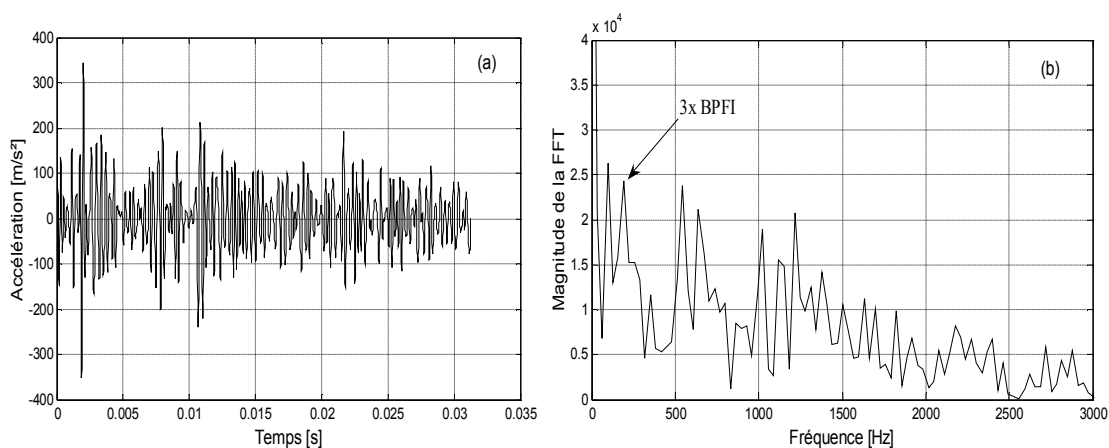


Figure 5.10. (a) Signal reconstruit D4 et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

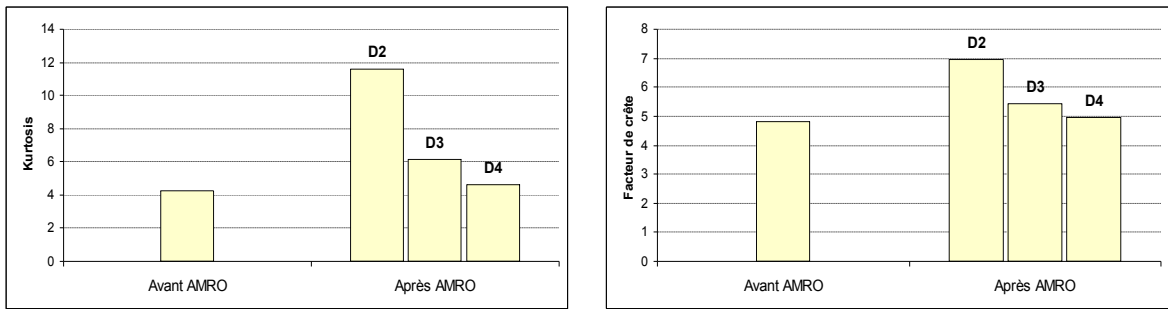


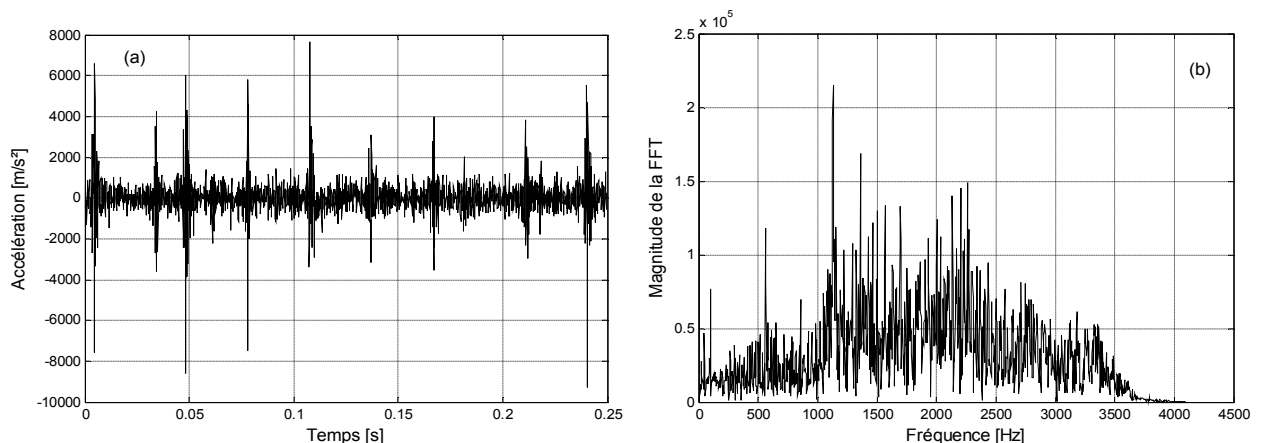
Figure 5.11. Kurtosis et facteur de crête avant et après l'application de l'AMRO

5.3 Influence de la fréquence d'échantillonnage

Dans cette section, une étude a été menée sur un roulement présentant un défaut sur sa bague intérieure. Le roulement tourne à une fréquence de 11.83 Hz. Quatre fréquences d'échantillonnage ont été retenues couvrant les hautes, les moyennes et les basses fréquences. L'analyseur B&K 2035 dispose d'un nombre d'échantillons du signal égale à 2048 et l'opportunité de varier la fréquence d'échantillonnage se limite à prendre plusieurs bandes de fréquences. Par exemple, une bande comprise entre [0-25600 Hz] est l'équivalent d'une fréquence d'échantillonnage égale à 65536 Hz, et ainsi de suite.

Les figures 5.12, 5.13, 5.14 et 5.15 représentent les signaux mesurés et les spectres ainsi que les signaux reconstruits et les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes. Chaque configuration présentée est réalisée avec une fréquence d'échantillonnage différente et en cernant les trois fréquences propres prises.

Signal mesuré



Détail 1 (D1)

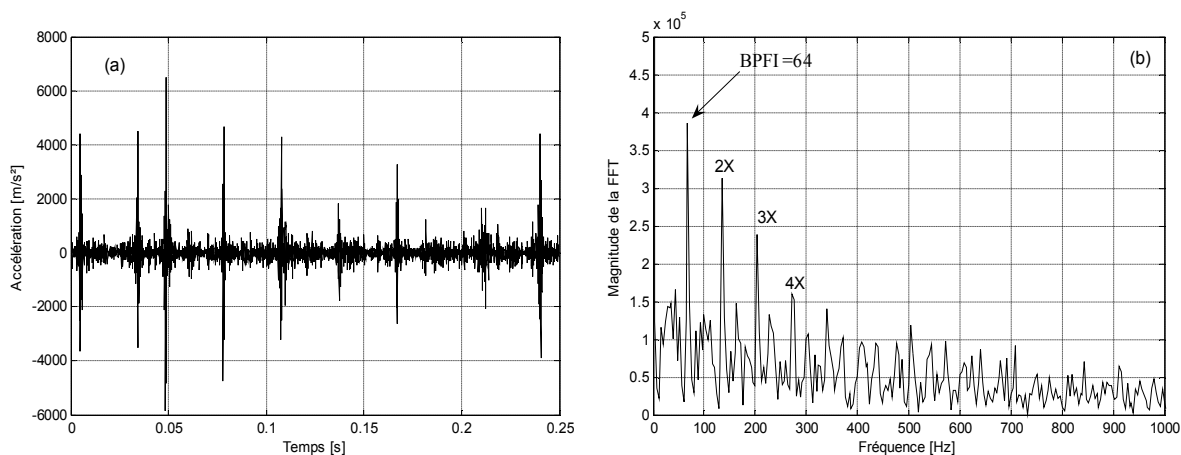
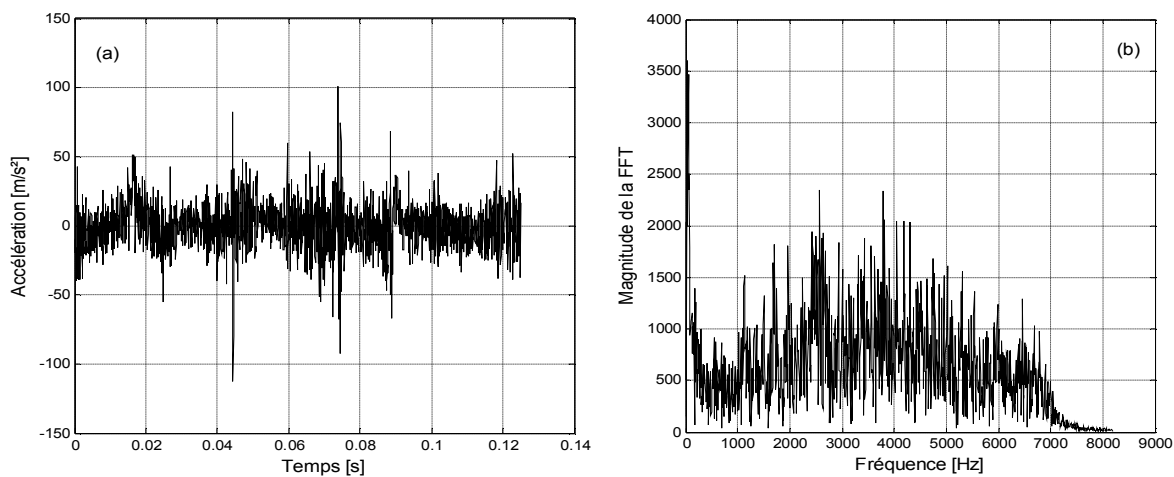
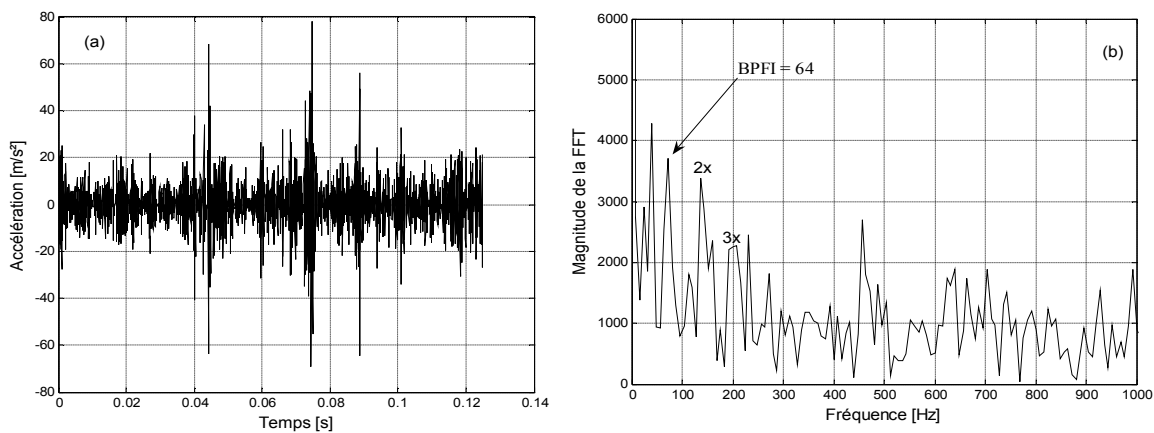


Figure 5.12. (a) Signal mesuré et reconstruit D1 (b) Son spectre d'enveloppe pour $F_e=8192$ Hz dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure

Signal mesuré



Détail 1 (D1)



Détail 2 (D2)

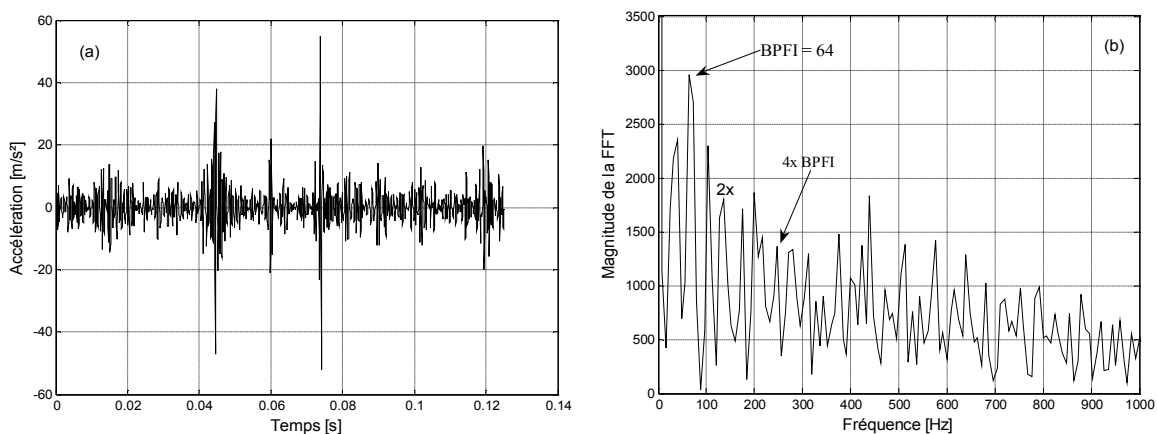
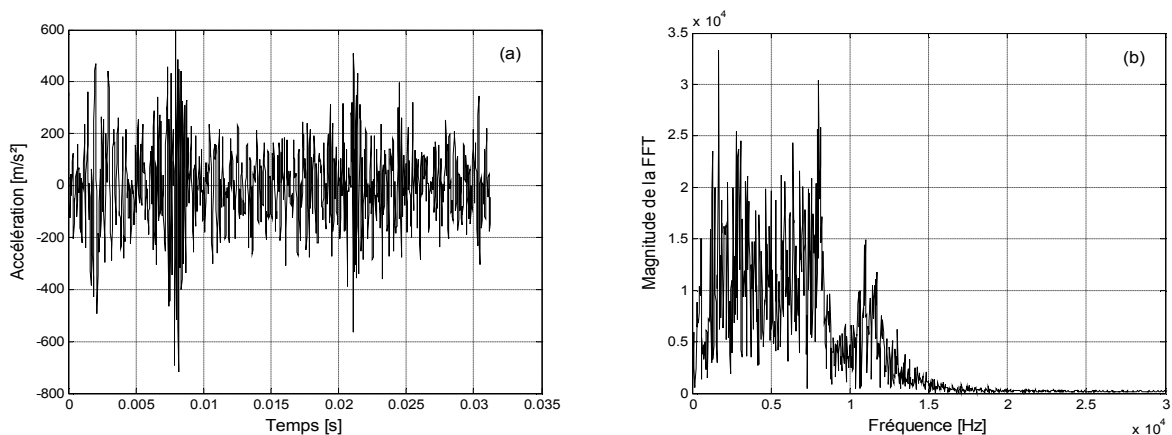
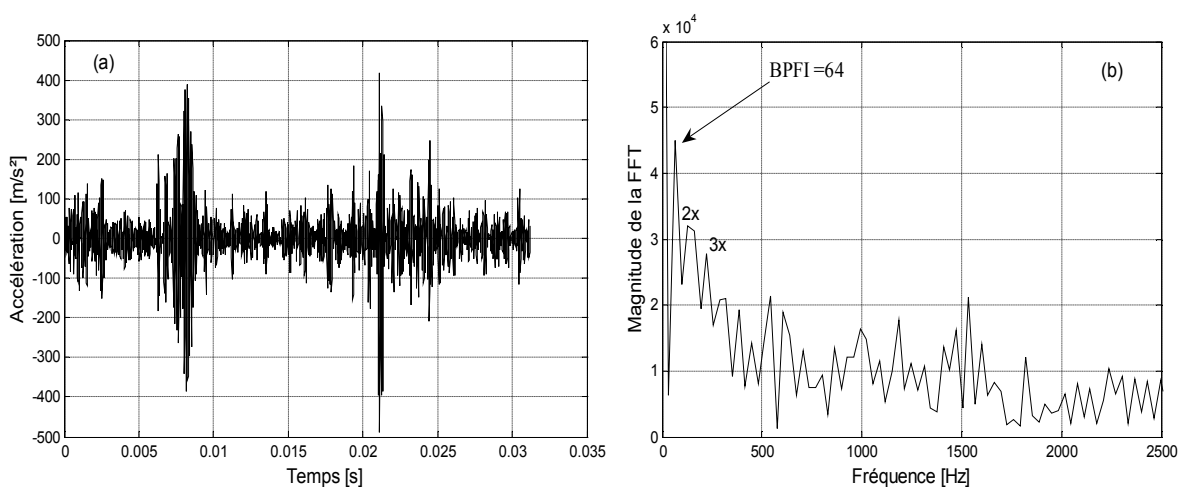


Figure 5.13. (a) Signal mesuré et reconstruit D1, D2, (b) Son spectre d'enveloppe pour $F_e = 16384$ Hz dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure

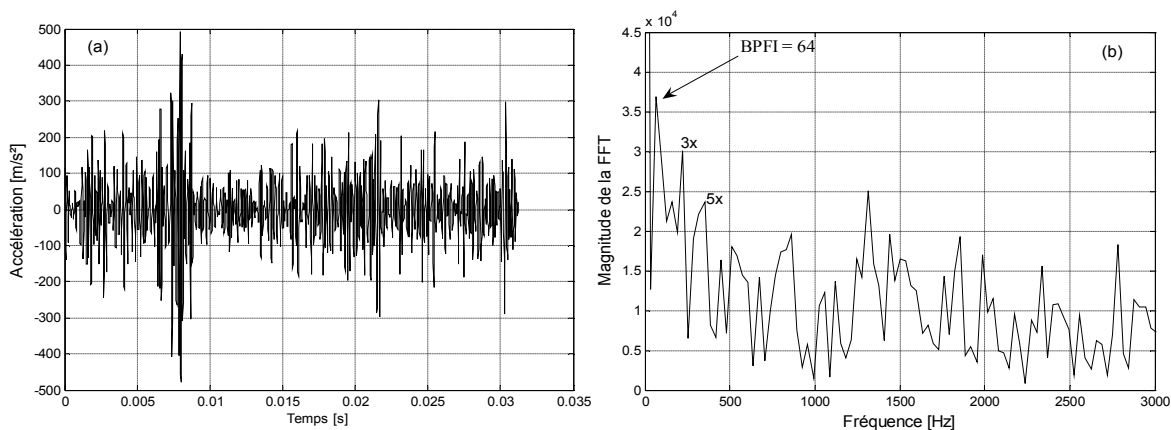
Signal mesuré



Détail 1 (D1)



Détail 2 (D2)



Détail 3 (D3)

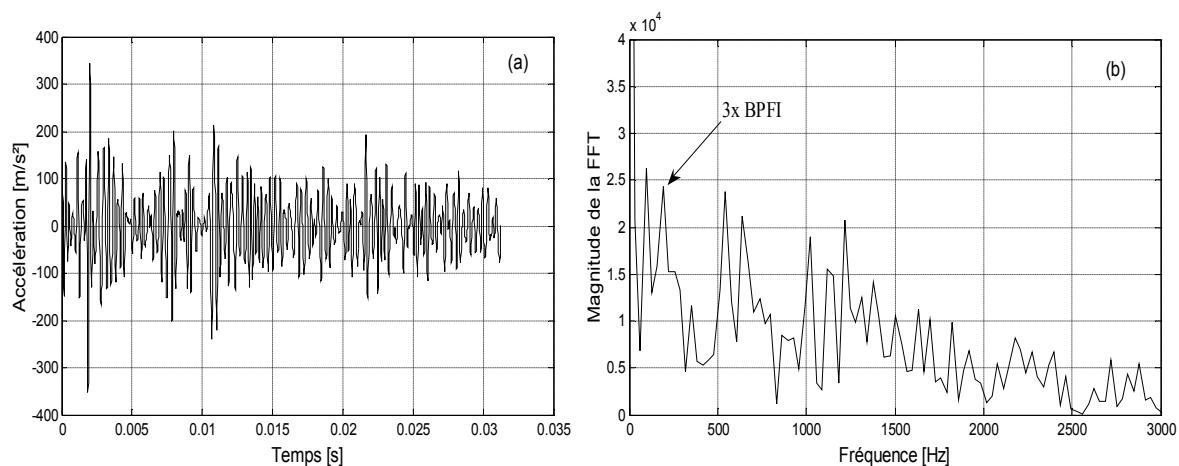
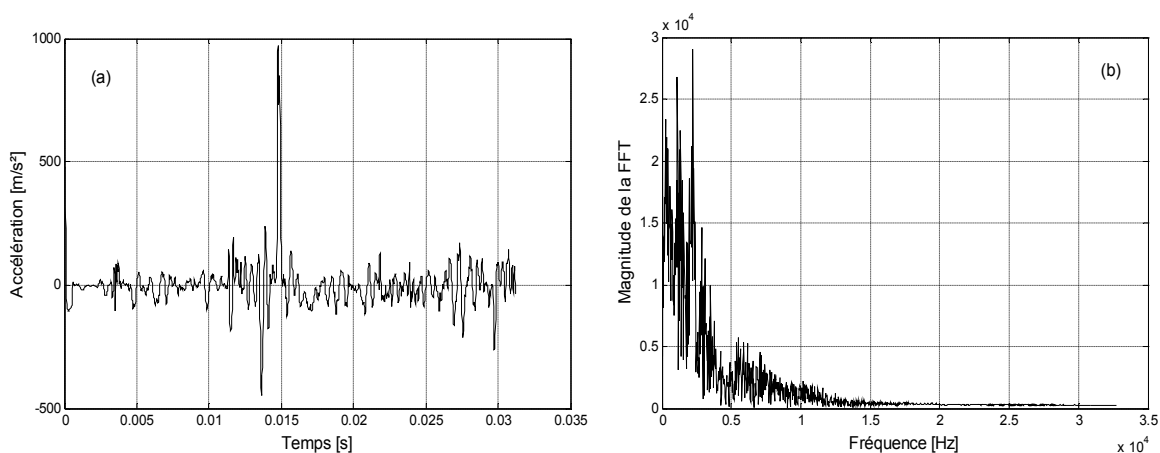
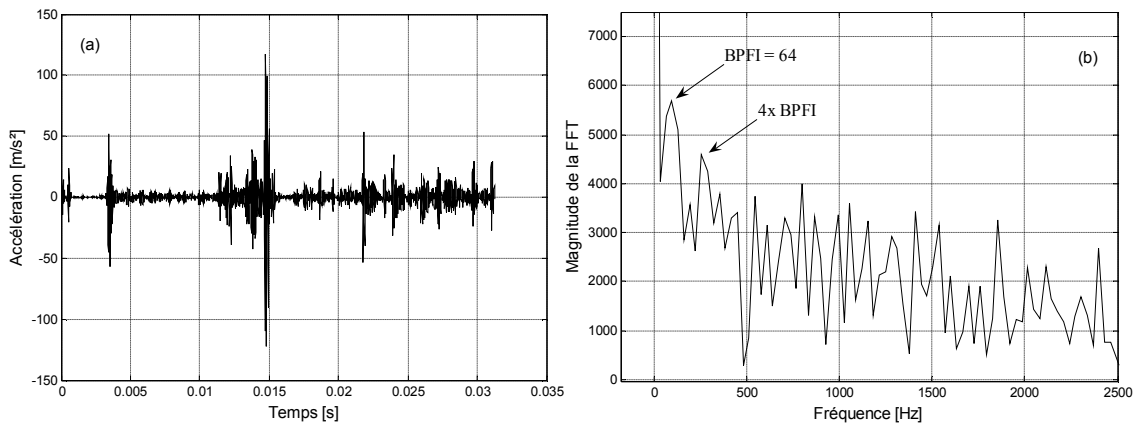


Figure 5.14. (a) Signal mesuré et reconstruit D1, D2, D3, (b) Son spectre d'enveloppe pour $F_e = 32768$ Hz dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure

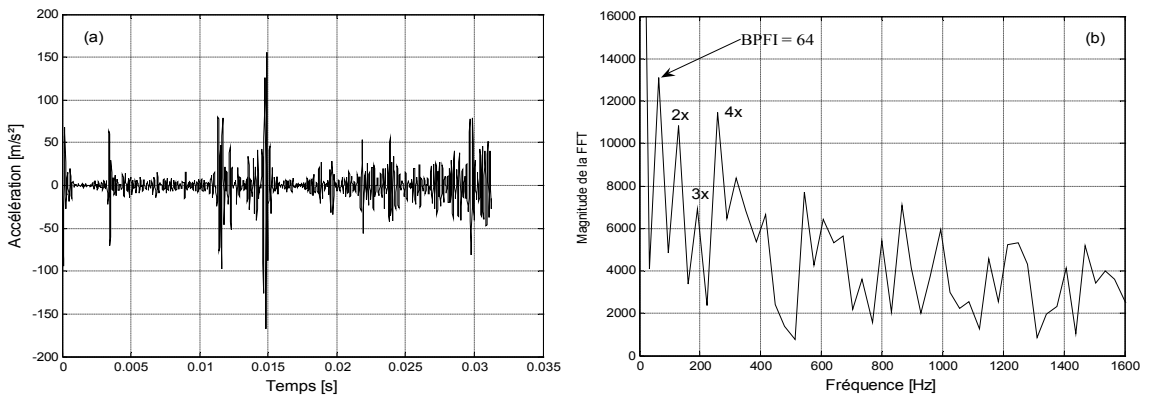
Signal mesuré



Détail 2 (D2)



Détail 3 (D3)



Détail 4 (D4)

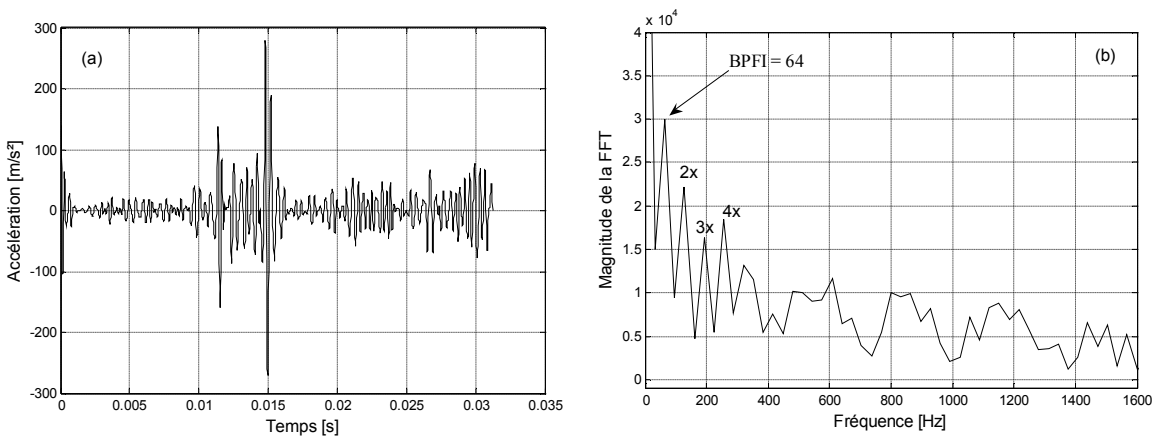


Figure 5.15. (a) Signal mesuré et reconstruit D2, D3, D3, (b) Son spectre d'enveloppe pour $F_e = 65536$ Hz dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure

L'analyse des résultats présentés dans les figures précédentes permet de signaler les remarques ci dessous.

- Pour chaque configuration, le défaut est détecté par le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes peut importe la résonance cernée. Ce qui valide les

résultats de la simulation et montre que l'AMRO est tout à fait applicable autour de n'importe quelle résonance car le phénomène de modulation est présent.

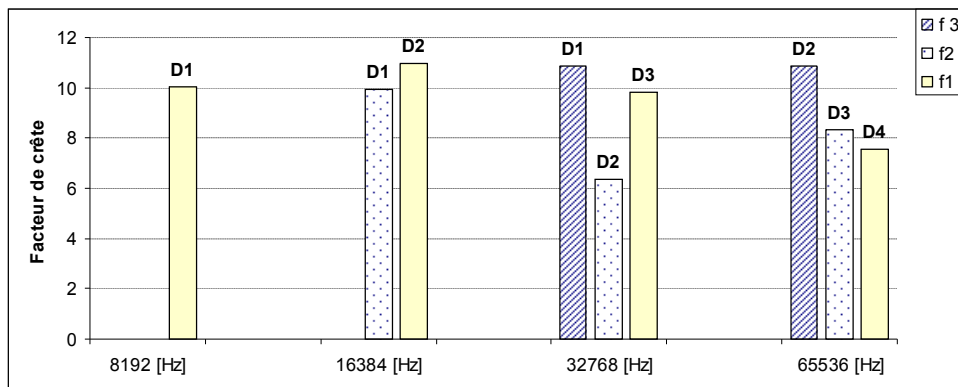
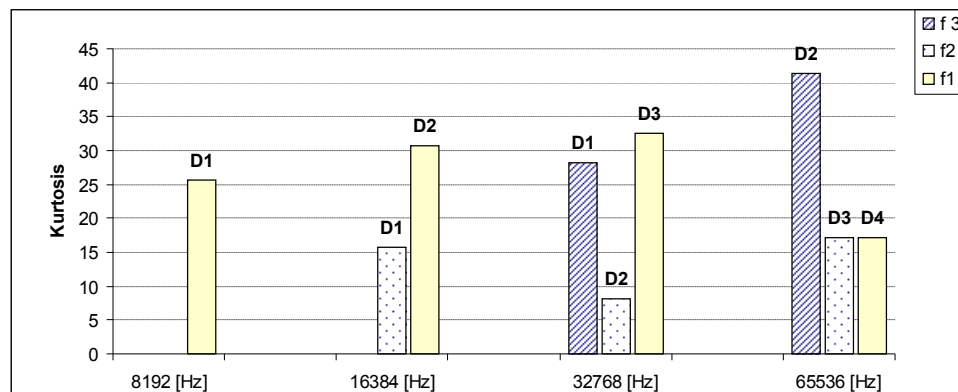
- Les signaux reconstruits se montrent bien filtrés par rapport à ceux mesurés, Ce qui montre le grand avantage de l'AMRO de se débarrasser du bruit par filtrage.

Pour quantifier l'écart de résolution entre toutes les configurations présentées, nous présentons sur la figure 5.16 les indicateurs scalaires des signaux reconstruits. Plusieurs remarques sont à signaler.

- Pour tous les indicateurs scalaires, il n'y a pas de fréquence propre dominante dans le sens où le filtrage autour d'elle est optimal. On constate que dans chaque configuration, se trouve une fréquence différente.

- En concordance avec les résultats de la simulation, on constate que le résultat optimal pour le Kurtosis et le facteur de crête est enregistré pour la plus grande fréquence d'échantillonnage et augmente avec son augmentation.

- La tendance est parfaitement inverse pour le RMS, qui à notre avis reste peu privilégié dans le cadre de la détection des défauts de roulements.



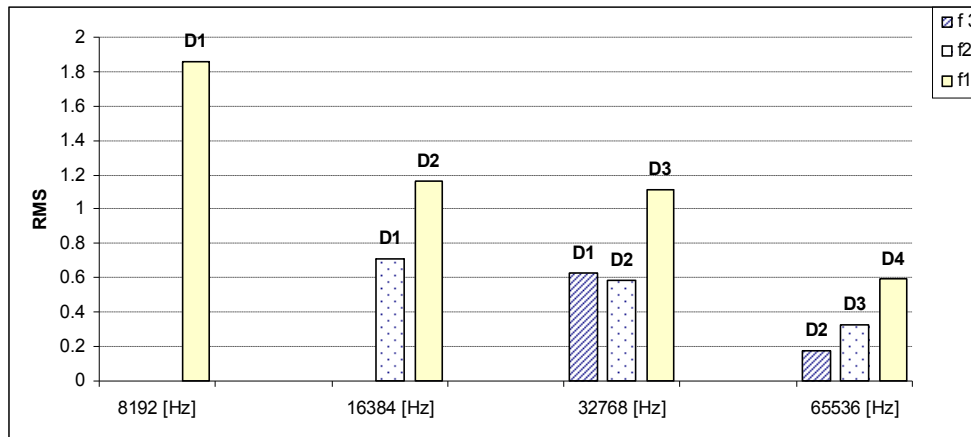


Figure 5.16. Kurtosis, facteur de crête et RMS des signaux reconstruits en fonction de la fréquence d'échantillonnage

5.4 Influence de la vitesse de rotation

L'étude a été menée sur un roulement du type 6205 avec un grand défaut sur la bague intérieure. Plusieurs signaux ont été mesurés dans deux vitesses de rotation (8,33 et 11,33 Hz). Chaque signal mesuré est ensuite traité par l'Analyse Multirésolution en Ondelettes pour montrer l'influence de la vitesse de rotation sur la sensibilité des indicateurs scalaires.

D'après la figure 5.17, on constate que le Kurtosis et le facteur de crête diminuent considérablement avec l'augmentation de la vitesse de rotation, notamment pour les signaux reconstruits. Les valeurs extrêmes sont enregistrées pour la plus faible vitesse, donc pour la fréquence de défaut la plus basse, ce qui concorde parfaitement avec les résultats de la simulation. En effet, plus la vitesse de rotation est faible, plus le temps entre deux impacts est long, contenant ainsi l'amortissement du choc [Dje. 08]. Il est d'ailleurs clair que les indicateurs scalaires sont nettement plus importants après l'application de l'AMRO, ce qui rend la détection encore plus évidente.

Le Kurtosis se montre très sensible que le facteur de crête, ce qui le place encore une fois plus fiable pour la détection. En plus, ceci confirme aussi sa sensibilité à la vitesse de rotation. En appliquant l'AMRO sur des signaux mesurés pour de faibles vitesses de rotation, l'opportunité d'une détection précoce est beaucoup plus évidente par le Kurtosis des signaux reconstruits. Contrairement au kurtosis et au facteur de crête, le RMS est plus important d'autant que la vitesse de rotation est élevée.

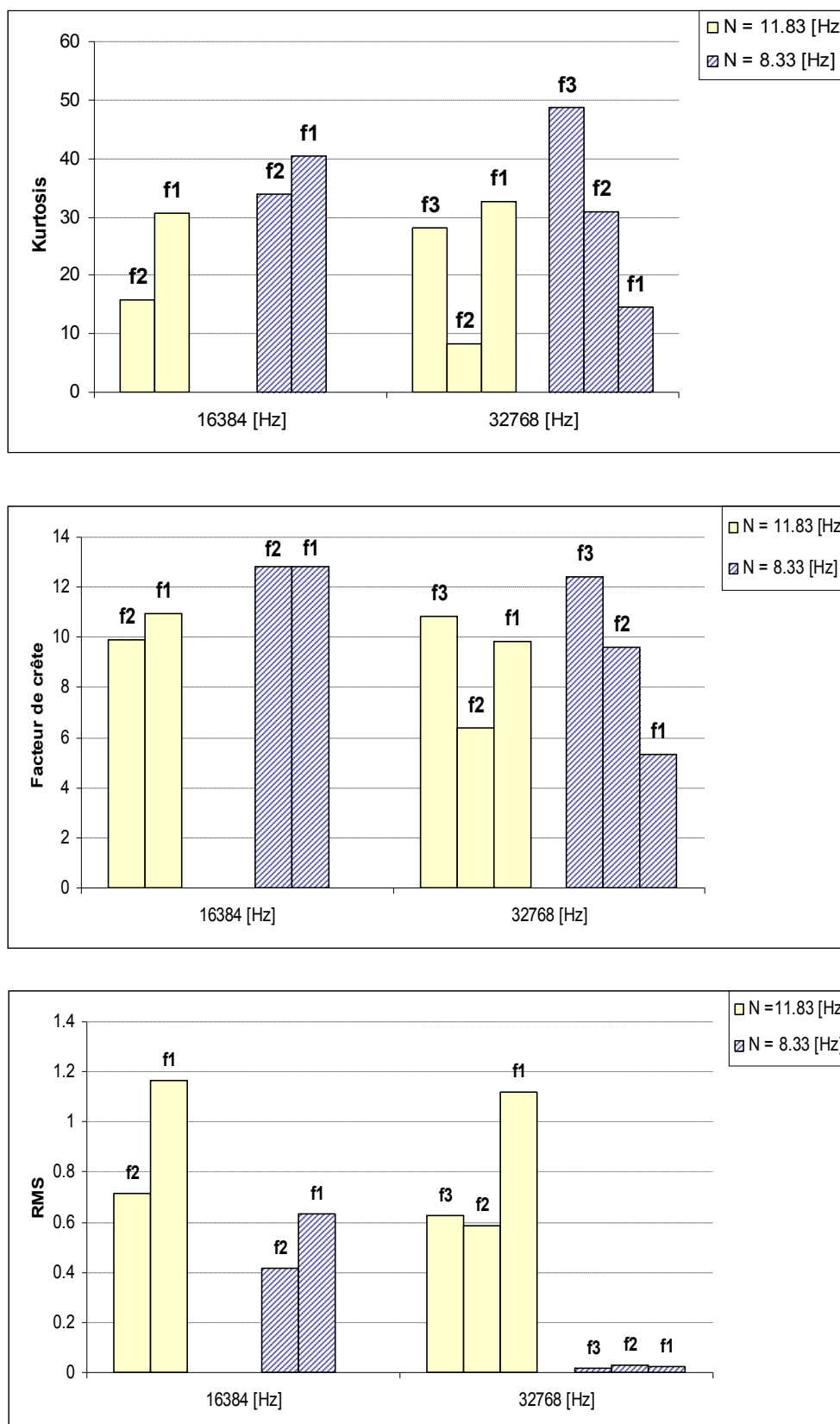


Figure 5.17. Kurtosis, facteur de crête et RMS des signaux reconstruits pour un défaut sur la bague intérieure. Le roulement tourne à $N_1 = 8.33\text{Hz}$ et $N_2 = 11.83\text{Hz}$

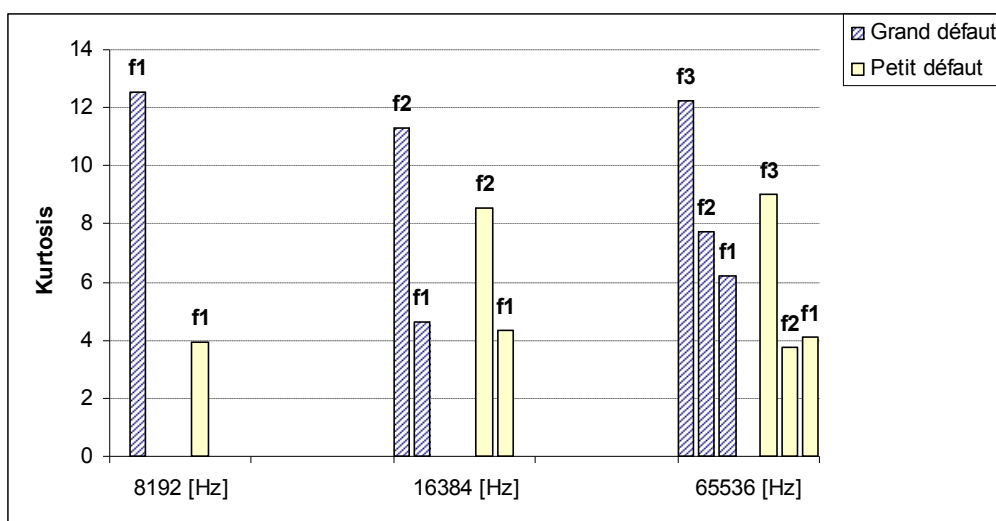
Il est également important à noter qu'à chaque configuration, il y a une fréquence propre différente autour de laquelle le résultat est meilleur. Le compromis idéal serait, donc, de choisir une fréquence d'échantillonnage élevée avec une fréquence de rotation faible et voir ensuite la fréquence propre qui donne un résultat optimal.

5.5 Influence de la gravité du défaut

En effet, nous avons montré dans la simulation que le Kurtosis a tendance à se limiter si le temps de relaxation est trop grand, donc si la gravité du défaut atteint un seuil défini. Ce seuil est le fait que la période entre deux impacts ne dépasse pas trois fois le temps de relaxation. [Dje 08].

Sur la figure 5.18, on représente les indicateurs scalaires des signaux reconstruits autour des différentes résonances, pour différentes fréquences d'échantillonnage dans le cas d'un défaut sur la bague extérieure. Il n'est pas difficile de constater que les trois indicateurs sont d'autant plus importants pour le défaut de grande gravité que importe la fréquence d'échantillonnage utilisée et la résonance cernée. Notons également que pour le Kurtosis le défaut, même petit, est détecté dans toutes les configurations au contraire du facteur de crête qui reste limité et ne peut détecter les petits défauts que dans certaines cas.

Ces constatations sont pratiquement les mêmes pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure dont les résultats sont illustrés par la figure 5.19.



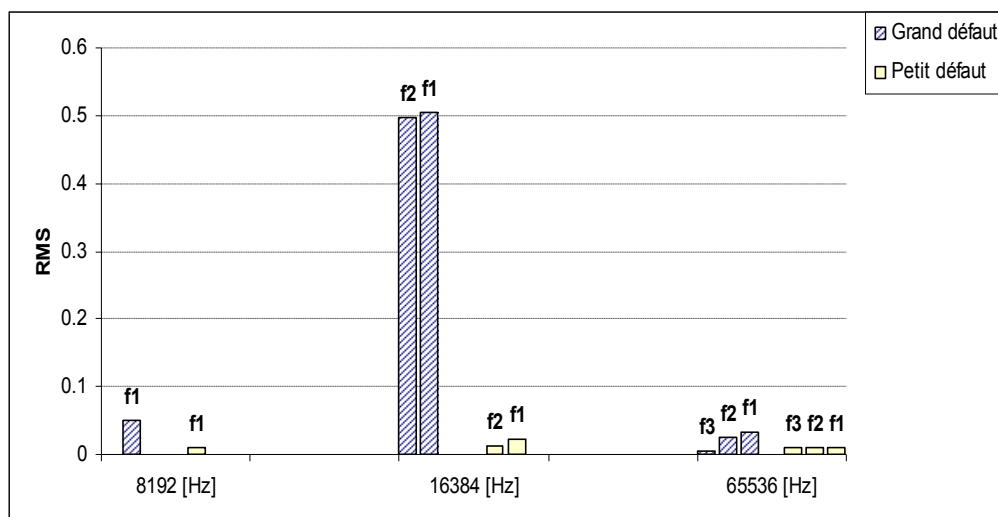
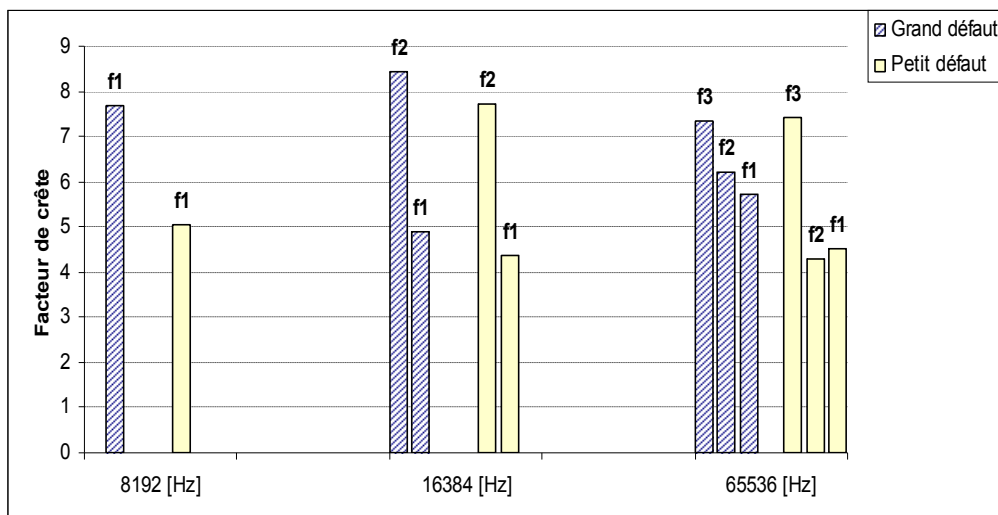
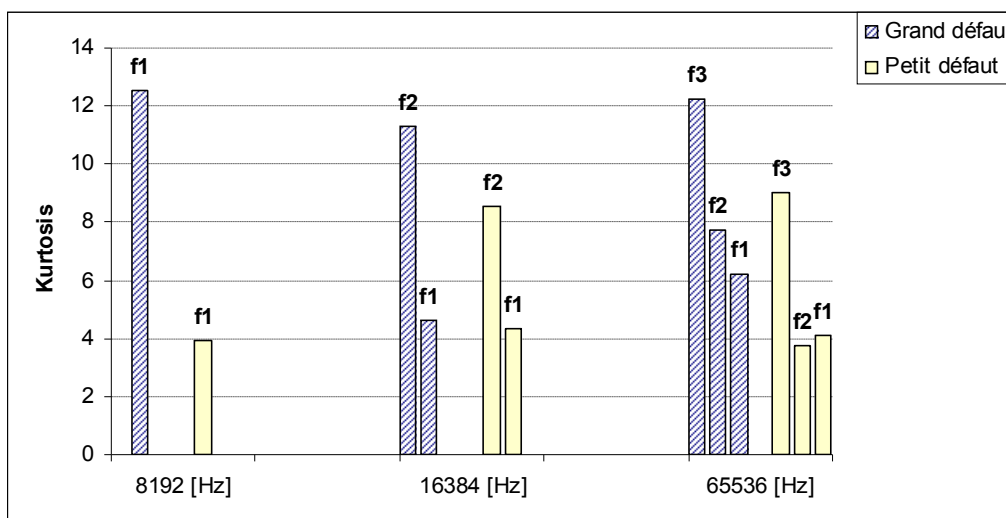


Figure 5.18. Kurtosis, facteur de crête et RMS des signaux reconstruits en fonction de la gravité du défaut sur la bague extérieure



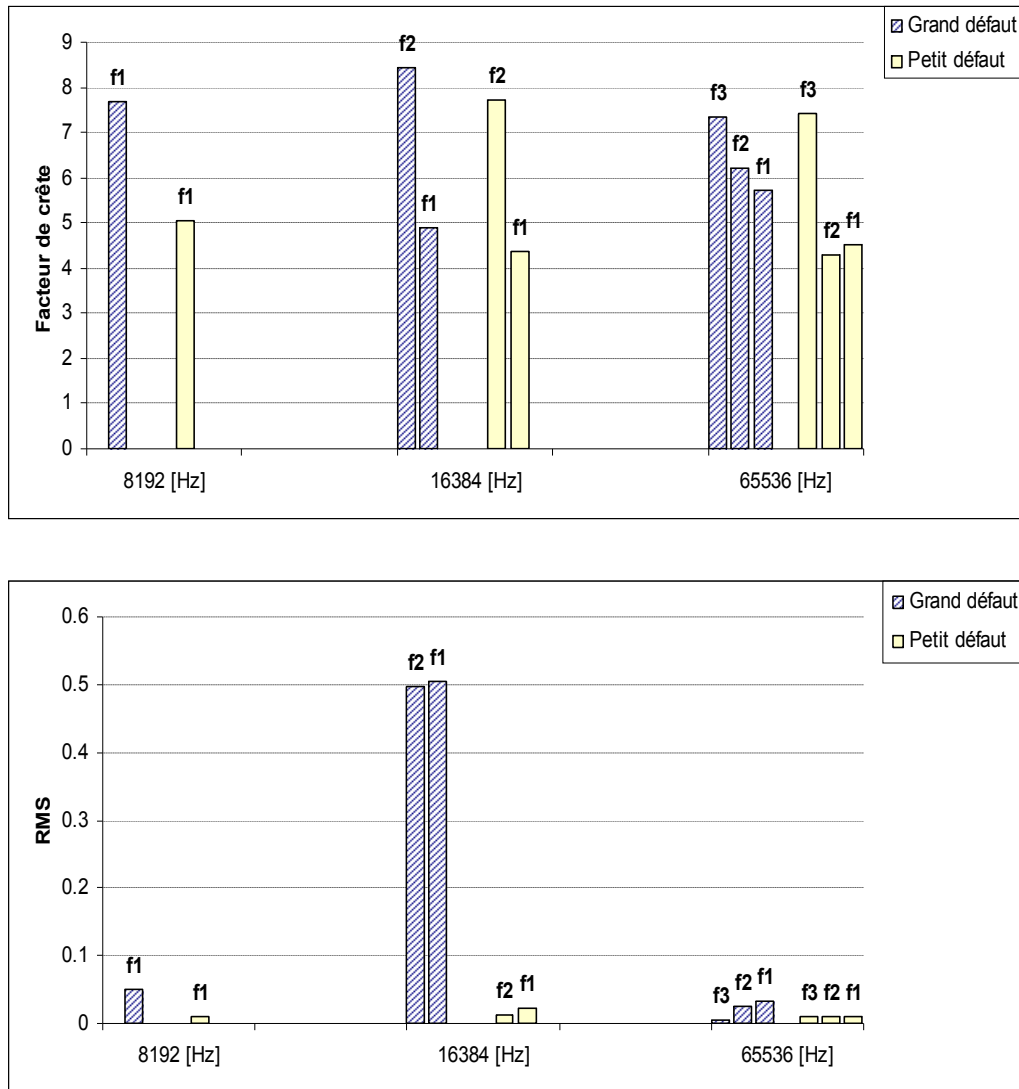


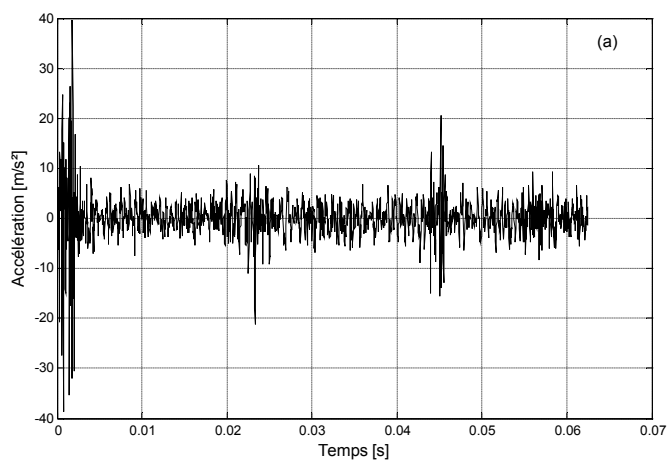
Figure 5.19. Kurtosis, facteur de crête et RMS des signaux reconstruits en fonction de la gravité du défaut sur la bague intérieure

La figure 5.20 représente deux signaux mesurés dans le cas d'un petit et d'un grand défaut sur la bague extérieure. On remarque déjà que pour le grand défaut, les impacts sont plus prononcés et les amplitudes sont plus importantes.

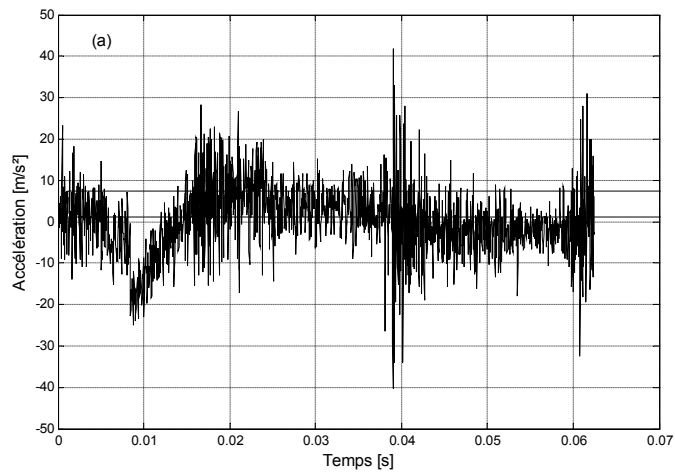
Pour les signaux reconstruits, les impacts sont également plus prononcés pour le grand défaut, ce qui est également confirmé par les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes qui permettent tous la détection de la fréquence caractéristique du défaut mais avec une supériorité de résolution pour le grand défaut dans certains cas.

Enfin, la figure 5.21 montre deux signaux reconstruits pour un petit et un grand défaut créés sur la bague intérieure. Les mêmes remarques sont à signaler ;

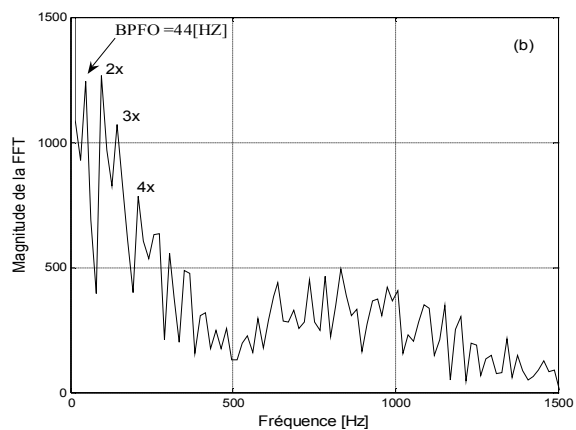
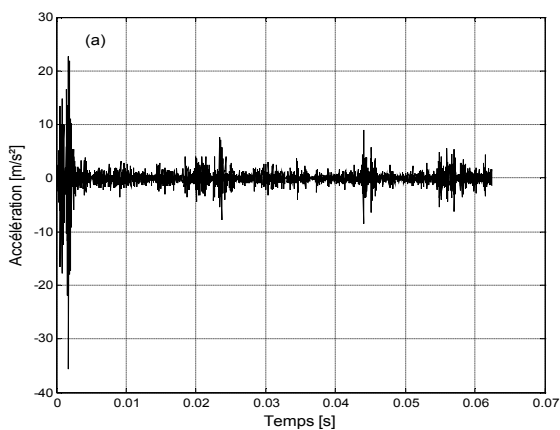
des chocs plus importants et un spectre d'enveloppe plus clair pour le cas d'un grand défaut.



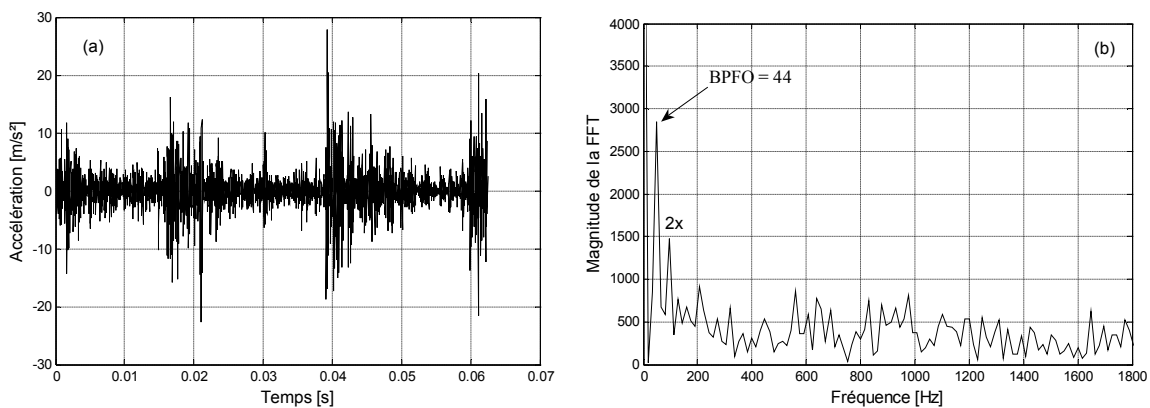
F



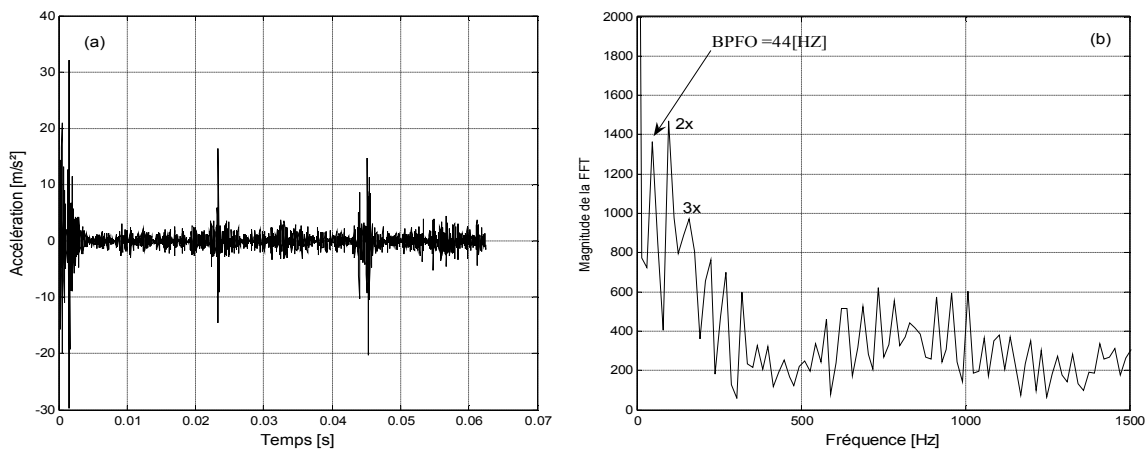
D1 pour petit défaut



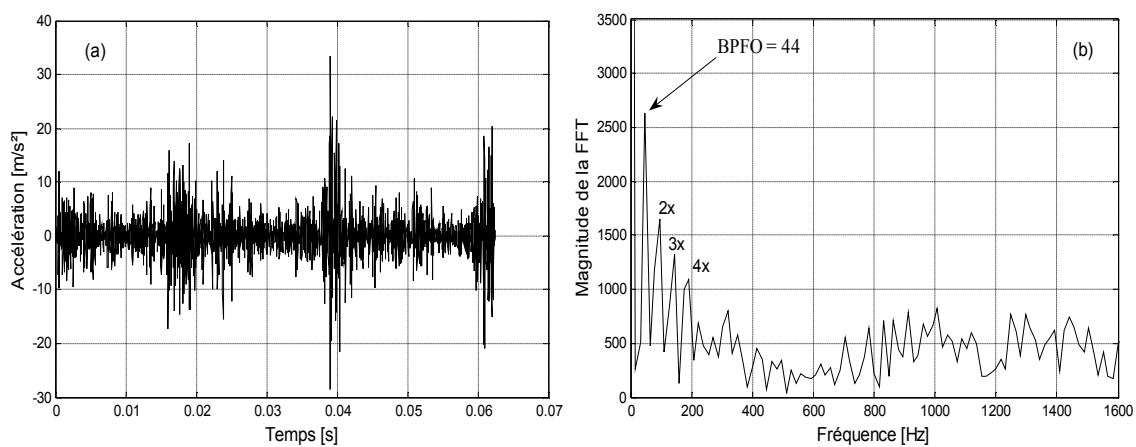
D1 pour grand défaut



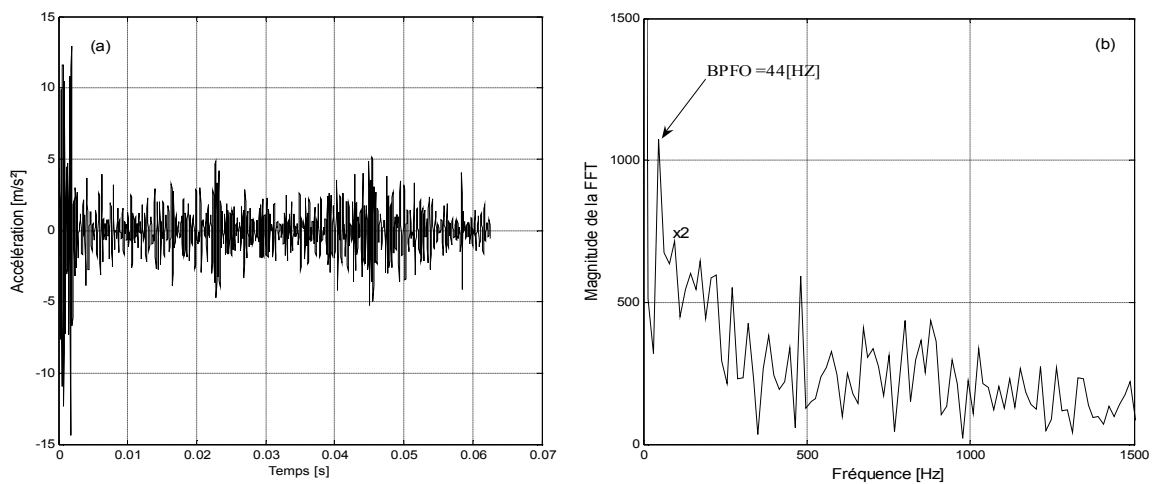
D2 pour petit défaut



D2 pour grand défaut



D3 pour petit défaut



D3 pour grand défaut

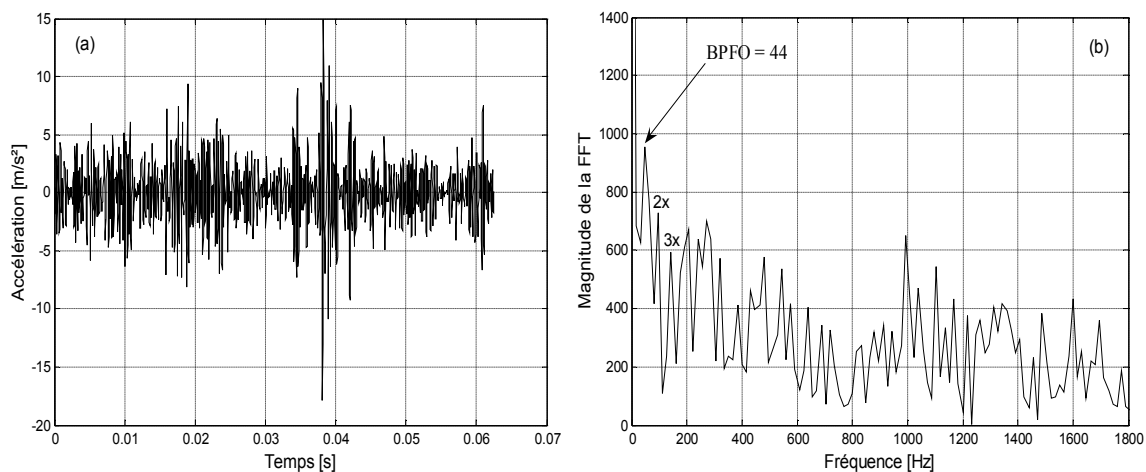


Figure 5.20. (a) Signal mesuré et reconstruit D1, D2, D3, (b) Son spectre d'enveloppe dans le cas d'un défaut sur la bague extérieure, $N = 11.83\text{Hz}$ et $F_e = 32768\text{Hz}$

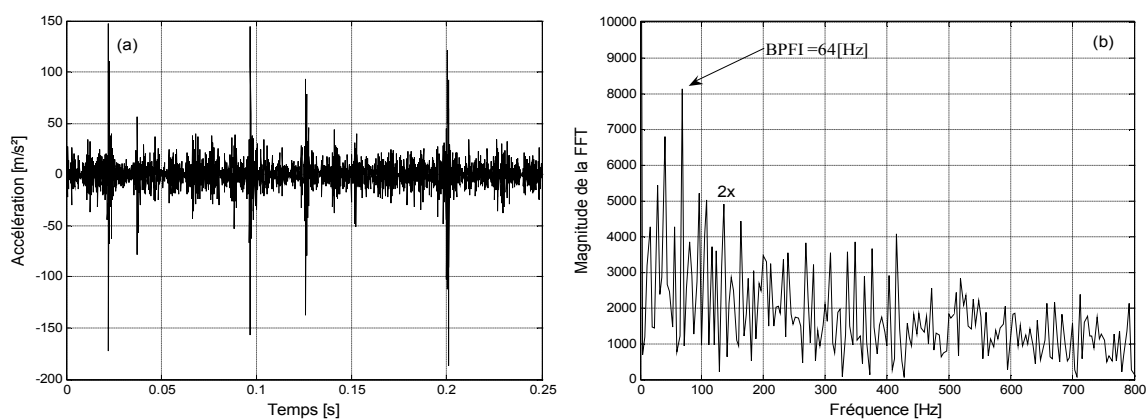
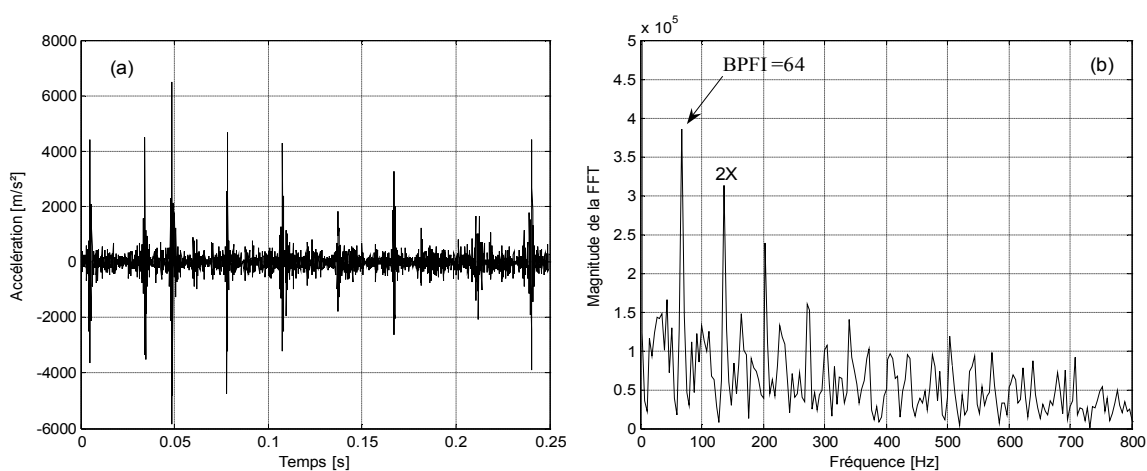
D1 pour petit défaut**D1 pour grand défaut**

Figure 5.21. (a) Signal mesuré et reconstruit D1, (b) Son spectre d'enveloppe dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure, $N=11.83\text{Hz}$ et $F_e=8192\text{Hz}$

5.6 Conclusion

Ce chapitre était destiné à la présentation des résultats expérimentaux issus des différents signaux mesurés dans différentes configurations.

La transformée en ondelettes est un outil particulier car elle permet de résoudre le problème de « non stationnarité » et de « non périodicité » en représentant le signal dans le plan temps-fréquence. Celle-ci est donc très utile lorsque les signaux sont non stationnaires, ce qui peut arriver en industrie puisque les mesures sont relevées en fonctionnement.

L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité des indicateurs scalaires a également été étudiée; vitesse de rotation, échantillonnage et gravité du défaut. Les résultats montrent la grande influence de la vitesse de rotation qui, contrairement à la fréquence d'échantillonnage et la gravité du défaut, a un effet inverse sur la sensibilité des indicateurs scalaires.

La conclusion principale demeure le fait que la fréquence propre du roulement influe considérablement sur le résultat. Les indicateurs scalaires sont très différents à chaque fois qu'on cerne une résonance différente.

Cependant, il n'y a pas de résonance idéale autour de laquelle le filtrage est optimal. Le compromis idéal est de prendre une fréquence d'échantillonnage élevée et une fréquence propre faible et voir ensuite, par le Kurtosis, à quelle fréquence propre correspond le résultat optimal.

Conclusion générale

L'amélioration de la disponibilité des équipements industriels et de la sécurité des personnes passe par l'utilisation des techniques avancées de la maintenance conditionnelle telle que l'analyse du comportement vibratoire. Cette dernière technique est une activité pluridisciplinaire qui prend actuellement un essor important et fait appel au traitement du signal, à la modélisation par éléments finis, à l'analyse statistique, etc.

L'approche théorique, menée sur un modèle mathématique à trois fréquences propres, a permis de choisir le Kurtosis comme étant l'indicateur le plus sensible aux chocs. L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité de quelques indicateurs scalaires a été également étudiée où le choix optimal de ces paramètres a permis de pousser les limites de détection aussi loin que possible. Cependant, l'étude de l'influence du temps de relaxation et du nombre de chocs a montré les limites du Kurtosis qui est d'autant plus important que la fréquence de choc est faible et la fréquence d'échantillonnage est importante. L'analyse multirésolution en ondelettes, grâce à ses grandes propriétés, semblait la plus intéressante à appliquer pour résoudre le problème des effets de masque.

Les différentes simulations, issues des fondements théoriques des ondelettes, sont validées expérimentalement sur un banc d'essais et l'apport de l'AMRO a été démontré dans la détection des défauts. L'influence de la fréquence propre, de la fréquence d'échantillonnage et plusieurs d'autres paramètres (type du défaut, la gravité du défaut,

etc.) sur la sensibilité du Kurtosis, du facteur de crête et du RMS a été également étudiée. Les résultats obtenus affichent la même tendance que ceux de la simulation et se concordent parfaitement surtout en ce qui concerne les indicateurs scalaires.

Références bibliographiques

[Mul. 05] Muller A. (2005). Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un pronostic. Thèse de Doctorat, Ecole doctorale IAEM, Lorraine, France.

[Ben. 08] Ben Salem A. (2008). Modèles probabilistes de séquences temporelles et fusion de décisions. Application à la classification de défauts de rails et à leur maintenance. Thèse de Doctorat, Ecole doctorale IAEM, Lorraine, France.

[Duc. 05] Duchemin G. Maintenance des machines et des moteurs. Techniques de l'Ingénieur BM 4188, version 2005.

[Héd. 01] Hédi K. (2001). La maintenance distribuée : concept, évaluation et mise en œuvre. Thèse de Doctorat, Université Laval.

[Méc. 05] B. Méchin, Introduction aux méthodes de Maintenance, Techniques de L'Ingénieur MT 9280, version 2005.

[Bre. 02] C. Breneur, Eléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenages et de roulements, Thèse INSA de Lyon, 2002.

[Dje. 08] A.Djebala, Application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques, Thèse U.B Mokhtar- Annaba.Algerie, 2008.

[SNR. 04] Maintenance Service, Document SNR, SNR Industry, 2004.

[Bou. 98] A. Boulenger et C. Pachaud, Diagnostic vibratoire en maintenance préventive, Dunod, 1998.

[Phi. 04] Philippe Estocq, Une approche méthodologique numérique et expérimentale d'aide à la détection et au suivi vibratoire de défauts d'écaillage de roulements à billes, Université de Reims, 2004

[Mar. 87] S. L. Marple Jr., Digital spectral analysis, Prentice Hall, 1987.

[Mor. 92] J. Morel, Vibration des machines et diagnostic de leur état de leur état de fonctionnement, Eyrolles, 1992.

[Tan. 99] N. Tandon et A. Choudhury, A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. Tribology International, (1999) 23, 469-480.

[Jin. 00] L. Jing, Feature extraction based on Monet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis, Journal of Sound and Vibration, 2000 234 (1), 35-148.

- [Hai. 06] Q. Hai, L. Jay, J. Lin et Y. Gang, Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics, *Journal of Sound and Vibration*, 289 (2006), 1066-1090.
- [Sun. 02] Q. Sun et Y. Tang, Singularity analysis using continuous wavelet transform for bearing fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16 (6), 1025-1041.
- [Nik. 02] N.G. Nikolaou et I.A. Antoniadis, Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16 (4), 677-694.
- [Rub. 01] R. Rubini et U. Maneghetti, Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001 15(2), 287-302.
- [Mal. 89] S. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machines Intelligence*, 1989 11(7), 674-693.
- [Djeb. 08] A.Djebala, N.Ouelaa et N. Hamzaoui, Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis, *Springer Science+Business media B.V.*2007.
- [Djeb. 07] A.Djebala, N.Ouelaa et N. Hamzaoui, optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de choc. Application aux signaux engendrés par des roulements défectueux, *Mécanique & Industries* 8,379-389 (2007).
- [Wan. 96] W.J. Wang et P.D. MacFadden, Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection, *Journal of Sound and Vibration*, (1996) 192(5), 927-939.
- [Zhe. 02] H. Zheng, Z. Li et X. Chen, Gear faults diagnosis based on continuous wavelet transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16(2-3), 447-457.
- [Dal. 00] G. Dalpiaz, A. Rivola et R. Rubini, Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local faults detection in gears, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2000) 14 (3), 387-412.
- [Mel. 04] G. Meltzera et N. P. Dien, Fault diagnosis in gears operating under non stationary rotational speed using polar wavelet amplitude maps, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18 (2004), 985-992.
- [Yosh. 00] A. Yoshida, Y. Ohue et H. Ishikawa, Diagnosis of tooth surface failure by wavelet transform of dynamic characteristics, *Tribology International*, 33 (2000), 273-279.
- [Sei. 03] E. Seier et D. Bonett, Two families of kurtosis measures, *Metrika*, (2003) 58, 59-70

[Dro. 03] J.P. Dron, F. Bolaers, et L. Rasolofondraibe, Optimisation de la detection des défauts de roulements par débruitage des signaux par soustraction spectrale, Mécanique a Industries, 4 (2003) 213-219.

[Dro. 04] J.P. Dron, F. Bolaers et L. Rasolofondraibe, Improvement of the sensitivity of the sca(ar indicators (crest factor and kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction: application to the detection of defects in ball bearings, Journal of Sound and Vibration, 270 (2004) 61-73.

[Bol. 04] F. Bolaers, O. Cousinard, P. Marconnet et L. Rasolofondraibe, Advanced detection of rolling bearing spatling from de-noising vibratory signals, Control Engineering Practice, 12 (2004), 181-190.

[Arq. 05] P. Y. Arquès, N. Thirion-Moreau et E. Moreau, Les représentations temps fréquence en traitement du signal, Techniques de l'Ingénieur, Traité Mesures et Contrôle R 308, version 2005.

[Mar. 05] J. Martinez, P. Gajan et A. Strzeleki, Analyse temps-fréquence. Ondelettes, Techniques de l'Ingénieur, Traité Sciences fondamentales AF 4 510, version 2005.

[Coh. 05] A. Cohen, Les bases d'ondelettes, Techniques de l'Ingénieur, Traité Sciences fondamentales AF 210, version 2005.

[Pre. 05] B. Pesquet-Popescu et J.C. Pesquet, Ondelettes et applications, Techniques de l'Ingénieur, Traité Télécom AE 5 215, version 2005.