



Les travaux de cette thèse ont été réalisés au Laboratoire de Mécanique & Structures de l'Université 08 Mai 45 de Guelma au sein de l'équipe de recherche Dynamique des Structures et Maintenance Industrielle, en étroite collaboration avec le Laboratoire Vibrations-Acoustique de l'Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Lyon, France.

# Fiche technique du Laboratoire de Mécanique & Structures

*Afin d'exprimer ma sincère reconnaissance à tous les membres de mon laboratoire de rattachement, je me permets de présenter une fiche technique des équipes de recherche en activité. Bien évidemment, je serais plus explicite quant à la présentation de mes collègues membres de mon équipe.*

## Présentation du laboratoire

Intitulé du laboratoire : Laboratoire de Mécanique & Structures

Directeur du laboratoire : Professeur OUELAA Nouredine

Implantation : Département de Génie Mécanique, Université 08 Mai 45 de Guelma

Tel/Fax : +213 037 21 58 50

## Equipes de recherche du laboratoire

1. Equipe Dynamique des Structures & Maintenance Industrielle. Chef d'équipe : Professeur OUELAA Nouredine;
2. Equipe Coupe des Métaux. Chef d'équipe : Docteur YALESSE Med. Athmane;
3. Equipe Comportement & Caractérisation des Matériaux Composites. Chef d'équipe : Docteur FATMI Louendi;
4. Equipe Mise en forme des Matériaux. Chef d'équipe : Docteur BEZAZI Abderrezak.

## Equipe Dynamique des Structures & Maintenance Industrielle

Membres	Domaines d'activité
OUELAA Nouredine Professeur	Vibrations, Acoustique, Diagnostic vibratoire
DJAMAA Med. Cherif Maître de Conférences	Vibrations, Acoustique, Problème inverse
GUENFOUD Salah Maître de Conférences	Dynamique des structures, Méthodes numériques
DJEBALA Abderrazek Chargé de Cours	Maintenance industrielle, Analyse vibratoire, Analyse par ondelettes des systèmes mécaniques
REZAIGUIA Abdelouahab Chargé de Cours	Vibrations, Analyse vibro-acoustique des ponts de chaussée et de chemin de fer

# Remerciements

Je tiens à remercier vivement mon directeur de thèse Professeur OUELAA Nouredine de l'Université 08 Mai 45 de Guelma pour avoir proposé, parrainé et dirigé les travaux de cette thèse.

Je remercie également Professeur HAMZAoui Nacer du Laboratoire Vibrations-Acoustique de l'INSA de Lyon (France) pour le suivi et l'intérêt qu'il a porté à nos travaux, notamment son aide précieuse pour la réalisation de la partie expérimentale au sein de son Laboratoire. Je remercie par l'occasion Professeur Jean-Louis GUYADER Directeur du LVA pour m'avoir accueilli.

A mon nom personnel et au celui de mon directeur de thèse je tiens à remercier Professeur CHAOUI Kamel de l'Université Badji Mokhtar de Annaba pour avoir accepté de présider le jury, Professeur TEBBIKH Hicham de l'Université 08 Mai 45 de Guelma, Docteur Abdelaziz Amirate de l'Université Badji Mokhtar de Annaba et Docteur MILOUDI Abdelhamid de l'USTHB d'Alger pour avoir accepté d'y être comme membres.

Mes remerciements vont aussi à tous les membres du Laboratoire de Mécanique & Structures de l'Université 08 Mai 45 de Guelma et du Laboratoire Vibrations-Acoustique de l'INSA de Lyon pour leur soutien, je ne peux les citer par peur d'en oublier.

## Bilan scientifique de la thèse

### Publications Internationales (3)

1. Abderrazek Djebala, Nouredine Ouelaa, Nacer Hamzaoui et Lilia Chaabi, *Detecting mechanical failures inducing periodical shocks by wavelet multiresolution analysis. Application to rolling bearings faults diagnosis*, *Mechanika*, Volume 2 N°58 (2006), 44-51. **Disponible dans [www.scopus.com](http://www.scopus.com).**
2. Abderrazek Djebala, Nouredine Ouelaa et Nacer Hamzaoui, *Optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de choc. Application aux signaux engendrés par des roulements défectueux*, *Mécanique & Industries*, Volume 8 N°4 (2007). **Disponible dans [www.edpscience.com](http://www.edpscience.com).**
3. Abderrazek Djebala, Nouredine Ouelaa et Nacer Hamzaoui, *Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis*. A paraître dans la revue *Meccanica*, Volume 43 N°2. **Disponible dans [www.Springer.com](http://www.Springer.com).**

### Publications nationales (01 A paraître)

A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui et S. Guenfoud, *Optimisation de l'utilisation des indicateurs scalaires dans le cadre de la maintenance prédictive des paliers à roulements*. Article du Congrès Algérien de Mécanique de Construction, Alger 29-30 avril 2007 sélectionné pour publication dans la revue *Sciences, Technologies & Développement (ANDRU)*.

### Congrès Internationaux (4)

1. A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui et S. Guenfoud, *Détection précoce des défauts de roulements par analyse multirésolution en ondelettes*, First International Congress Design and Modeling of Mechanical Systems, Tunisie 23-25 Mars 2005.
2. N. Ouelaa, A. Djebala, N. Hamzaoui, *Optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes pour la détection précoce des défauts de roulements*, 1<sup>er</sup> Congrès International Francophone de Mécanique Avancée, Syrie 02-04 Mai 2006.

3. A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui et S. Guenfoud, *Optimisation de l'utilisation des indicateurs scalaires dans le cadre de la maintenance prédictive des paliers à roulements*, Congrès Algérien de Mécanique de Construction, Alger 29-30 avril 2007.

4. A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui et S. Guenfoud, *Optimisation de l'analyse statistique des signaux vibratoires induits par des roulements défectueux*. Second International Congress Design and Modeling of Mechanical Systems, Tunisie 19-21 Mars 2007.

## Projet de recherche

Sur le thème, un projet de recherche est en cours, agréé par le Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique sous le code N° J0301520040006, intitulé : *Maintenance conditionnelle des machines tournantes par utilisation de l'analyse par ondelettes, application à la détection précoce des défauts de roulements et d'engrenages*.

Chef du projet : Professeur OUELAA Nouredine

Membres : DJEBALA Abderrazek (MACC), Docteur GUENFOUD Salah (MC) et Professeur HAMZAOUI Nacer (INSA de Lyon).

## Résumé de la thèse

Le travail présenté dans cette thèse entre dans le cadre de l'optimisation de méthodes pour la détection des défauts induisant des chocs, notamment ceux engendrés par les roulements.

En effet, une étude théorique poussée a été réalisée sur un modèle mathématique simulant des chocs, l'objectif étant l'optimisation de la sensibilité de plusieurs indicateurs scalaires afin, d'une part, permettre la détection la plus précoce possible et d'autre part d'en déduire l'indicateur le plus adapté à la détection des défauts de chocs.

Remarquant le grand effet néfaste du bruit aléatoire et des fréquences parasites sur le kurtosis et le facteur de crête, une nouvelle approche a été développée. Celle-ci porte sur l'optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes afin de l'adapter au traitement de signaux de chocs. A ce propos, plusieurs paramètres ont été choisis et optimisés ce qui a permis une nette amélioration de la sensibilité des indicateurs scalaires et un grand apport en gain de détection même dans les conditions les plus extrêmes.

La validation expérimentale a été réalisée sur un grand nombre de roulements à billes à contact radial et à rouleaux cylindriques. Le but est de prouver, d'une part, l'influence des paramètres étudiés auparavant dans la simulation et d'autre part l'apport de l'analyse multirésolution en ondelettes dans l'amélioration de la sensibilité des indicateurs scalaires et par suite dans la détection des différents défauts simulés sur les roulements. Une analyse de variance et une application industrielle ont également été réalisées.

**Mots-clés :** Indicateurs scalaires, Détection précoce, Défauts de roulement, Analyse multirésolution en ondelettes, Optimisation.

# Table des matières

	page
Introduction générale .....	01
Chapitre 1 : Notions générales et synthèse bibliographique .....	04
1. Introduction .....	04
1.1. Importance de la maintenance d'équipements industriels .....	05
1.2. Politiques de maintenance .....	05
1.3. Approche de maintenance conditionnelle .....	07
1.4. Défauts rencontrés sur les roulements .....	08
2. Outils de base de détection des défauts de roulements .....	10
2.1. Influence d'un défaut sur le signal vibratoire .....	10
2.2. Analyse spectrale .....	12
2.3. Analyse d'enveloppe .....	14
2.4. Analyse cepstrale .....	16
2.5. Analyse statistique .....	16
2.6. Analyse par ondelettes .....	18
3. Synthèse bibliographique .....	19
4. Pose du problème .....	23
Chapitre 2 : Etude et optimisation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs .....	25
1. Introduction .....	25
2. Modélisation des défauts de roulements induisant des forces impulsives périodiques .....	26
2.1. Fondements mathématiques du modèle utilisé .....	26
2.2. Influence des différents paramètres du modèle sur la réponse du choc .....	29
2.2.1. Influence du temps de relaxation .....	29
2.2.2. Influence de la fréquence de chocs .....	31
2.2.3. Influence de la fréquence propre .....	32
2.3. Modélisation des défauts induisant deux chocs .....	33

3. Indicateurs scalaires de détection .....	34
3.1. Kurtosis et facteur de crête .....	35
3.2. Optimisation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs	38
3.2.1. Influence du bruit .....	38
3.2.2. Influence des autres composantes de la machine ....	41
3.2.3. Influence de la fréquence de choc .....	42
3.2.4. Influence de la fréquence propre .....	43
3.2.5. Influence du temps de relaxation .....	44
3.2.6. Influence du nombre de points du signal .....	45
3.2.7. Influence du nombre de chocs .....	46
3.2.8. Choix de l'indicateur le plus sensible aux chocs .....	47
4. Synthèse du chapitre .....	49
 Chapitre 3 : Optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de chocs .....	 51
1. Introduction .....	51
2. Transformée de Fourier .....	52
3. Transformée de Fourier à court terme .....	53
4. Transformée en ondelettes .....	54
4.1. Propriétés de l'AMRO .....	57
5. Adaptation de l'AMRO à la détection des défauts de chocs .....	62
5.1. Choix du nombre optimal de niveaux .....	62
5.2. Choix du vecteur optimal de la décomposition en ondelettes .	64
5.3. Choix de la fréquence de choc et d'échantillonnage optimales	68
5.4. Choix d'une famille d'ondelettes optimale .....	69
5.5. Choix de la fréquence maximale du signal .....	70
6. Validité de la méthode proposée en fonction du bruit et des fréquences parasites .....	73
7. Application sur des signaux pré-filtrés et comparaison avec un filtrage passe bandes .....	75
8. Synthèse du chapitre .....	78
 Chapitre 4 : Plan expérimental et simulation des défauts .....	 79
1. Introduction .....	79
2. Première campagne de mesures .....	80

2.1.	Défauts simulés .....	80
2.2.	Banc d'essais et matériel de mesure .....	82
2.3.	Facteurs étudiés .....	85
3.	Deuxième campagne de mesures .....	85
4.	Troisième campagne de mesures .....	86
5.	Application en milieu industriel .....	88
6.	Synthèse du chapitre .....	90
Chapitre 5 : Apport de l'AMRO dans la détection des défauts de roulements : étude expérimentale .....		91
1.	Introduction .....	92
2.	Apport de l'AMRO dans la détection du type du défaut .....	92
2.1.	Cas d'un défaut sur la bague extérieure .....	92
2.2.	Cas d'un défaut sur la bague intérieure .....	95
2.3.	Cas d'un défaut sur la bille .....	96
2.4.	Cas de deux défauts sur la bague extérieure .....	97
3.	Influence des différents paramètres sur la sensibilité des indicateurs scalaires .....	98
3.1.	Influence de la vitesse de rotation .....	98
3.2.	Influence de la fréquence d'échantillonnage .....	101
3.3.	Influence de la gravité du défaut .....	105
3.4.	Influence du filtrage passe-bande .....	107
3.5.	Influence du graissage du roulement .....	110
3.6.	Influence du point de mesure .....	111
4.	Analyse de variance .....	114
4.1.	Notations .....	114
4.2.	Résultats numériques et modèles mathématiques .....	115
4.2.1.	Défaut sur la bague extérieure .....	115
4.2.2.	Défaut sur la bague intérieure .....	117
4.3.	Représentation graphiques des résultats et conclusions .....	120
5.	Application en milieu industriel .....	122
6.	Synthèse du chapitre .....	124
Chapitre 6 : Conclusion générale .....		126
Références bibliographiques .....		129



# Liste des figures

	page
<b>Chapitre 1</b>	
Figure 1.1. Optimisation de la politique de maintenance .....	06
Figure 1.2. Périodes de vie d'un matériel (courbe en baignoire) .....	07
Figure 1.3. Principaux aspects de la détérioration des roulements. Photos SNR	09
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. (Roulements 6200, N=30 Hz) .....	11
Figure 1.5. Spectre d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure. (Roulement Nu 205, N=34,5 Hz) .....	14
Figure 1.6. Démarche d'une 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. (Roulement 6200, N=50 Hz) .....	15
Figure 1.7. Cepstre d'un roulement défectueux. (Roulement 6200, N=50 Hz) ...	16
Figure 1.8. Valeurs des indicateurs scalaires des signaux de la figure (1.4) .....	17
Figure 1.9. Signaux d'un roulement défectueux : (a) Avant l'analyse en ondelettes et (b) Après l'analyse en ondelettes .....	18
<b>Chapitre 2</b>	
Figure 2.1. Principe du modèle utilisé : (a) Signal d'une réponse à une résonance, (b) Peigne de Dirac de période 0,01 s et (c) Signal simulant des chocs à 100 Hz .....	28
Figure 2.2. Transformée de Fourier du signal de chocs .....	28
Figure 2.3. Spectre d'enveloppe du signal de chocs .....	29
Figure 2.4. Réponses de résonance pour : (a) $\tau = 0.001$ s, (b) $\tau = 0.003$ s et (c) $\tau = 0.006$ s .....	30
Figure 2.5. Signaux de chocs correspondant aux réponses de la figure (2.4) .....	30
Figure 2.6. Signaux d'impacts pour une fréquence de chocs de : (a) 100 Hz, (b) 250 Hz et (c) 500 Hz .....	31
Figure 2.7. Réponses de résonance pour trois fréquences propres : (a) 1500 Hz, (b) 3000 Hz et (c) 5000 Hz .....	32

Figure 2.8. Signaux modélisant deux séries de chocs : (a) De fréquences différentes (50 Hz et 100 Hz), (b) De la même fréquence (100 Hz) .....	33
Figure 2.9. Exemple de deux distributions .....	35
Figure 2.10. Signaux simulant un roulement : (a) Sans défaut, (b) Avec défaut	
Figure 2.11. Signaux modélisant des défauts de roulement avec un SNR : (a) 10%, (b) 20% et (c) 40% .....	37
Figure 2.12. Indicateurs scalaires en fonction du SNR .....	39
Figure 2.13. Indicateurs scalaires en fonction du rapport $S_b(t)/S(t)$ .....	40
Figure 2.14. Signal filtré par Analyse Multirésolution en Ondelettes .....	40
Figure 2.15. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de fréquences : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête, (c) RMS et (d) Valeur crête .....	41
Figure 2.16. Indicateurs scalaires en fonction de la fréquence de chocs .....	42
Figure 2.17. Indicateurs scalaires en fonction de la fréquence propre : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête, (c) RMS et (d) Valeur crête .....	43
Figure 2.18. Indicateurs scalaires en fonction de la fréquence de chocs .....	44
Figure 2.19. Indicateurs scalaires en fonction du temps de relaxation : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête, (c) RMS et (d) Valeur crête .....	45
Figure 2.20. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de points (échantillonnage) .....	46
Figure 2.21. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de chocs .....	47
Figure 2.22. Signaux simulant : (a) Somme de trois sinusoïdes, (b) Bruit blanc Gaussien, (c) Somme des signaux (a) et (b), (d) Impacts à 100 Hz .....	48
Figure 2.23. Valeurs des indicateurs scalaires pour les quatre signaux précédents .....	48

### Chapitre 3

Figure 3.1. (a) Signal somme de trois sinusoïdes : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (b) Son spectre .....	52
Figure 3.2. Echelle de décomposition de la STFT .....	53
Figure 3.3. STFT du signal somme de trois sinusoïdes .....	54
Figure 3.4. Echelle de décomposition par la TOR .....	55
Figure 3.5. Décomposition en cascade en trois niveaux .....	57
Figure 3.6. Ondelette utilisée pour l'analyse de cet exemple, 'db'5 .....	57
Figure 3.7. Détails et approximation issus de l'analyse du signal simulant la somme de trois sinusoïdes .....	58
Figure 3.8. Spectres : (a) De l'approximation A3, (b) Du détail D1 et (c) Du	

détail D2 .....	58
Figure 3.9. Signal simulé .....	59
Figure 3.10. Spectre du signal de la figure (3.9) .....	59
Figure 3.11. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal de la figure (3.10) .....	60
Figure 3.12. (a) Approximation A4 et (b) Détail D4 .....	60
Figure 3.13. (a) Signal original et (b) Signal bruité .....	61
Figure 3.14. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal bruité .....	62
Figure 3.15. Signal de l'approximation 5 (A5) .....	62
Figure 3.16. Signal de chocs bruité .....	65
Figure 3.17. Différents détails et approximations issus de l'analyse multirésolution en ondelettes du signal bruité .....	66
Figure 3.18. Indicateurs scalaires des détails et des approximations .....	66
Figure 3.19. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3) .....	67
Figure 3.20. Signal mesuré sur un roulement défectueux (Roulement Nu 205, N= 710 Tr/min) .....	67
Figure 3.21. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal mesuré .....	68
Figure 3.22. Spectres d'enveloppe de l'énergie des coefficients d'ondelettes des vecteurs ayant le maximum de : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête et énergie .....	68
Figure 3.23. Kurtosis du signal reconstruit en fonction de la fréquence de chocs pour différentes fréquences d'échantillonnage .....	69
Figure 3.24. (a) Signal simulant des chocs à 100 Hz avec une fréquence de résonance égale à 5000 Hz, (b) Son spectre .....	71
Figure 3.25. Signaux reconstruits pour une fréquence maximale de : (a) 10000 Hz, (b) 7000 Hz et (c) 27000 Hz .....	72
Figure 3.26. Kurtosis des signaux reconstruits dans les trois configurations d'auparavant .....	73
Figure 3.27. Kurtosis des signaux avant et après l'application de l'AMRO en fonction du niveau de bruit .....	74
Figure 3.28. Kurtosis des signaux avant et après l'application de l'AMRO en fonction des fréquences parasites .....	74
Figure 3.29. (a) Signal simulé et (b) Son spectre large bande .....	76
Figure 3.30. Kurtosis des signaux filtrés avant et après l'application de	

l'AMRO .....	76
Figure 3.31. (a) Signal reconstruit à partir du signal large bande, (b) signal filtré [1500-3500] Hz et (c) Son signal reconstruit .....	77
<b>Chapitre 4</b>	
Figure 4.1. Matériel utilisé pour la simulation des défauts .....	81
Figure 4.2. Photos de quelques défauts simulés : (a) Petit défaut sur la bague intérieure, (b) Grand défaut sur la bague extérieure, (c) Grand défaut sur la bague intérieure et (e) Défaut sur la bille et la cage .....	82
Figure 4.3. Schéma constitutif du banc d'essais .....	83
Figure 4.4. Photos du banc d'essais .....	84
Figure 4.5. Matériel d'acquisition et de mesure : (a) Accéléromètre, (b) Analyseur des vibrations B&K 2035 .....	84
Figure 4.6. Points de mesures considérés dans la deuxième campagne .....	86
Figure 4.7. Schéma du montage conçu .....	87
Figure 4.8. Schéma du groupe turbo-alternateur et des points de mesure .....	89
<b>Chapitre 5</b>	
Figure 5.1. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz et $F_e=16384$ Hz .....	92
Figure 5.2. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes .....	93
Figure 5.3. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement Nu 205 avec un défaut sur la bague extérieure, $N=12,5$ Hz et $F_e=16384$ Hz .....	94
Figure 5.4. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe de l'énergie des coefficients d'ondelettes .....	94
Figure 5.5. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague intérieure, $N=30$ Hz et $F_e=16384$ Hz .....	95
Figure 5.6. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes .....	96
Figure 5.7. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bille, $N=30$ Hz et $F_e=32768$ Hz .....	96
Figure 5.8. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes .....	97
Figure 5.9. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec deux défauts sur la bague extérieure, $N=50$ Hz et $F_e=65536$ Hz .....	97

Figure 5.10. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes .....	98
Figure 5.11. (a) Kurtosis et (b) Facteur de crête, en fonction de la vitesse de rotation avant et après l'application de l'AMRO. $F_e=16384$ Hz .....	99
Figure 5.12. Taux d'amélioration de la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête en fonction de la vitesse de rotation .....	99
Figure 5.13. RMS en fonction de la vitesse de rotation avant et après AMRO ....	100
Figure 5.14. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour un défaut sur la bague extérieure pour : (a) $N=50$ Hz, (b) $N=30$ Hz et (c) $N=15$ Hz	101
Figure 5.15. (a) Kurtosis et (b) Facteur de crête, en fonction de la fréquence d'échantillonnage avant et après l'application de l'AMRO. $N=50$ Hz .....	102
Figure 5.16. Taux d'amélioration de la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête en fonction de la fréquence d'échantillonnage .....	102
Figure 5.17. RMS en fonction de la fréquence d'échantillonnage avant et après AMRO .....	103
Figure 5.18. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour un défaut sur la bague intérieure pour : (a) $F_e=65536$ Hz, (b) $F_e=32768$ Hz, (c) $F_e=16384$ Hz et (d) $F_e=4069$ Hz .....	104
Figure 5.19. Kurtosis et facteur de crête avant et après l'application de l'AMRO pour un petit et un grand défaut .....	105
Figure 5.20. Signaux d'accélération dans le cas d'un : (a) Petit et (b) Grand défaut. Défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz, $F_e=16384$ Hz .....	106
Figure 5.21. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes dans le cas d'un : (a) Petit et (b) Grand défaut. Défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz, $F_e=16384$ Hz .....	107
Figure 5.22. (a) Signal mesuré sur un roulement 6200 avec un défaut sur la bague extérieure, (b) Son spectre. $F_e=65536$ Hz, $N=50$ Hz .....	108
Figure 5.23. (a) Signal reconstruit à partir du signal large bande, (b) Signal filtré [1000-5000] Hz et (c) Son signal reconstruit .....	109
Figure 5.24. Kurtosis avant et après AMRO calculé dans différentes bandes de fréquences .....	110
Figure 5.25. Kurtosis : (a) Avant AMRO et (b) Après AMRO, en fonction du graissage du roulement. Défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz .....	110
Figure 5.26. Facteur de crête : (a) Avant AMRO et (b) Après AMRO, en fonction du graissage du roulement. Défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz	111

Figure 5.27. Kurtosis et facteur de crête avant et après AMRO calculés à partir de signaux mesurés sur les points 1 et 2 .....	112
Figure 5.28. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour : (a) Point 1 et (b) Point 2 .....	113
Figure 5.29. Signaux reconstruits pour : (a) Point 1 et (b) Point 2 .....	113
Figure 5.30. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la fréquence d'échantillonnage. Défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz .....	120
Figure 5.31. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la vitesse de rotation. Défaut sur la bague extérieure, $F_e= 1024$ Hz .....	120
Figure 5.32. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de ceux mesurés. Défaut sur la bague extérieure .....	120
Figure 5.33. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la fréquence d'échantillonnage. Défaut sur la bague intérieure, $N=50$ Hz .....	121
Figure 5.34. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la vitesse de rotation. Défaut sur la bague intérieure, $F_e= 16384$ Hz .....	121
Figure 5.35. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de ceux mesurés. Défaut sur la bague intérieure .....	121
Figure 5.36. (a) Spectre au point 2 et (b) Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes calculé au point 8 .....	123

## Liste des tableaux

	page
Tableau 1.1. Causes des défauts dans les roulements .....	08
Tableau 1.2. Fréquences d'apparition des défauts de roulements .....	13
Tableau 3.1. Types d'ondelettes adaptées à chaque fréquence de chocs et d'échantillonnage .....	70
Tableau 4.1. Caractéristiques géométriques des roulements utilisés .....	80
Tableau 4.2. Types et gravités des défauts simulés .....	80
Tableau 4.3. Gravités des défauts simulés .....	81
Tableau 4.4. Caractéristiques techniques des éléments constitutifs du banc d'essais et du matériel de mesure .....	83
Tableau 4.5. Facteurs étudiés pendant la première campagne de mesures .....	85
Tableau 4.6. Fréquences caractéristiques des défauts en fonction de la vitesse de rotation .....	85
Tableau 4.7. Facteurs étudiés pendant la deuxième campagne de mesures .....	86
Tableau 4.8. Facteurs étudiés pendant la troisième campagne de mesures .....	88
Tableau 4.9. Caractéristiques géométriques du roulement utilisé (Nu 205) .....	88
Tableau 5.1. Valeurs numériques des paramètres du modèle .....	115
Tableau 5.2. Valeurs du kurtosis calculées et obtenues par le modèle .....	116
Tableau 5.3. Valeurs numériques des paramètres du modèle .....	116
Tableau 5.4. Valeurs du facteur de crête calculées et obtenues par le modèle ....	117
Tableau 5.5. Valeurs numériques des paramètres du modèle .....	118
Tableau 5.6. Valeurs du kurtosis calculées et obtenues par le modèle .....	118
Tableau 5.7. Valeurs numériques des paramètres du modèle .....	119
Tableau 5.8. Valeurs du facteur de crête calculées et obtenues par le modèle ....	120
Tableau 5.9. Kurtosis et facteur de crête avant et après application de l'AMRO pour les points 2 et 8 .....	123

# Introduction générale

Partout autour de nous il y a des signaux qui ne demandent que d'être analysés : tremblements sismiques, voix humaines, images médicales, données financières, music et plus particulièrement les vibrations et les bruits émis par les systèmes mécaniques. L'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier a été depuis longtemps l'outil le plus utilisé pour le traitement des signaux émis par ces systèmes. Cette technique classique demeure désormais limitée du fait que la plupart des signaux contiennent des caractéristiques transitoires ou non stationnaires. Ces caractéristiques sont la partie la plus importante du signal et l'analyse de Fourier n'est pas adaptée pour.

L'utilisation de la transformée en ondelettes dans l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques tend à se généraliser à l'étude de phénomènes précis. En effet, dans plusieurs applications la transformée de Fourier, jadis un outil précieux, était limitée et ne pouvait offrir un résultat satisfaisant, notamment pour les signaux transitoires où la nécessité d'une représentation temps-fréquence est indispensable. L'analyse par ondelettes est devenue un outil d'excellence dans le domaine de la détection temporelle et fréquentielle d'évènements difficilement détectables par d'autres moyens de traitement. En réalité elle est d'un large spectre d'utilisation dans le domaine de l'analyse vibratoire des machines tournantes pour la détection d'éventuels défauts de fonctionnement pouvant toucher le plus souvent des éléments clés comme les roulements et les engrenages. Durant ces quelques dernières années beaucoup de chercheurs, dans ce domaine, ont voulu profiter des plusieurs propriétés de l'analyse par ondelettes telles que la décomposition de signaux, la localisation temporelle et le débruitage. A vrai dire c'est un domaine passionnant, d'actualité et qui ne cesse d'évoluer de jour en jour.

De tout temps le roulement, considéré comme l'élément de machines le plus important, est utilisé dans les mécanismes afin d'assurer un parfait guidage des arbres en rotation. Depuis le roulement de Leonard De Vinci, l'évolution technologique a permis de mettre en place de nouveaux procédés de fabrication : précis, rapides et fiables. Le roulement a subi, par ce fait, de nombreuses évolutions et une large diversité allant des types produits aux domaines d'utilisation. Le roulement, comme tout organe mécanique, est sujet à la dégradation. Malgré

L'évolution de la science des matériaux qui a permis la fabrication de roulements de plus en plus durs, on ne peut éviter cette fin fatale. Cette détérioration peut causer l'arrêt de la machine, voire d'une chaîne de production toute entière. Dans certains cas les conséquences sont nuisibles à l'homme comme dans les installations de production d'énergie par exemple. Comme on ne peut concevoir des roulements incassables, le problème des industriels est de trouver des méthodes de détection de ces défauts permettant une parfaite maîtrise des conditions d'utilisation du roulement, allant d'une détection précoce de l'anomalie au choix de la période optimale d'intervention. Bien que plusieurs méthodes et techniques aient été établies tout au long de ces années, ceci est un rêve qui n'est pas toujours évident.

Cette inquiétude nous a motivé à entamer le présent travail qui se compose de deux parties distinctes. La première, en amont de l'application, porte sur l'utilisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux vibratoires dans la détection des différents défauts engendrés par les roulements, ce qui permet d'améliorer la sensibilité de certains indicateurs conçus préalablement à cet effet et jugés limités. La deuxième est une étude de l'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité de ces mêmes indicateurs.

Le but de cette thèse est d'utiliser des connaissances et des techniques, voire d'en adapter et d'en développer, afin de pouvoir d'une part comprendre et connaître le mécanisme de dégradation des roulements et d'autre part proposer une méthode de détection fiable et robuste et qui permet, elle-même, l'amélioration de la sensibilité d'autres indicateurs de détection. Cet objectif a nécessité une approche théorique, portant essentiellement sur l'étude et l'optimisation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs ainsi que l'optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes, et une approche expérimentale visant la validation de ces optimisations et l'étude de l'influence de plusieurs paramètres qu'on ne peut simuler. L'étude expérimentale sera entamée sur deux types de roulements très utilisés dans la conception des machines tournantes : à billes à contact radial et à rouleaux cylindriques.

La thèse est organisée de telle sorte d'offrir, en plus des différents résultats de simulation et d'expérience, un support théorique considérable à chaque fois que nécessité oblige, en s'efforçant de donner plus amples explications par des exemples réels tirés à partir de nos propres signaux mesurés. En réalité ce domaine est un axe de recherche nouveau en Algérie, peu de travaux ont été réalisés sans toutefois une

vraie optimisation, encore moins une confrontation entre simulation et expérience. Nous ne prétendons pas être les pionniers dans ce domaine mais quelques informations, voire d'explications en plus, nous semblaient parfois indispensables. La thèse comportera donc six chapitres : un chapitre de synthèse bibliographique, deux chapitres d'étude, d'optimisation et de simulation numérique, deux chapitres de validation expérimentale et un chapitre de conclusion générale. Le chapitre 1 donnera, à sa fin, plus d'informations sur la contenance de ces chapitres.

# Chapitre 1 : Notions générales et synthèse bibliographique

1. Introduction
  - 1.1. Importance de la maintenance d'équipements industriels
  - 1.2. Politiques de maintenance
  - 1.3. Approche de maintenance conditionnelle
  - 1.4. Défauts rencontrés sur les roulements
2. Outils de base de détection des défauts de roulements
  - 2.1. Influence d'un défaut sur le signal vibratoire
  - 2.2. Analyse spectrale
  - 2.3. Analyse d'enveloppe
  - 2.4. Analyse cepstrale
  - 2.5. Analyse statistique
  - 2.6. Analyse par ondelettes
3. Synthèse bibliographique
4. Pose du problème

---

## 1. Introduction

*«Ne pas prévoir c'est déjà gémir», disait Léonard De Vinci il y a plusieurs siècles. Cette notion, bien qu'elle soit ancienne, est le concept fondamental de la maintenance moderne. Mechin [Mec 05\_a], dans sa préface du traité de maintenance dans l'ouvrage Techniques de l'Ingénieur, va encore plus loin dans l'antiquité pour remonter les origines de la notion maintenance à l'époque où on fabriquait des objets. L'ouvrage de Aquae Ductu Rubis Romae écrit par Sextus Julius Frontinus en 99 après Jésus-Christ, est peut être la plus vieille référence de la maintenance moderne décrivant l'exploitation et l'entretien du réseau des eaux de la ville de Rome. Bien que le terme maintenance ne fût apparu qu'aux années 50 aux USA remplaçant la notion d'entretien, ce métier est donc l'un des plus vieux au monde [Pri 76]. Ce chapitre contient une étude bibliographique sur la maintenance des installations et des machines, une attention particulière est réservée à la*

*maintenance conditionnelle par analyse vibratoire. A ce propos, les différentes méthodes et techniques déjà utilisées et celles toujours en voie de développement, seront présentées. Nous donnerons, pour chaque technique citée, un exemple réel traité à partir de signaux mesurés.*

### **1.1. Importance de la maintenance d'équipements industriels**

Depuis la fin de la deuxième guerre mondiale la machine industrielle tourne à une cadence infernale afin de rétablir ce que cette guerre a démoli. Les besoins de l'homme en produits de consommation divers ont augmenté et se sont amplifiés d'une année à l'autre. La complexité et le coût croissant des appareils de production ont entraîné une forte augmentation de leur intensité d'utilisation, mettant en évidence le besoin d'une bonne maintenance afin d'assurer une meilleure performance des installations et machines.

Le développement, qui ne cesse d'accroître, des moyens de production et les notions de qualité des produits ont nécessité la mise en place de plusieurs outils de maintenance moderne. Les études de fiabilité, de maintenabilité ou de disponibilité, les méthodes et techniques de maintenance, la gestion de la maintenance assistée par ordinateur et les outils modernes de la prédiction, ont largement succédé à notre vieil entretien simple.

L'enjeu, bien qu'il apparaisse technique, est beaucoup plus économique, notion qui est présente dans la définition même de la maintenance. Pour consommer il faut produire, et pour produire il faut conserver au maximum le potentiel de production avec le minimum coût possible. La maintenance est donc une fonction importante et intégrée dans la vie de l'entreprise et comme Monchy [Mon 95] le décrit, *le maintenicien est un homme de contact*, faisant illusion aux diverses interfaces que la maintenance peut avoir avec les différentes structures de l'entreprise.

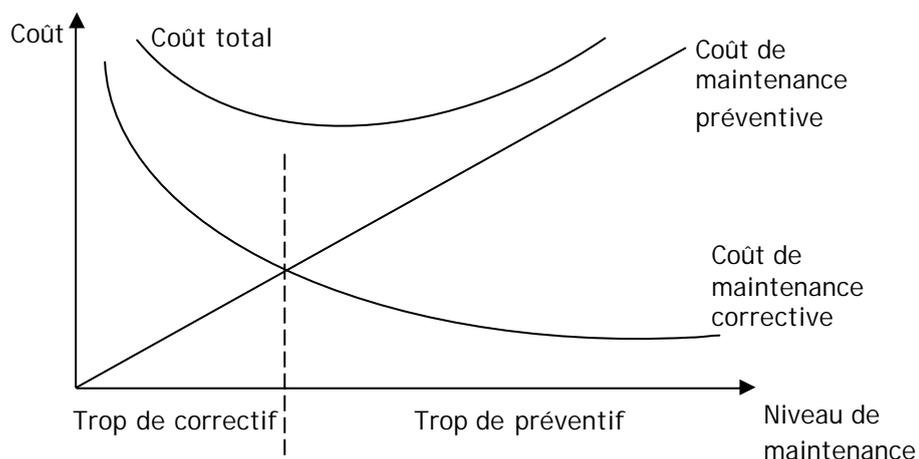
### **1.2. Politiques de maintenance**

Choisir entre un type ou un autre de maintenance est une question cruciale, ceci constitue la stratégie de maintenance le plus souvent appelée *politique de maintenance*. Selon Mechin [Mec 05\_b] une stratégie de maintenance doit être fondée sur :

1. La connaissance technologique des biens concernés;
2. Leurs conditions d'exploitation dans le système productif;

3. Leur criticité dans le processus de production;
4. Les coûts directs et indirects engendrés.

En général, et ceci depuis les premières normes de maintenance, les politiques peuvent être classées en deux catégories : la première est une maintenance *exécutée après la détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise*, appelée *maintenance corrective*. La deuxième est une maintenance *destinée à réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation du fonctionnement d'un bien*, appelée *maintenance préventive*. Le choix entre ces deux politiques est un mélange harmonieux entre *préventif* et *correctif* afin de minimiser le coût total de maintenance. En effet selon la figure (1.1) un manque d'entretien va provoquer beaucoup d'incidents et donc beaucoup de correctif, tandis que beaucoup de préventif va faire augmenter le coût total [Mor 05].



**Figure 1.1. Optimisation de la politique de maintenance**

Les études de fiabilité, exprimées le plus souvent par des modèles mathématiques, permettent de connaître exactement la *probabilité d'avoir une avarie entre un temps  $t$  et  $t+dt$* , appelée *taux de défaillance*. L'allure du taux de défaillance sur toute la durée de vie du matériel a une forme en baignoire selon la figure (1.2) et sa courbe peut alors être classée en trois grandes périodes; jeunesse, maturité et vieillesse. A titre de prévention, des contrôles très renforcés seront appliqués au cours de la première période. En maturité, considérée comme la plus grande période de vie d'un matériel, on appliquera les deux formes de maintenance. Quant à la période de vieillesse, il faut à tout prix surveiller le matériel, une maintenance préventive spécifique (qu'on notera plus loin *conditionnelle*) sera appliquée [Lyo 92]. Dire maintenance préventive met immédiatement à l'esprit des

opérations réalisées selon un échéancier établi en avance selon les unités d'usage, ceci ne constitue en réalité qu'une de ses formes appelée *maintenance systématique*. La deuxième est une maintenance préventive réalisée sur la base d'indicateurs de l'état du bien, tels que les vibrations, le bruit, la température et la pression, appelée *maintenance conditionnelle*, qui se montre donc comme une maintenance que l'on réalise uniquement lorsque l'état du bien le nécessite.

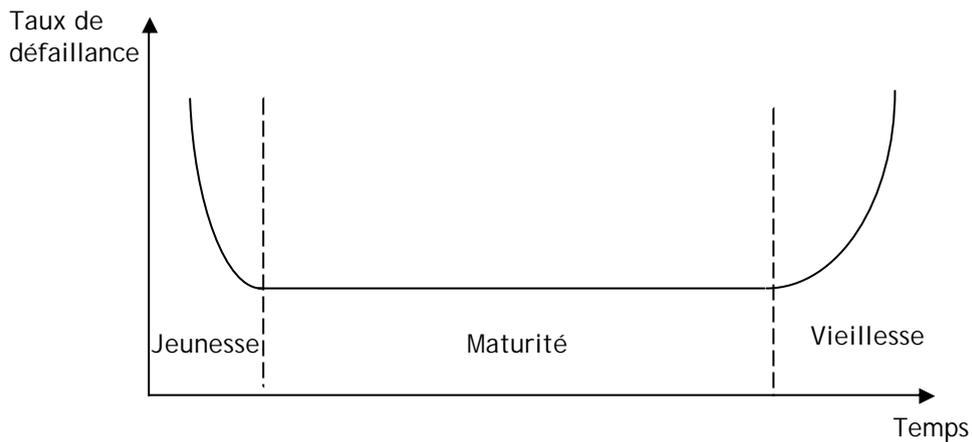


Figure 1.2. Périodes de vie d'un matériel (courbe en baignoire)

### 1.3. Approche de maintenance conditionnelle

En réalité les surcharges d'utilisation des matériels peuvent entraîner des défaillances précoces bien avant la date optimale prévue par l'échéancier, ceci constitue une sérieuse limite de la maintenance préventive systématique. C'est pourquoi pour les systèmes mécaniques où la sécurité est de grande importance, la maintenance conditionnelle est appliquée [Bre 02]. Le principe de cette maintenance est d'intervenir lorsqu'un seuil prédéfini d'un indicateur est atteint. Bien que le problème de ce type soit la prédéfinition de ces seuils, plusieurs méthodes et techniques sont utilisées et constituent actuellement le pilier d'une stratégie de maintenance moderne.

Les mesures de température et de pression permettent un suivi et donc une surveillance permanente de l'état de l'installation. En les comparant à des seuils prédéfinis, elles permettent un verdict rapide sur l'état de fonctionnement entraînant l'arrêt de tout le système si besoin est. Le problème de cette technique est le fait qu'elle ne permet pas de savoir l'origine du problème, ni d'ailleurs un diagnostic précis. L'analyse des lubrifiants permet la mesure de la teneur en polluants de l'huile issus de la dégradation des pièces mécaniques (présence de métaux ferreux ou non ferreux) ou représentatifs d'un type de fonctionnement

(résidus de combustibles, produits de combustion) [Duc 05]. C'est donc un bon indicateur de la présence d'une avarie, mais pas de sa(s) origine(s) car les particules, détectées le plus souvent par une spectrométrie, peuvent provenir de n'importe quelle pièce du système. Malgré cette limite, l'analyse d'huile reste très utilisée notamment dans les moteurs thermiques. Enfin l'analyse vibratoire est sans doute la technique la plus fiable car elle permet la détection et le diagnostic à la fois. Dans les conditions normales toutes les machines vibrent et ont donc une *signature vibratoire* particulière. Une première manifestation physique d'une anomalie, cause potentielle d'une panne, produit une modification dans cette signature. Par conséquent les images vibratoires des principaux défauts qui peuvent parvenir sur une machine ont été définies tout au long de ces dernières années [Mor 92]. Ainsi est fondée cette approche qui, profitant du magnifique développement des techniques de traitement de signal, constitue aujourd'hui le moyen le plus efficace permettant la détection, le diagnostic voire la prédiction.

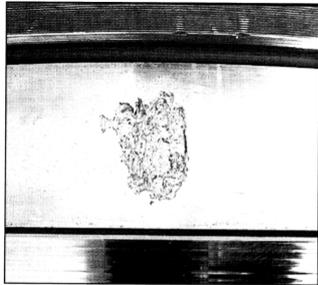
#### 1.4. Défauts rencontrés sur les roulements

En effet 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. D'après les statistiques [Bre 02], les roulements sont dans 19% des cas la cause de la défaillance de la machine. En réalité il est rare que le roulement lui-même soit mis en cause lors d'une défaillance prématurée. Selon des statistiques SNR [SNR 04], dans 90% des cas les causes sont à chercher dans des éléments extérieurs qu'on peut d'ailleurs résumer dans le tableau (1.1).

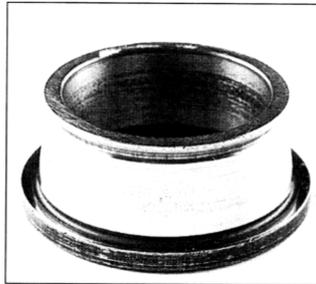
Cause du défaut	%
Lubrification inadaptée (choix des lubrifiants, quantité, fréquence de lubrification, ...etc.)	70%
Pollution (poussière, détergents, liquides, ...etc.)	18%
Montage incorrect (brutal, jeu, désalignement, échauffement excessif, ...etc.)	10%
Fatigue (charge, contraintes)	2%

Tableau 1.1. Causes des défauts dans les roulements

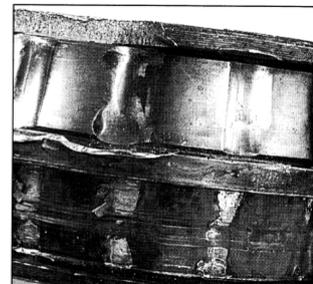
Selon SNR [SNR 04] il y a onze aspects des principales détériorations des roulements. Pour chaque défaut cité, nous présentons sur la figure (1.3) une photo correspondante.



1 Ecaillage de fatigue



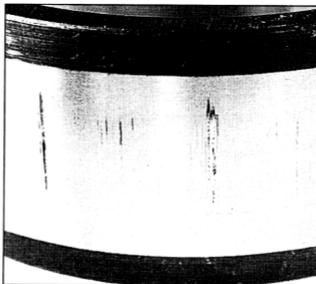
2 Ecaillage superficiel



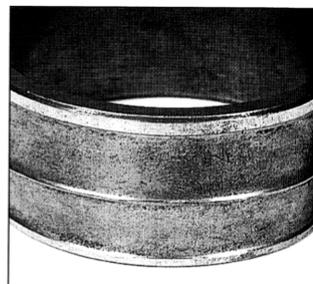
3 Grippage



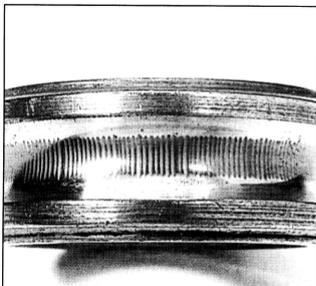
4 Empreintes par déformation



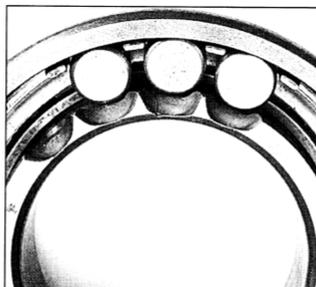
5 Faux effet BRINELL



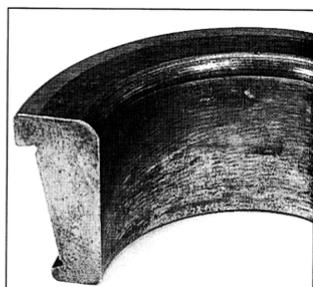
6 Usure



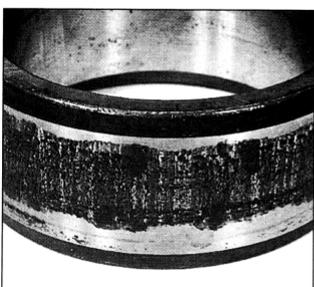
7 Cratères et cannelures



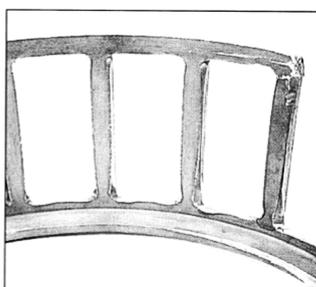
8 Coups, fissures, cassures



9 Corrosion de contact



10 Corrosion



11 Détérioration des cages

Figure 1.3. Principaux aspects de la détérioration des roulements. Photos SNR

1. **Ecaillage de fatigue** : Présent sous forme de fissuration et enlèvement de fragment de matière.
2. **Ecaillage superficiel** : Taches en surface provenant d'arrachement superficiel de métal.
3. **Grippage** : Echauffement violent, déformation des corps roulants, laminage du métal.
4. **Empreintes par déformation** : Empreintes sur les pistes et les corps roulants.
5. **Faux effet Brinell** : Enlèvement de matière par abrasion au niveau des points de contact internes du roulement.
6. **Usure** : Usure généralisée des corps roulants, des pistes et des cages, teinte grise.
7. **Cratères et cannelures** : Piqûres à bord net ou succession de plages étroites parallèles, liées à un passage de courant électrique.
8. **Coups, fissures, cassures** : Chocs violents, enlèvement de matière en surface, fissures, rupture des bagues.
9. **Corrosion de contact** : Coloration rouge ou noire sur les surfaces d'appui du roulement, dans l'alésage et sur le diamètre extérieur.
10. **Corrosion** : Oxydation localisée ou généralisée, à l'extérieur ou à l'intérieur du roulement.
11. **Détérioration des cages** : Déformation, usure, rupture.

Des statistiques plus précises montrent que 90% des défauts de roulements sont dus 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.

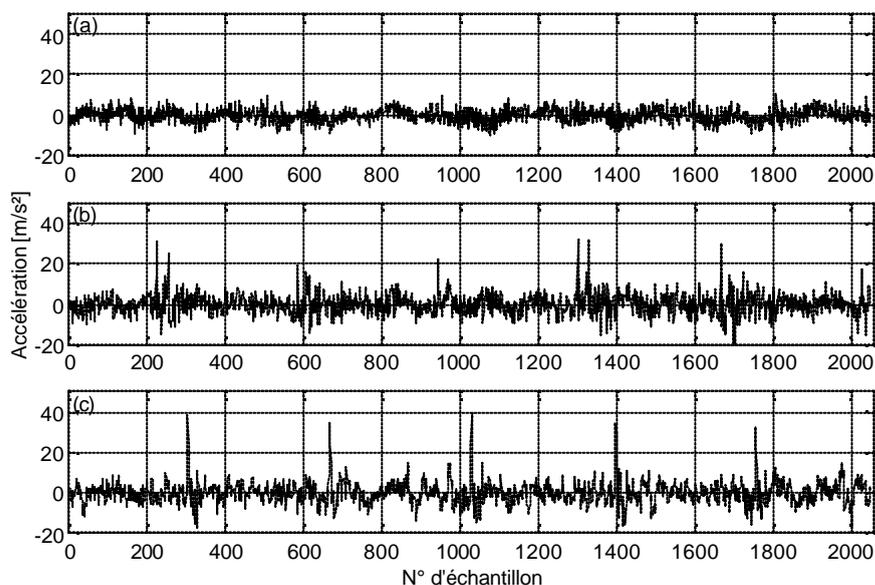
## 2. Outils de base de détection des défauts de roulements

### 2.1. Influence d'un défaut sur le signal vibratoire

Le signal vibratoire mesuré sur une machine tournante contient toutes les informations sur son *état de santé*. Les grandeurs mesurées sont le déplacement, la vitesse ou l'accélération le plus souvent utilisée pour les roulements. Ce signal est donc la signature vibratoire caractéristique de la machine ou de chacun de ces éléments. Lors de l'apparition d'un défaut sur le roulement cette signature est modifiée, en effet une impulsion se produit à chaque passage de l'élément roulant sur le défaut, le signal résultant est donc un signal modulé typique de chocs

périodiques dont la période est fonction de la nature du défaut (bague ext. ou int.). Pour les défauts dus à la détérioration de l'élément roulant cette périodicité n'est pas toujours évidente à cause de son roulement chaotique, encore moins évidente pour les défauts de cage qui n'induisent pas forcément des chocs périodiques.

Malheureusement ces impulsions sont souvent noyées dans le bruit aléatoire ainsi que les autres composantes de la machine notamment lorsque le défaut est naissant, alors que 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 saint, 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'essais et tournent à 30 Hz. Des impulsions, inexistantes dans le cas sans défaut, commencent à naître pour le cas du petit défaut et s'accroissent pour celui de grande gravité.



**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. (Roulements 6200, N=30 Hz)**

Rares sont les cas où on peut détecter le défaut directement à partir du signal temporel comme c'est le cas pour les signaux de la figure (1.4), c'est pour cette raison qu'on a généralement recouru à l'analyse des fréquences contenues dans le signal, appelée *analyse spectrale*.

## 2.2. Analyse spectrale

C'est sans doute la technique la plus ancienne, ses bases mathématiques remontent au dix septième siècle suite aux travaux de Sir Isac 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 Tuky 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 :

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

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

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

Cette transformée est calculée à partir d'un signal de  $N_e$  points, le vecteur obtenu possède  $k$  points. La résolution du spectre est de  $k/N_e$ . 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 [Mor 92]. Interpréter un pic sur un spectre nécessite donc le maximum d'informations sur la cinématique ainsi que les différents organes constitutifs. 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. Une présence 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	$BPFO = \frac{nN}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos a\right)$
Bague intérieure	$BPFI = \frac{nN}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos a\right)$
Elément roulant	$BPF = \frac{DN}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 a\right)$
Cage	$CF = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos a\right)$

**Tableau 1.2. Fréquences d'apparition des défauts de roulements**

Avec BPFO: Ball Passing Frequency Outer race, BPFI: Ball Passing Frequency Inner race, BPF: Ball Passing Frequency, CF: Cage Frequency, N étant la vitesse de rotation en Hz, D le diamètre moyen du roulement en mm, n le nombre d'éléments roulants et d leur diamètre en mm,  $\alpha$  représente enfin l'angle de contact en degré. 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 correspondant 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 (1.5) 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, on applique ainsi la détection par la *méthode d'enveloppe*.

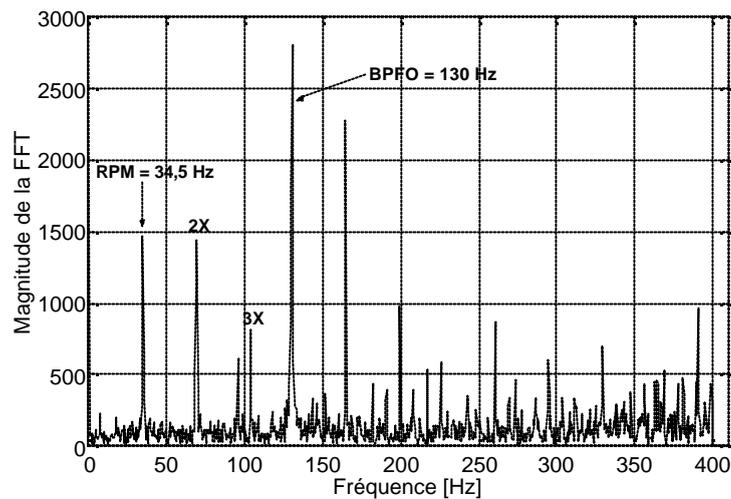


Figure 1.5. Spectre d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure. (Roulement Nu 205,  $N=34,5$  Hz)

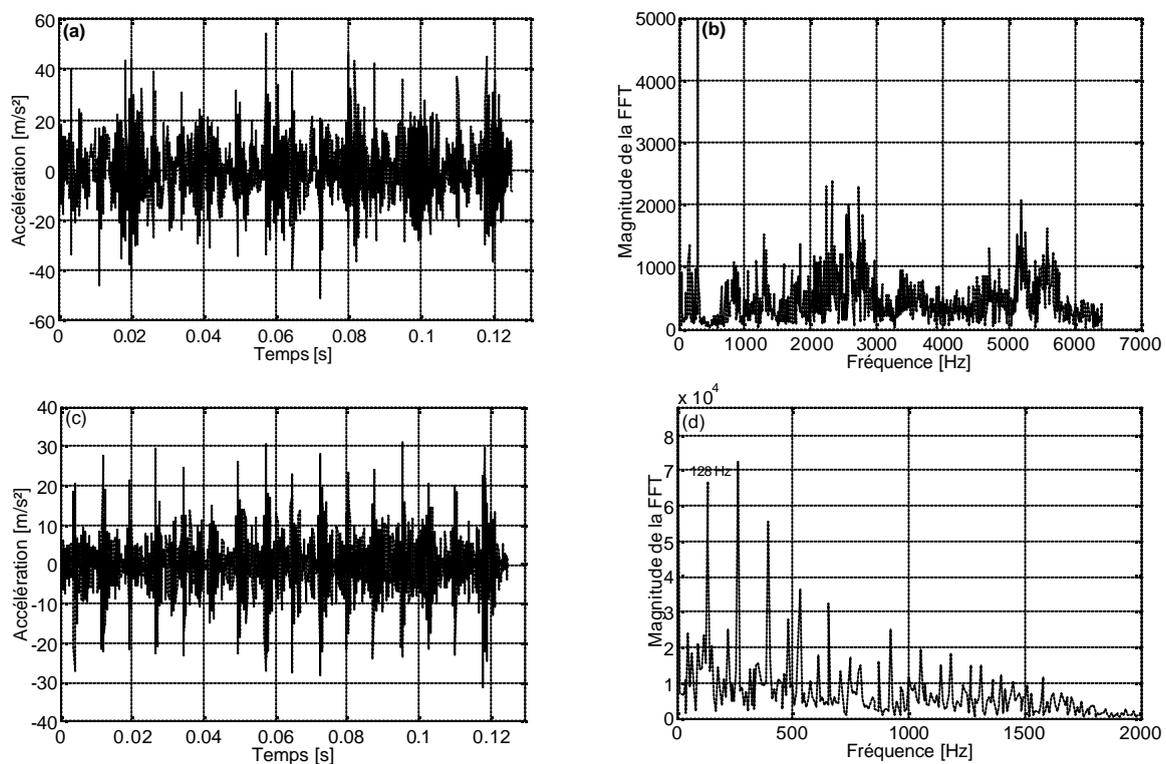
### 2.3. Analyse d'enveloppe

Les défauts de roulements génèrent dans la majorité des cas des chocs périodiques sur une durée très courte à l'inverse des défauts de type sinusoïdal (balourd, mésalignement, ...etc.) dont la période est beaucoup plus longue [Bou 05]. Ces chocs excitent les résonances du système dans les hautes fréquences et se traduisent sur le spectre par la présence de bosses ou de bandes latérales autour de ces fréquences. Un phénomène de modulation d'amplitude à la fréquence de résonance se produit.

Une première solution consiste à la démodulation de la réponse à ces résonances afin d'isoler les fréquences des forces excitatrices. Ainsi a vu le jour une méthode, qui se classe parmi les techniques de traitement de signal les plus performantes, appelée *analyse d'enveloppe* dont les fondements remontent aux travaux de MacFadden [Mac 84\_a] qui lui a donné le nom de *High Frequency Resonance Technique (HFRT)*. Tout au long de ces dernières années elle a été largement utilisée et permettait une détection précoce [Tan 99]. Dans une étude de cas, elle a permis de distinguer entre une défaillance d'un roulement d'un simple manque de graissage, bien que dans les deux cas l'amplitude fût très élevée et des chocs sont induits [Bou 05]. Pratiquement l'analyse d'enveloppe consiste à filtrer le signal mesuré par un filtre passe-bande autour d'une des résonances du système. Le signal filtré est ensuite traité par la transformée de Hilbert. On applique ensuite la transformée de Fourier inverse pour obtenir l'enveloppe qui sera le plus souvent traitée par la FFT

pour obtenir enfin le *spectre d'enveloppe*. Toutefois, il est tout à fait possible de calculer un spectre directement à partir du signal issu de la transformée de Hilbert.

Le problème de cette technique réside dans le choix du type du filtre à utiliser. Lin [Lin 02] a montré que le filtre de Chebychev permet d'avoir de meilleurs résultats par rapport à d'autres filtres comme celui de Butterworth. Rappelons aussi que le filtrage passe-bande nécessite la connaissance au préalable des fréquences de résonance du système, ce qui n'est pas toujours évident à déterminer à partir du spectre large-bande. La figure (1.6) montre l'exemple d'une analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux. Le roulement, du type 6200, est monté sur un banc d'essais et tourne à 50 Hz. Ni le signal mesuré, ni d'ailleurs le spectre, ne 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 la fréquence d'un défaut sur la bague extérieure (128 Hz) ainsi que certaines de ses harmoniques, ce qui indique que le bruit est filtré avec un rapport signal/bruit (SNR) très significatif.



**Figure 1.6. Démarche d'une 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. (Roulement 6200, N=50 Hz)**

## 2.4. Analyse cepstrale

Cette technique, bien qu'elle soit utilisée beaucoup plus pour la détection des défauts d'engrenages, a été aussi utilisée pour les roulements. Fondée sur les travaux de Randall [Ran 81], [Ran 82], elle consiste à calculer un vecteur appelé *cepstre*, verlan du mot *spectre*, qui représente la transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre.

$$C(\tau) = TF^{-1}[\log(S(f))] \quad (3)$$

$\tau$  est la variable définissant les périodicités dans le domaine pseudo-temps que représente le cepstre, appelée *quéfrence* suivie de ses *rhamoniques*.

Alors que le spectre permet de visualiser les différentes périodicités contenues dans un signal, le cepstre permet lui de retrouver d'éventuelles périodicités dans un spectre [Bou 05]. Cette technique a été très utilisée pour les défauts de type chocs périodiques 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 [Cous 04]. La figure (1.7) représente le cepstre calculé à partir d'un signal mesuré sur un roulement du type 6200 monté sur un banc d'essais et tournant à 50 Hz. Sur ce cepstre apparaissent des pics dont l'espacement des quéfrences 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.

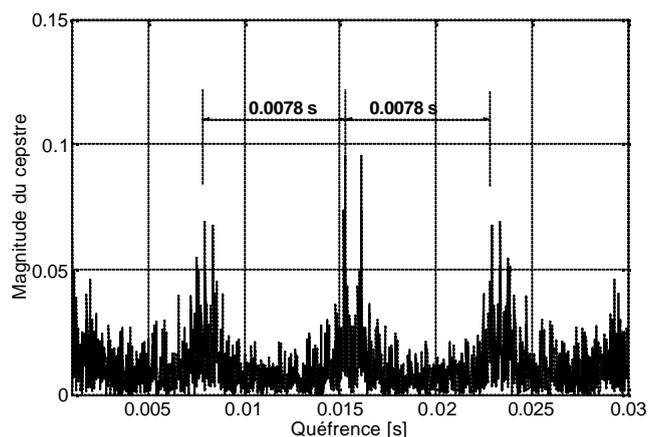


Figure 1.7. Cepstre d'un roulement défectueux. (Roulement 6200, N=50 Hz)

## 2.5. Analyse statistique

Rappelons, avant de parler de l'analyse statistique, qu'il est tout à fait possible dans le cadre d'une surveillance permanente par des indicateurs globaux, d'utiliser

l'accélération, la vitesse ou encore le déplacement. D'autres paramètres ont été largement utilisés, tels que le RMS (*Root Mean Square*), la valeur crête ou encore l'énergie vibratoire, désormais sans beaucoup de succès [Tan 99].

En effet ces indicateurs n'ont pas une signification particulière sur l'état du roulement, de ce fait ils ne peuvent donc être des indicateurs d'une dégradation, par contre leur évolution dans le temps peut avoir une signification sur l'aggravation du défaut. De nouveaux indicateurs scalaires sont alors utilisés inspirés à partir du RMS et de la valeur crête. Le facteur de crête et le kurtosis sont actuellement les indicateurs scalaires les plus fiables. Utilisés pour la détection des défauts induisant des forces impulsives périodiques, ils ont donné de meilleurs résultats notamment pour la détection des défauts de roulements et d'engrenages [Tan 99].

En partant du fait que la distribution des amplitudes pour un signal sans défaut est Gaussienne et que le kurtosis d'une distribution Gaussienne est égale à trois, ce dernier est un indicateur d'une dégradation s'il dépasse cette valeur, qui d'ailleurs est égale à six pour le facteur de crête. En effet, un défaut va induire des chocs sur le signal temporel modifiant la Gaussienneté des amplitudes, le signal n'étant plus Gaussien, le kurtosis affiche des valeurs supérieures à trois ou encore six pour le facteur de crête.

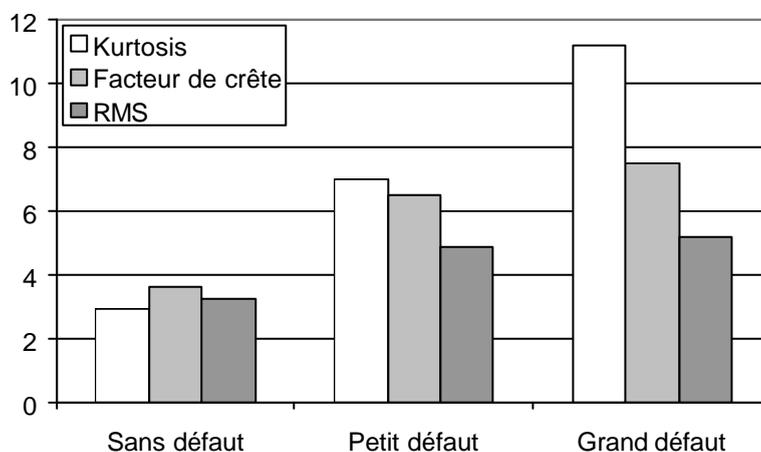


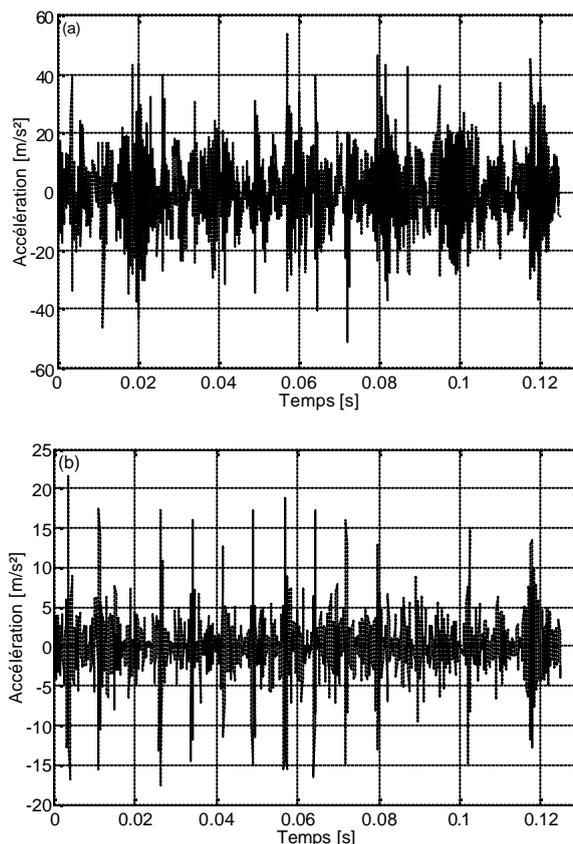
Figure 1.8. Valeurs des indicateurs scalaires des signaux de la figure (1.4)

La figure (1.8) montre les valeurs des indicateurs scalaires (RMS, kurtosis et facteur de crête) pour les signaux de la figure (1.4). Pour le signal sans défaut les valeurs du kurtosis et du facteur de crête sont au dessous des seuils indicatifs. Pour celui avec un petit défaut, le kurtosis l'a tout de suite détecté contrairement au

facteur de crête. Enfin pour celui avec un grand défaut, le kurtosis affiche une valeur très importante indiquant un état de dégradation très avancé du roulement.

## 2.6. Analyse par ondelettes

L'analyse par ondelettes est une méthode de traitement de signaux récente qui a fait l'objet de plusieurs applications pour la détection des défauts de roulements. Venant combler les limites de l'FFT, elle est adaptée spécialement pour l'analyse des signaux transitoires. Elle est toujours un domaine de recherche d'actualité dans plusieurs secteurs. En réalité nous n'allons pas dire plus sur cette technique car une présentation plus détaillée de son concept, ses fondements mathématiques, ses propriétés ainsi que son optimisation sera donnée au chapitre 3. En plus, une synthèse bibliographique des articles publiés dans ce contexte sera présentée plus loin dans ce chapitre.



**Figure 1.9. Signaux d'un roulement défectueux : (a) Avant l'analyse en ondelettes et (b) Après l'analyse en ondelettes**

A titre d'exemple, la figure (1.9) montre le traitement en ondelettes du même signal de la figure (1.6.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.

### 3. Synthèse bibliographique

Les méthodes modernes de détection des défauts de roulements peuvent être classées, selon leur espace de traitement, en méthodes temporelles et fréquentielles. En réalité ces méthodes sont complémentaires car on a toujours besoin d'une représentation fréquentielle du défaut tout en ayant une vue temporelle sur sa manifestation.

En temporel, l'apport considérable du kurtosis et du facteur de crête dans l'identification des forces impulsives périodiques a été démontré dans l'article de Pachaud [Pac 97]. Celui-ci représente en réalité la première vraie application de ces indicateurs, mettant en évidence leurs propriétés et limitations sur un modèle théorique relativement simple validé sur plusieurs illustrations expérimentales réalisées sur des roulements et des engrenages. L'influence du filtrage passe-bande sur la sensibilité des indicateurs scalaires, notamment le kurtosis, a été démontrée. Le plus important c'est sa sensibilité à la vitesse de rotation contrairement à ce que d'autres chercheurs l'ont antérieurement mentionné. Les travaux de Pachaud avec ceux de Boulenger ont fait l'objet d'un ouvrage de référence dans ce domaine [Bou 98]. L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête a été étudiée prouvant la grande supériorité du kurtosis. Heng [Hen 98] a entamé une étude portant sur l'utilisation de la pression acoustique et des vibrations pour la détection des défauts de roulements en utilisant d'autres paramètres statistiques, hormis le kurtosis et le facteur de crête, tels que les fonctions Bêta a et b. En plus d'une confrontation intéressante entre bruit et vibrations, la vitesse de rotation et le type du défaut ont également été étudiés. L'étude a révélé qu'il n'y a aucun intérêt à utiliser les fonctions bêta comparé au kurtosis et au facteur de crête qui se sont avérés plus sensibles.

Le signal vibratoire mesuré est en réalité constitué du bruit aléatoire et des autres composantes de la machine, ceci rend les indicateurs scalaires limités. Pour améliorer leur sensibilité, une première approche tend à débruiter le signal de toutes ses composantes aléatoires pour ne garder que celles utiles. Les premières méthodes de débruitage remontent aux travaux de Window qui proposa la méthode ANC (*Adaptive Noise Cancellation*), plusieurs applications ont été élaborées dans des

domaines divers : mécanique, médecine ou encore la télécommunication. Dans le domaine de la détection des défauts de roulements, le filtrage adaptif a été utilisé premièrement par Chatuverdi [Chat 82]. En réalité l'approche de ce type de filtrage repose sur une soustraction du signal bruit du signal global mesuré, de ce fait le filtrage adaptif nécessite deux signaux. Le premier signal est mesuré par un accéléromètre localisé le plus près possible de la source, donc sur le roulement. Le deuxième, appelé entrée de référence, est mesuré par un accéléromètre localisé dans le champs du bruit quant le signal du défaut est indétectable. Ce type de filtrage a été repris par Khemili [Khe 05] qui l'a comparé à un autre type de filtrage adaptif et appliqué sur deux types de défauts : sur la bague intérieure et extérieure. Le gain de filtrage, quantifié par le SNR des signaux bruts et filtrés, a été considérable. Récemment, Shao [Sha 05] a jumelé le filtrage adaptif au débruitage par ondelettes pour former une méthode de débruitage mixte. Les résultats obtenus, quantifiés par le kurtosis des signaux de roulements défectueux, montrent la validité de cette méthode par rapport à l'une ou l'autre des méthodes seule.

La soustraction spectrale, qui permet d'isoler le signal utile du bruit par une analyse et synthèse par transformée de Fourier à court terme, offre une autre alternative d'un débruitage efficace des signaux vibratoires. Préalablement utilisée par Cai [Cai 94] pour le débruitage des signaux de chocs, elle a été reprise par Dron [Dro 03], [Dro 04] pour le débruitage des signaux de roulements défectueux. Dans ces deux travaux, les auteurs ont optimisé quelques paramètres d'analyse notamment le nombre de blocs de la STFT et le facteur d'oubli. Le kurtosis et le facteur de crête ont été utilisés, à la fois, en tant que critères d'optimisation et d'évaluation du gain apporté par la soustraction spectrale. Les résultats ont montré que l'application de cette méthode est d'autant plus efficace dans les bandes étroites aux hautes fréquences, permettant ainsi la détection de défauts naissants qui ne peuvent être détectés par un filtrage passe-bande ou par son application sur un signal large bande. Fondée sur les travaux de Dron, une application industrielle intéressante de cette technique a été réalisée par Bolaeres [Bol 04], celle-ci a permis la localisation d'un défaut de bille sur un roulement d'une machine de production.

Le débruitage par ondelettes est une technique qui a été très utilisée ces dernières années pour la détection des défauts de roulements. Fondé sur les travaux de Donoho [Don 95] et basé sur la décomposition en ondelettes discrète, il a été repris par plusieurs autres chercheurs notamment par Jing [Jin 00] qui proposa une méthode basée sur l'ondelette de Morlet et qui, appliquée sur les roulements et les

engrenages, a permis des résultats meilleurs que ceux obtenus par la méthode de Donoho. Récemment, cette méthode a été optimisée par Hai [Hai 06], celui-ci a utilisé le kurtosis pour le choix optimal du facteur de forme  $\beta$  entrant dans l'opération de débruitage établi par Donoho. Il a aussi 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.

En fréquentiel, la transformée en ondelettes est sans doute le successeur légitime de la transformée de Fourier jugée limitée notamment pour les signaux transitoires. En réalité plusieurs travaux, portant sur l'application de l'analyse en ondelettes pour la détection des défauts de roulements, ont été développés. En sa version continue, l'analyse en ondelettes a été utilisée par Sun [Sun 02] pour la détection des singularités, dans le signal vibratoire, dues aux défauts. Dans cet article, cette singularité signe d'un défaut potentiel, est détectée à travers tous les échelles de la transformée en ondelettes continue CWT. En modifiant le module maximal de l'intensité de la CWT, la signature du défaut est mise en évidence. 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. Nikolaou [Nik 02\_a] a également 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 un autre article, Peter [Pet 00] a constaté que dans le cas d'un défaut l'énergie maximale des coefficients d'ondelettes, issus de la CWT d'un signal vibratoire, correspond à la fréquence d'apparition de celui-ci. La correspondance en temps a permis par la suite de confirmer l'aspect impulsif de cette composante fréquentielle.

La CWT a été souvent comparée à d'autres méthodes de traitement prouvant d'un côté sa supériorité. Dans l'article de Rubini [Rub 01], elle a été comparée à la méthode d'enveloppe. Appliquée sur trois types de défauts de roulements, elle 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. Dans l'article de Boltezar [Bol 02] elle a été comparée à la transformée de Fourier à court terme STFT, faisant une distinction claire entre un défaut de roulement, un balourd et une fragmentation de matière. Face à trois autres méthodes basées sur l'analyse bispectrale dans [Yan 02], elle a encore une fois prouvé son efficacité et sa grande supériorité pour la détection de défauts de roulement dans un moteur à

induction. Dans ce même article le processus de détection a été automatisé par l'implantation d'un réseau de neurones (ANN).

En sa version discrète (DWT), la transformée en ondelettes a pris un autre tournant notamment après l'algorithme en cascade (nommée aussi analyse multirésolution) établi par Mallat en 1989 [Mal 89], ouvrant la porte à une large utilisation dans le domaine de la détection des défauts de roulements. James [Jam 96] et Liang [Lia 97] l'ont appliqué pour la détection d'un défaut de bague extérieure et de cage mais sans toutefois une argumentation claire car la signature des défauts simulés était déjà visible sur les signaux mesurés. L'article de Brabakhar [Bra 02] représente l'un des rares articles où la DWT fut appliquée sur la majorité des défauts, simples et multiples, pouvant toucher un roulement. Les résultats ont montré le grand avantage d'utiliser la DWT comparée à la FFT qui s'est montrée inefficace notamment pour un défaut sur la bague intérieure. Dans ce travail la décomposition en ondelettes a permis la sélection du détail ou de l'approximation les plus significatifs du défaut. Lou [Lou 04] a utilisé la DWT pour définir des signatures vibratoires de roulements sains et endommagés qu'il a ensuite employé pour l'entraînement d'un réseau de neurones. Récemment, cette technique a été reprise par Purushotham [Pur 05] sans beaucoup de changement par rapport aux travaux précédents, voire la même approche développée dans l'article de Brabakhar [Bra 02].

La généralisation de la DWT a donné naissance à la transformée par paquet d'ondelettes souvent notée WPT. Initialement utilisée par Walczak [Wal 97] pour la suppression du bruit dans un signal, elle a été reprise par Nikolaou [Nik 02\_b]. Dans cet article l'auteur a présenté une application intéressante de cette technique sur les signaux de roulements défectueux ainsi qu'une optimisation de plusieurs paramètres d'analyse, notamment le nombre de niveaux et le vecteur optimal de la décomposition basé sur l'énergie. Il a par la suite calculé les spectres du carré d'énergie pour aboutir à la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague extérieure et intérieure.

La CWT et la DWT ont été souvent combinées à un réseau de neurones permettant une détection automatique des défauts. En effet un réseau de neurones permet, à partir de certaines données de références, une interprétation voire même une détection et un diagnostic. La difficulté d'interprétation, la diversité des indicateurs, le nombre important des informations à mémoriser et des installations à maintenir dépassent largement les capacités naturelles de l'homme rendant la

fonction de détection très difficile. Le principe de ces réseaux et de résonner comme un être humain, leur immense capacité de stocker toutes ces informations les place comme un outil très fiable. Durant ces dernières années, beaucoup d'applications des réseaux de neurones ont été réalisées pour la détection des défauts de roulements. Les travaux les plus marquants, utilisant les transformées en ondelettes continue et discrète, sont ceux de [Lou 04] et [Yan 02]. En réalité les réseaux de neurones ont été plus utilisés pour l'automatisation de la détection des défauts d'engrenages [Che 02], [Lou 06], [Mel 04], [Dal 00].

Notons aussi que la transformée en ondelettes a également été appliquée en vue de la détection d'autres défauts induisant des forces impulsives périodiques notamment ceux des engrenages. 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], [Yosh 00]. En sa version discrète DWT, la transformée en ondelettes n'était pas aussi largement utilisée que la CWT, seules quelques applications existent. Dans l'article de Sung [Sun 00], elle a été comparée à la STFT où elle a permis la détection d'une détérioration d'une dent, chose que la STFT n'a pu faire. Une application intéressante a été récemment publiée dans l'article de Chinmaya [Chi 06], celle-ci consiste à l'analyse multirésolution en ondelettes du courant électrique et des vibrations. Sous différentes conditions d'utilisation de l'engrenage, elle s'est montrée plus convenable pour la détection de la détérioration des dentures que la CWT.

#### **4. Pose du problème**

Les indicateurs scalaires, étant des paramètres très intéressants dans le cadre de la détection des défauts, sont à notre avis mal exploités. Leur fiabilité, simplicité et rapidité de jugement sur l'état du roulement sont souvent masquées par leurs limites tant évoquées dans beaucoup de travaux. Le travail que nous allons entreprendre dans cette thèse visera une étude plus approfondie de la variation de la sensibilité de ces indicateurs en fonction de plusieurs paramètres. Ceci permettra d'optimiser leurs conditions d'utilisation et pousser leurs limites de détection plus loin. Une deuxième approche tend à les jumeler avec l'analyse multirésolution en ondelettes. Cette technique, bien qu'elle fût appliquée dans quelques articles, n'a jamais été optimisée spécialement pour l'analyse des signaux de chocs comme ceux

induits par des roulements défectueux. Son optimisation et son application pour l'amélioration de la sensibilité des indicateurs scalaires, constitueront une méthode robuste qui permettra une détection aussi claire en temporel qu'en fréquentiel.

Le deuxième chapitre sera donc consacré à une étude, voire une optimisation, de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs. En effet, à partir d'un modèle mathématique simulant des signaux de chocs, l'influence de plusieurs paramètres sera étudiée, tant sur l'allure du signal de chocs que sur la sensibilité de quelques indicateurs scalaires. A l'issue de cette étude, plusieurs paramètres seront optimisés afin de permettre la détection la plus précoce quantifiée par un kurtosis maximal qui sera avéré comme l'indicateur le plus sensible.

Le troisième chapitre portera sur deux axes principaux; le premier concerne la présentation des grands atouts de l'analyse multirésolution en ondelettes, notamment ses propriétés de détection des discontinuités, de débruitage et de décomposition fréquentielle d'un signal. Le deuxième concerne son optimisation afin de l'adapter aux signaux de chocs. En adoptant le kurtosis comme critère d'évaluation et de choix, plusieurs paramètres spécifiques seront optimisés. Une simulation numérique confirmera l'apport considérable de la méthode proposée qui sera également comparée, voire jumelée, à un filtrage passe-bande.

Dans le quatrième chapitre nous présenterons les trois campagnes de mesures réalisées 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.

Le cinquième chapitre est le noyau de notre travail, il regroupe tous les résultats expérimentaux tirés à partir des trois campagnes de mesures réalisées et l'application industrielle. Le grand apport de l'AMRO sera validé tout en analysant l'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête. En effet la partie expérimentale présente un grand avantage du fait que l'influence de plusieurs paramètres, que nous n'avons pas pu simuler dans la partie théorique, sera étudiée. En réalité ceci validera et complètera ce que nous aurons conclu à partir de la simulation numérique.

Enfin, une synthèse de toutes les conclusions tirées à partir de la simulation et des résultats expérimentaux, ainsi que les perspectives qui en découlent, sera présentée dans une conclusion générale au chapitre 6.

# Chapitre 2 : Etude et optimisation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs

1. Introduction
2. Modélisation des défauts de roulements induisant des forces impulsives périodiques
  - 2.1. Fondements mathématiques du modèle utilisé
  - 2.2. Influence des différents paramètres du modèle sur la réponse à une résonance
    - 2.2.1. Influence du temps de relaxation
    - 2.2.2. Influence de la fréquence de chocs
    - 2.2.3. Influence de la fréquence propre
3. Indicateurs scalaires de détection
  - 3.1. Kurtosis et facteur de crête
  - 3.2. Optimisation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs
    - 3.2.1. Influence du bruit
    - 3.2.2. Influence des autres composantes de la machine
    - 3.2.3. Influence de la fréquence de chocs
    - 3.2.4. Influence de la fréquence propre
    - 3.2.5. Influence du temps de relaxation
    - 3.2.6. Influence du nombre de points du signal (échantillonnage)
    - 3.2.7. Influence du nombre de chocs
    - 3.2.8. Choix de l'indicateur le plus sensible aux chocs
4. Synthèse du chapitre

---

## 1. Introduction

*Rappelons au début que l'objectif de ce chapitre est d'étudier plus profondément les indicateurs scalaires. L'influence de différents paramètres sur leur sensibilité sera également étudiée. Le but étant d'optimiser le choix de certains de ces paramètres afin de pousser leur possibilité de détection au*

*maximum. A titre de comparaison nous avons choisi quatre indicateurs les plus utilisés en pratique : le RMS, la valeur crête, le kurtosis et le facteur de crête. L'étude est menée sur un modèle théorique simulant des défauts de chocs notamment ceux induits par les roulements. Le chapitre comportera donc deux parties distinctes; la première concerne les fondements théoriques du modèle utilisé, la deuxième concerne l'étude de la variation de la sensibilité des indicateurs scalaires en fonction de plusieurs paramètres, dont la majeure partie est incluse dans le modèle théorique lui-même. L'étude sera terminée par le choix de l'indicateur le plus sensible aux chocs, donc le plus fiable pour une détection des défauts de roulements.*

## **2. Modélisation des défauts de roulements induisant des forces impulsives périodiques**

### **2.1. Fondements mathématiques du modèle utilisé**

Plusieurs chercheurs ont contribué, tout au long de ces dernières années, à la modélisation des signaux vibratoires de roulements défectueux. Cependant, du point de vue diagnostic, la plupart de ces modèles sont ceux qui mettent en évidence l'apparence du spectre d'enveloppe. MacFadden et Smith [Mac 84\_b], [Mac 85] ont développé un modèle de signaux de roulements défectueux avec des défauts simples et multiples. Ils ont étudié l'influence des défauts sur le spectre d'enveloppe en prenant en considération la répétition fréquentielle des impacts et la charge du roulement. Ce modèle a été appliqué sur un défaut sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille. D'autres chercheurs [Su 92] ont pris en considération la variation de la charge causée par le balourd, la prise en compte de ce facteur a montré que sa distribution est différente de celle des modèles précédents [Ran 00]. Un autre modèle, mettant en évidence l'effet de la charge, a été présenté dans [Eri 05] où les auteurs ont mené une étude comparative entre différents outils de traitement de signal adaptés à la détection des défauts de roulements. Des modélisations dynamiques ont également été proposées et développées pour simuler les défauts de roulements. Dans [Sas 04] la validité d'un tel modèle a été testée en utilisant plusieurs indicateurs scalaires, ou encore dans [Kir 03] où les auteurs ont utilisé le logiciel IDEAS dans leur modélisation.

L'effet de la charge n'étant pas pris en considération dans nos investigations, nous nous sommes orientés vers un modèle simple mais très utilisé par les chercheurs

notamment pour tester des méthodes de détection qui seront ultérieurement validées expérimentalement. Ce modèle a été utilisé par Pachaud [Pac 97] et Boulenger [Bou 98] pour étudier la sensibilité des indicateurs scalaires, par Dron [Dro 03], [Dro 04] et Bolaers [Bol 04] pour tester numériquement la validité de la soustraction spectrale pour le débruitage des signaux de roulements défectueux, par Sheen [She 04], par Yiakoupoulos [Yia 04] pour tester l'indicateur morphologique ou encore par Nikolaou [Nik 02\_b] pour l'optimisation de l'analyse par paquet d'ondelettes des signaux de roulements.

Un défaut de roulement induit dans la majorité des cas des chocs périodiques. Les forces causant ces chocs vont aussi exciter la(les) résonance(s) 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. Un tel signal sera défini comme suit :

$$S(t) = Ae^{\frac{-t}{\tau}} \sin 2pF_L t \quad (1)$$

$$\text{Avec : } \tau = \frac{Q}{pF_0}, \quad F_L = F_0 \sqrt{1 - \frac{1}{4Q^2}} \quad \text{et } Q < \frac{1}{2} \quad (2)$$

Où  $\tau$ ,  $F_0$ ,  $F_L$ ,  $Q$  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  $\xi$  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'un signal de choc avec une fréquence propre égale à 2900 Hz. Dans le cas des roulements, ces impulsions se reproduisent à chaque contact du défaut avec l'élément roulant. On peut alors modéliser ce signal par le produit de convolution entre la réponse de résonance (fig. 2.1.a) et un peigne de Dirac de période  $T_d$  (fig. 2.1.b) correspondant à la fréquence de répétition des chocs (fréquence d'apparition du défaut). Un tel signal peut s'écrire sous la forme :

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

La figure (2.1.c) 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), la composante dominante est celle correspondant à la fréquence de résonance du roulement. En plus des bandes latérales, dont l'espacement correspond à la fréquence de chocs (ou celle du défaut simulé) soit 100 Hz, sont présentes autour de cette même fréquence. Le traitement du signal de chocs par la méthode d'enveloppe permet d'aboutir au signal enveloppe et par suite au spectre d'enveloppe représenté par la figure (2.3) sur lequel apparaît clairement la fréquence de chocs et quelques unes de ses harmoniques, la raison pour laquelle d'ailleurs ce type de traitement est le plus utilisé pour les signaux de roulements défectueux. Rappelons enfin qu'il est tout à fait possible de simuler plusieurs fréquences propres et les introduire dans le modèle.

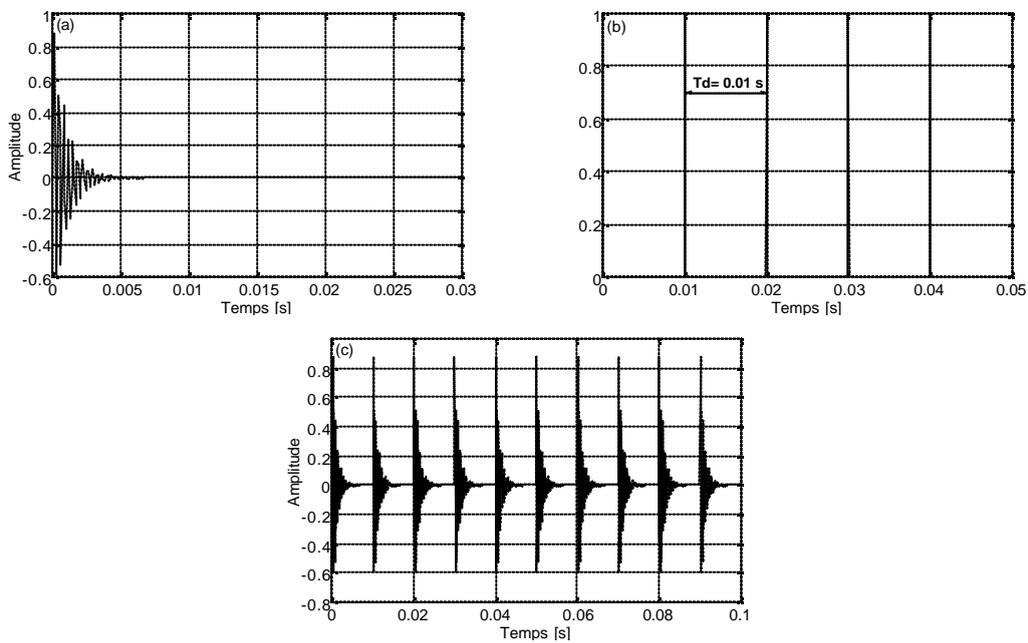


Figure 2.1. Principe du modèle utilisé : (a) Signal d'une réponse à une résonance, (b) Peigne de Dirac de période 0,01 s et (c) Signal simulant des chocs à 100 Hz

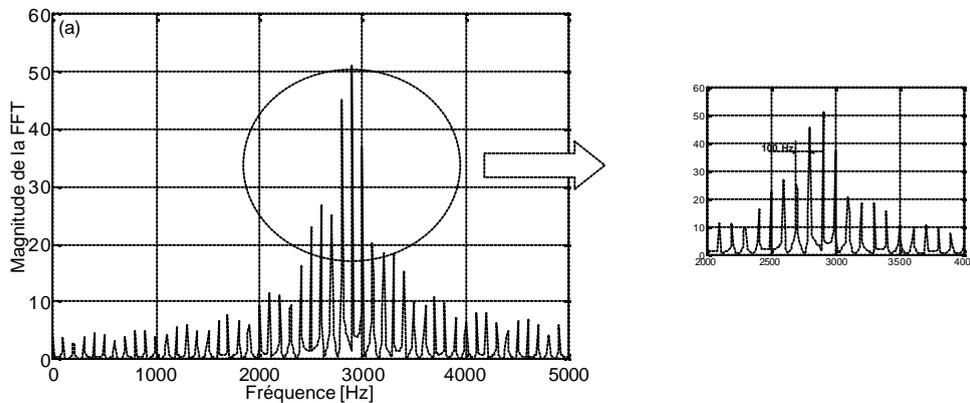
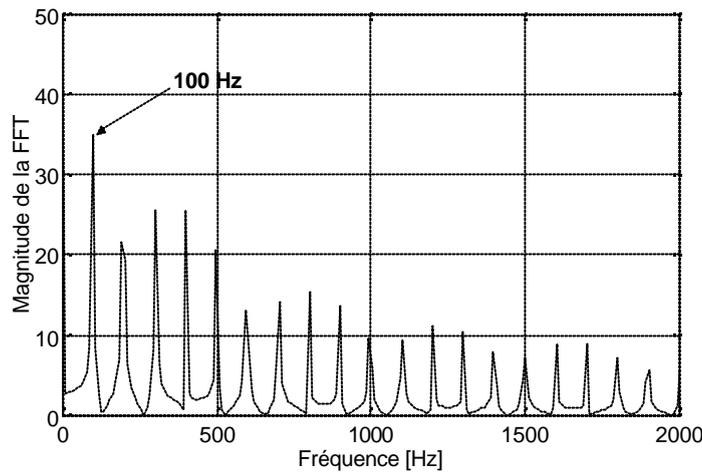


Figure 2.2. Transformée de Fourier du signal de chocs



*Figure 2.3. Spectre d'enveloppe du signal de chocs*

## 2.2. Influence des différents paramètres du modèle sur la réponse à une résonance

Une réponse à une résonance n'a pas toujours la même allure, plusieurs facteurs influent sur la forme du signal correspondant. Nous proposons dans ce qui va suivre d'étudier cette influence.

### 2.2.1. Influence du temps de relaxation

Nous représentons sur la figure (2.4) trois signaux correspondant à trois réponses de résonance avec différents temps de relaxation. On peut conclure que plus le temps de relaxation est grand plus le choc prend du temps à s'amortir. En pratique le temps de relaxation peut être influencé par la gravité du défaut, il est évident que le choc est d'autant plus large que le défaut est grand. En réalité il n'y a pas que la gravité qui influe sur le temps de relaxation, le graissage aussi, chose que nous discuterons en détail dans la partie expérimentale. Encore faut-il rappeler qu'un manque de graissage induit des chocs semblables à ceux d'un défaut mais sans avoir toutefois une signification fréquentielle. Un spectre d'enveloppe peut facilement déceler l'aspect aléatoire de ces chocs.

Sur la figure (2.5) nous représentons les séries d'impacts correspondant aux réponses de la figure (2.4), avec la même fréquence de chocs. On constate que plus le temps de relaxation est grand plus les impacts ont tendance à se noyer les uns dans les autres. Un choc n'a pas suffisamment de temps pour s'amortir avant l'arrivée du prochain. Le signal semble avoir peu de signification sur la présence d'impulsions périodiques qui vont d'ailleurs être complètement masquées si le temps

de relaxation augmente encore. Ceci nous conduit à conclure qu'à partir d'un certain niveau de gravité, les impacts des défauts sont pratiquement difficiles à détecter directement sur le signal temporel.

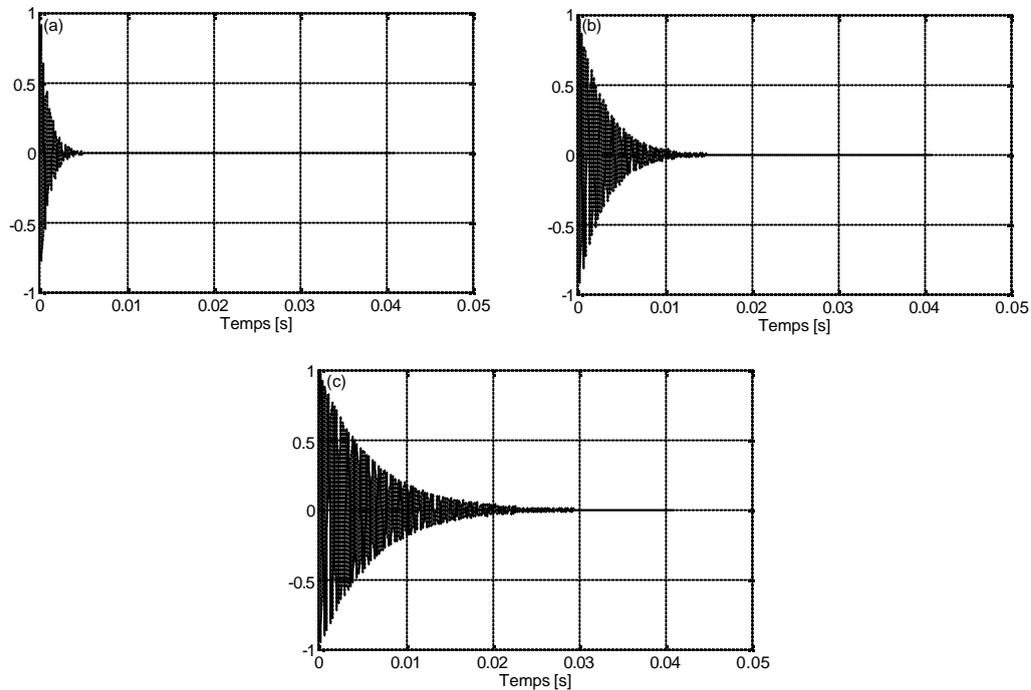


Figure 2.4. Réponses de résonance pour : (a)  $t = 0.001$  s, (b)  $t = 0.003$  s et (c)  $t = 0.006$  s

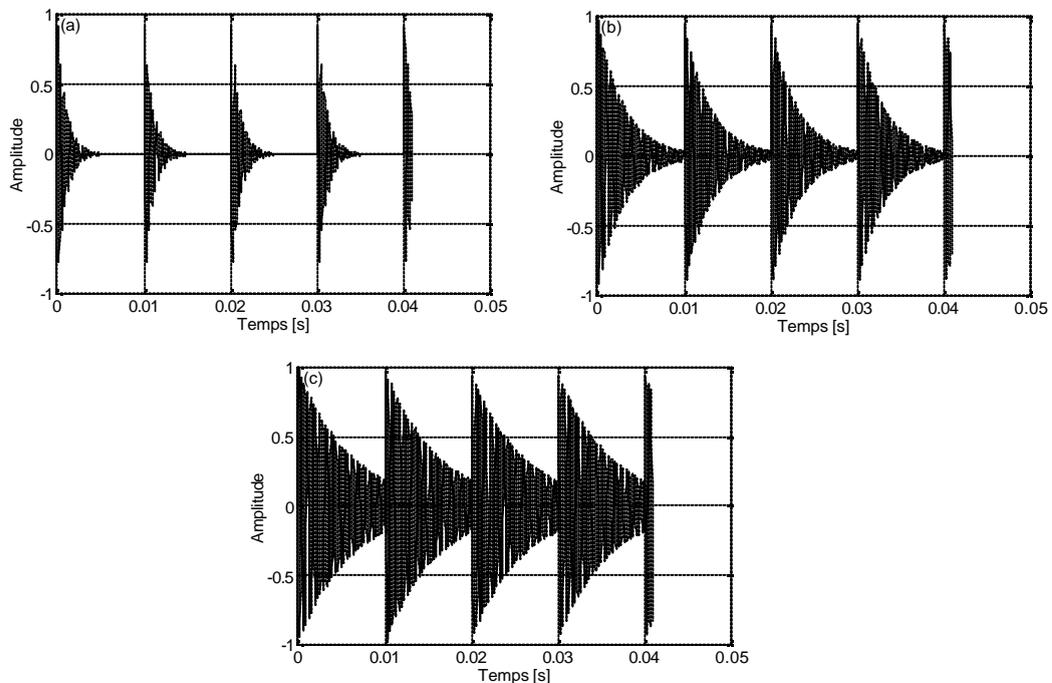


Figure 2.5. Signaux de chocs correspondant aux réponses de la figure (2.4)

### 2.2.2. Influence de la fréquence de chocs

La fréquence de chocs est l'équivalent en pratique de la fréquence d'apparition du défaut. Sur la figure (2.6) on représente trois signaux de chocs périodiques avec trois fréquences différentes et un même temps de relaxation. Il n'est pas difficile de constater que les impulsions ont tendance à ne pas être facilement identifiables pour une fréquence relativement haute.

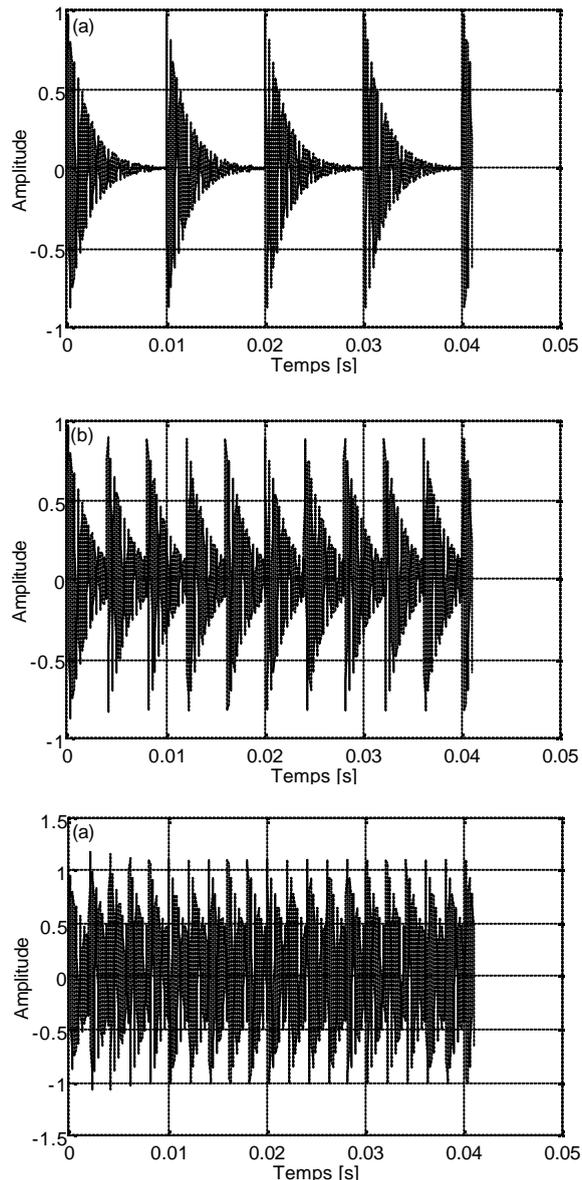


Figure 2.6. Signaux d'impacts pour une fréquence de chocs de : (a) 100 Hz, (b) 250 Hz et (c) 500 Hz

On peut démontrer, d'après les formules de calcul des fréquences d'apparition des défauts de roulements (cf. chapitre 1), qu'elles sont proportionnelles à la vitesse

de rotation. Il est donc évident de conclure que les impacts sont d'autant plus clairs sur le signal temporel que la vitesse de rotation est relativement faible, un défaut peut alors être identifié pour une vitesse donnée mais pas pour une autre plus grande.

### 2.2.3. Influence de la fréquence propre

D'après les signaux de la figure (2.7), la fréquence de résonance du roulement n'a pas d'influence notable sur la réponse sauf peut être sa forme, ce qui n'est pas vraiment important dans le cadre d'une détection d'un défaut. Les oscillations semblent moins condensées d'autant que la fréquence propre est faible, et vis versa.

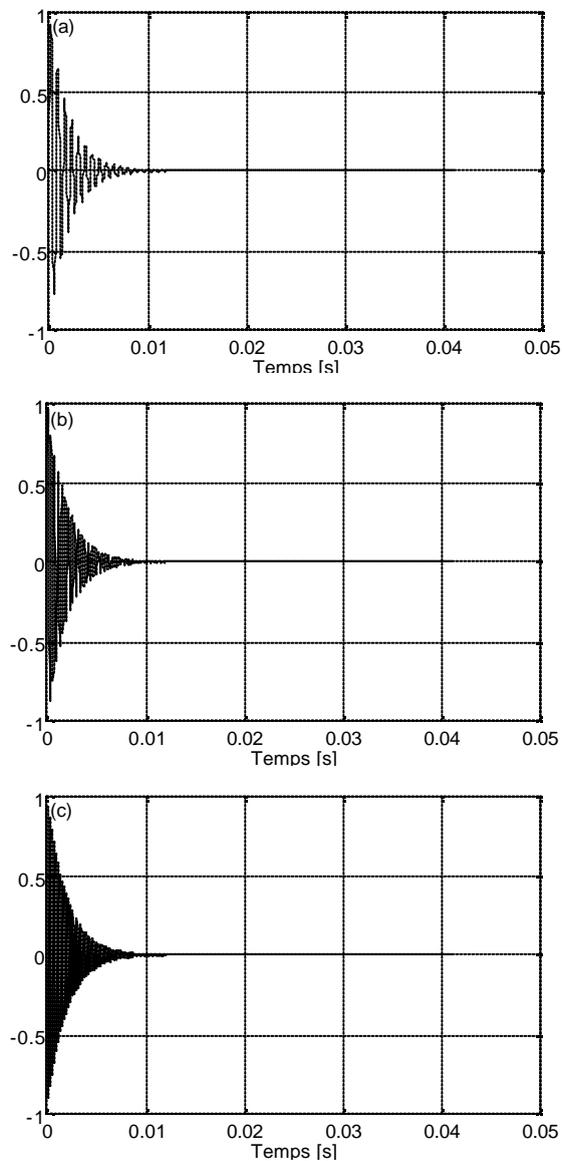


Figure 2.7. Réponses de résonance pour trois fréquences propres : (a) 1500 Hz, (b) 3000 Hz et (c) 5000 Hz

### 2.3. Modélisation des défauts induisant deux chocs

Le signal correspondant à ce genre de défauts peut être modélisé par la réponse à deux excitations consécutives espacées dans le temps de  $\theta$ , un tel signal s'écrit :

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

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'impacts avec la même fréquence de chocs 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'impacts seront différentes. Les figures (2.8.a) et (2.8.b) représentent respectivement deux signaux modélisant chacun deux défauts de fréquences différentes et identiques.

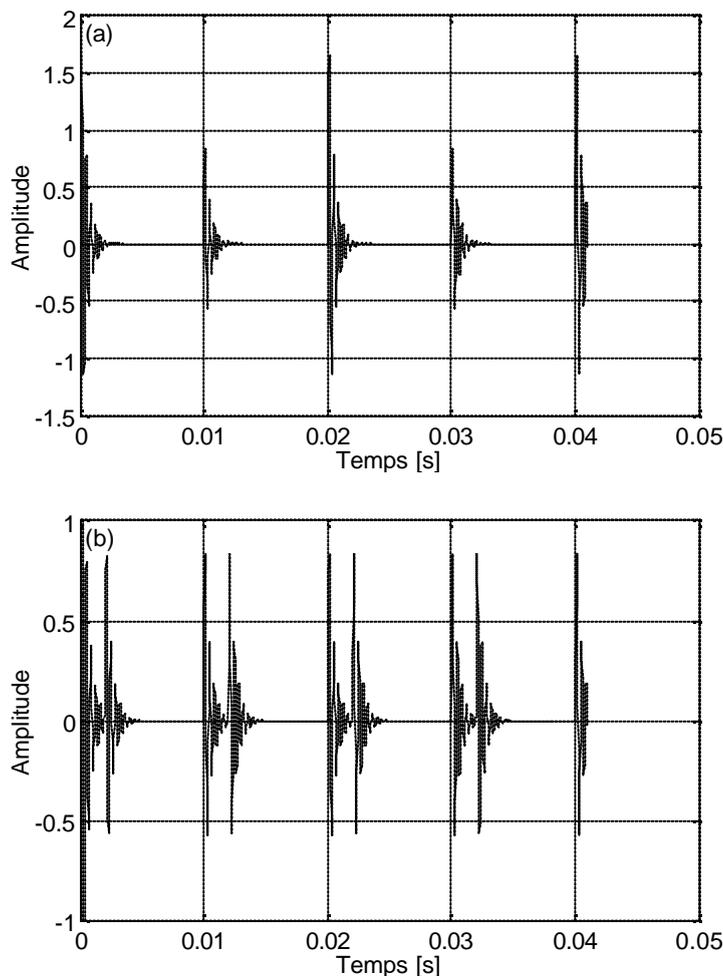


Figure 2.8. Signaux modélisant deux séries de chocs : (a) De fréquences différentes (50 Hz et 100 Hz), (b) De la même fréquence (100 Hz)

Notons que dans le cas de deux défauts identiques, leur détection n'est possible ni par le spectre ni par le spectre d'enveloppe car ils induisent la même fréquence d'apparition, alors qu'elle est tout à fait évidente par le biais du signal d'enveloppe qui permet de savoir exactement le nombre de séries d'impacts donc forcément le nombre de défauts.

### 3. 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 plusieurs points peuvent être dégagés :

1. Les indicateurs scalaires sont calculés à partir d'un signal temporel, la grandeur représentative de ce signal doit être minutieusement choisie. Pour les roulements on choisira l'accélération, le plus souvent utilisée;
2. La durée d'analyse doit être suffisamment grande pour contenir l'information cherchée. Selon [Bou 98], elle doit contenir au minimum plusieurs dizaines de tours ou plusieurs périodes de répétition des forces impulsives induites par le défaut. Le plus souvent en pratique, deux périodes sont assez suffisantes;
3. 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 (*Root Mean Square*). Pour un signal  $S(t)$  le RMS est donné par:

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

Avec  $Ne$  le nombre d'échantillons du signal.

La valeur crête est elle aussi 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.

D'après [Tan 99], bons nombres de ces indicateurs ont été utilisés pour la détection des défauts de roulements sans toutefois beaucoup de succès. En réalité ces indicateurs sont proportionnels à l'amplitude du signal vibratoire donc caractérisent seulement sa puissance et non sa forme. De ce fait ils ne donnent aucune information sur les forces excitatrices et donc la présence ou pas d'impulsions périodiques dues à un défaut de roulement. Néanmoins, leur variation dans le temps peut avoir une signification sur l'aggravation du défaut. La nécessité d'avoir des indicateurs sensibles à la forme du signal, donc au phénomène induisant des chocs, a incité les chercheurs à adopter des paramètres statistiques non établis a priori à cet effet. Le kurtosis et le facteur de crête sont actuellement les indicateurs les plus utilisés pour la détection des défauts mécaniques induisant des forces impulsives périodiques, notamment ceux des roulements.

### 3.1. Kurtosis et facteur de crête

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 (2.9) montre l'exemple de deux distributions, celle (a) étant plus plate que (b), a un kurtosis moins important.

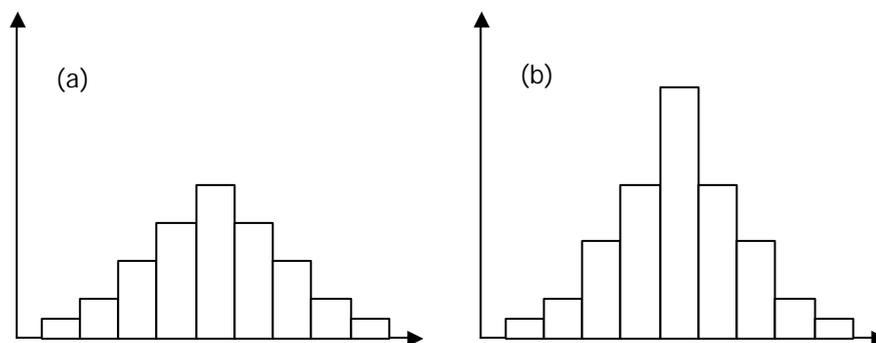


Figure 2.9. Exemple de deux distributions

Mathématiquement le kurtosis d'un signal  $S(t)$  est considéré comme étant une normalisation du moment statistique d'ordre quatre, il est égal au rapport entre ce même moment et celui d'ordre deux au carrée, soit :

$$Kurtosis = \frac{M_4 S(t)}{M_2^2 S(t)} \quad (7)$$

Où  $M_4$  et  $M_2$  représentent respectivement le moment statistique d'ordre quatre et deux (appelé encore écart type). Plus explicitement le kurtosis est égale à :

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k - \bar{S})^4}{\left( \frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k - \bar{S})^2 \right)^2} \quad (8)$$

Avec  $\bar{S}$  la valeur moyenne qui est en soit même un indicateur scalaire, son expression est :

$$\bar{S} = \frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} S_k \quad (9)$$

Dyer et Stewart [Dye 78] sont les premiers à avoir proposer le kurtosis comme indicateur pour la détection des défauts de roulements. Plusieurs travaux les ont succédé et avaient pour objectif d'optimiser son utilisation [Rus 79], [Whi 84], [Alf 85]. L'approche d'utiliser le kurtosis en tant qu'indicateur de l'état de dégradation des roulements part du fait que la distribution des amplitudes d'un signal vibratoire d'un roulement sans défaut est Gaussienne, donc son kurtosis est égale à trois. Un défaut va générer des impacts qui vont modifier la Gaussienneté de cette distribution, le signal n'étant plus Gaussien le kurtosis est supérieur à trois. De ce fait il est un indicateur d'une dégradation de roulement si sa valeur dépasse trois. 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]. Mathématiquement le facteur de crête d'un signal  $S(t)$  correspond au rapport entre sa valeur crête et le RMS, de ce fait il est exprimé par:

$$Facteur\ de\ crête = \frac{\sup_{1 \leq k \leq Ne} |S_k|}{\sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{k=1}^{Ne} (S_k)^2}} \quad (10)$$

Le facteur de crête d'une distribution normale est compris entre 3 et 6, de ce fait il est un indicateur de la présence de chocs si sa valeur dépasse 6. Dans [Bou 98], on

propose un kurtosis et un facteur de crête réduits. Pour quantifier la détection il est intéressant de comparer non pas la valeur absolue d'un indicateur d'un signal, mais l'écart ou le rapport entre ces valeurs et celle d'un signal dont la distribution est Gaussienne. De ce fait ces deux nouveaux indicateurs seront égaux à :

$$\begin{aligned} \text{Kurtosis réduit} &= \frac{\text{kurtosis}}{3} \\ \text{Facteur de crête réduit} &= \frac{\text{Facteur de crête}}{6} \end{aligned} \quad (11)$$

Pour illustrer l'approche d'utiliser le kurtosis et le facteur de crête dans le cadre de la détection des défauts de chocs on montre sur la figure (2.10.a) un signal simulant la signature vibratoire d'un roulement sans défaut, constitué essentiellement de la somme de deux sinusoides et d'un niveau significatif de bruit blanc Gaussien. Le kurtosis de ce signal est égale à 2.96 et son facteur de crête à 3.21. Au même signal on ajoute des impulsions périodiques, le signal résultant (fig. 2.10.b) peut modéliser celui d'un roulement défectueux. Dans ce cas les indicateurs scalaires, étant très sensibles, augmentent considérablement par rapport à ceux du signal sans défaut et atteignent des valeurs très significatives de chocs périodiques donc d'un défaut potentiel. Le kurtosis semble plus sensible puisqu'il augmente dans des proportions assez grandes et atteint 8.71 contre 5.25 pour le facteur de crête.

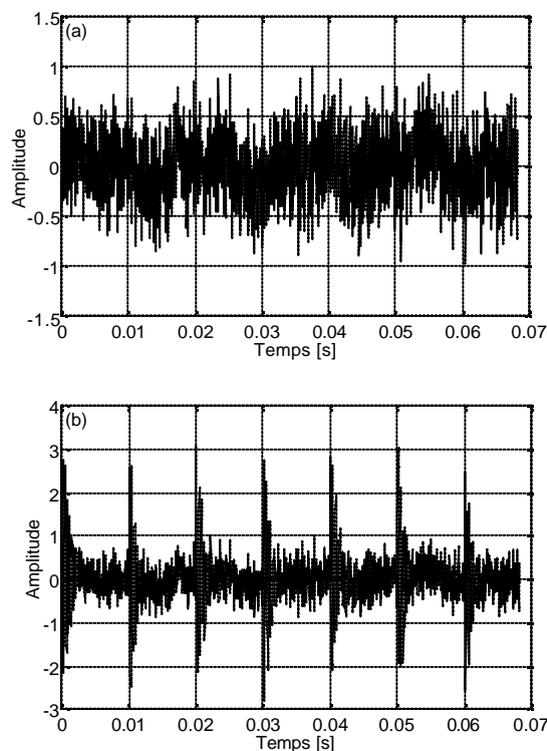


Figure 2.10. Signaux simulant un roulement : (a) Sans défaut, (b) Avec défaut

D'après les conclusions d'auparavant, la clarté de la détection des chocs dans un signal n'est pas toujours évidente, plusieurs paramètres influent. Ceci nous conduit à conclure que les indicateurs scalaires sont fonction du choix de ces mêmes paramètres. Un défaut peut alors être détecté dans une configuration donnée mais pas dans une autre. Un choix rationnel et une optimisation de ces paramètres nous semblent nécessaires afin de permettre une détection maximale et la plus précoce possible. Pour ce faire, une étude de quatre indicateurs scalaires couramment utilisés sera entamée dans la section suivante, afin d'une part de comparer leur sensibilité et d'une autre part optimiser les paramètres intervenant directement ou indirectement dans son amélioration.

### 3.2. Optimisation de la sensibilité des indicateurs scalaires aux chocs

Quatre indicateurs scalaires seront utilisés à titre de comparaison : le RMS, la valeur crête, le kurtosis et le facteur de crête. Les paramètres étudiés sont ceux entrant directement ou indirectement dans la constitution du modèle théorique.

#### 3.2.1. Influence du bruit

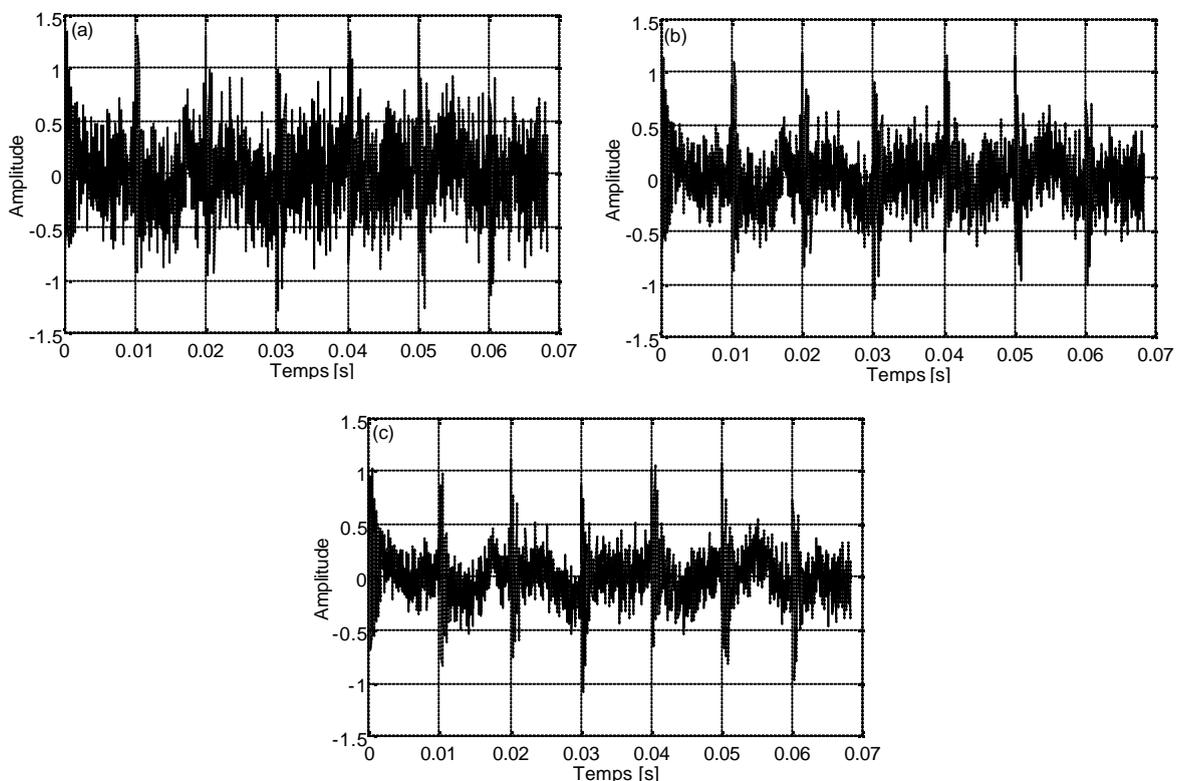
En réalité les signaux délivrés par les accéléromètres ne sont pas toujours aussi clairs que celui de la figure (2.10.b), bruit blanc et autres constituants de la machine viennent polluer le signal utile et masquent ainsi l'information cherchée, à savoir les impacts périodiques. Le bruit aléatoire peut avoir des origines diverses ; électriques dues aux moyens de mesures eux-mêmes, ou autres 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 modèle utilisé auparavant ne tient pas en compte le bruit, il est nécessaire d'introduire ce paramètre afin de se rapprocher le plus possible des conditions réelles et pratiques. Un bruit est un phénomène aléatoire, il est donc tout à fait possible de le modéliser théoriquement par une fonction aléatoire. Cette dernière peut d'ailleurs être générée par Matlab®, appelée *Bruit blanc Gaussien*. Le signal résultant, ou bruité  $S_b(t)$ , sera la somme du signal utile (du modèle) plus le signal bruit  $B(t)$ , à savoir :

$$S_b(t) = S(t) + B(t) \quad (12)$$

Pour quantifier le niveau de bruit dans un signal il est commode d'utiliser un rapport de ce même signal et du bruit, appelé couramment *Signal sur Bruit* ou *SNR* :

*Signal to Noise Ratio*. Ce rapport est généralement exprimé en Décibels, car il est égal à vingt fois le logarithme du rapport signal bruit, ceci est le cas le plus souvent des signaux de télécommunication. Dans beaucoup de travaux concernant la détection des défauts de roulements, le SNR est exprimé en pourcentage, de ce fait il est égal au rapport des amplitudes ou des RMS, un SNR de 100% est l'équivalent de 0 db. La figure (2.11) montre trois signaux de chocs à lesquels on a ajouté du bruit blanc Gaussien et des fréquences parasites, il apparaît clairement que plus le SNR est faible plus les impacts sont masqués, le signal utile est de ce fait complètement noyé.



**Figure 2.11. Signaux modélisant des défauts de roulement avec un SNR : (a) 10%, (b) 20% et (c) 40%**

Sur la figure (2.12) on représente l'influence du bruit sur la sensibilité des indicateurs scalaires. Le kurtosis et le facteur de crête diminuent considérablement avec la diminution du SNR, contrairement au RMS et la valeur crête qui eux augmentent. 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. Le RMS et la valeur crête ne sont guère sensibles à la

forme du signal mais à son énergie, de ce fait une augmentation des amplitudes due au bruit va les faire augmenter dans des rapports considérables.

La variation du kurtosis n'est pas linéaire, le rapport de diminution augmente d'autant que le SNR diminue. On peut constater par ailleurs qu'il décroît plus rapidement que le facteur de crête dont les proportions sont relativement faibles. D'un point de vue purement statistique une réduction du SNR de 40% entraîne une baisse de 20% du kurtosis contre 3% pour le facteur de crête. Ceci nous conduit à conclure que le kurtosis est plus sensible au bruit que le facteur de crête.

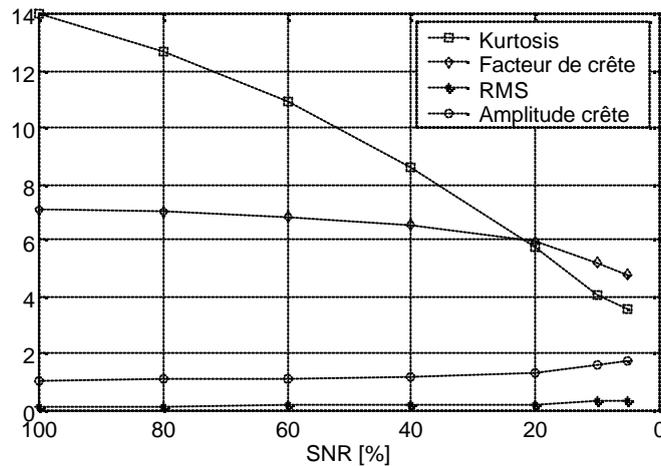


Figure 2.12. Indicateurs scalaires en fonction du SNR

La même allure, ou presque, est obtenue en considérant comme abscisse le rapport du signal original et celui bruité (fig. 2.13). Cette représentation se montre intéressante du fait qu'un tel rapport égal à 100% correspond à un SNR égal à l'infini, chose qu'on ne peut représenter par la figure (2.12).

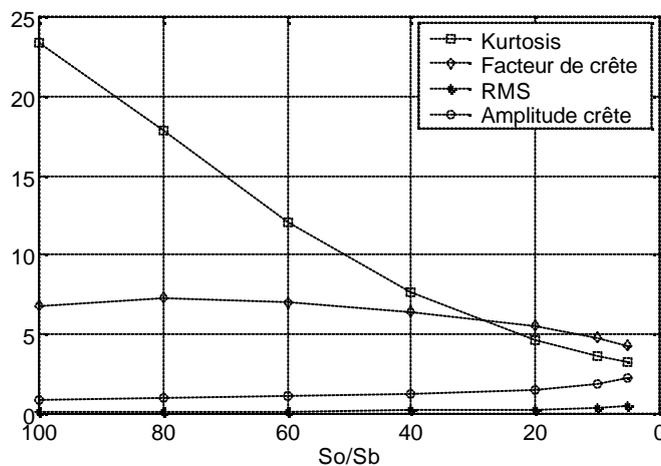


Figure 2.13. Indicateurs scalaires en fonction du rapport  $S_b(t)/S(t)$

Le bruit étant un effet de masque réduisant considérablement la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête, il est nécessaire en pratique de l'enlever du signal mesuré, cette opération s'appelle *débruitage*. Le débruitage peut s'effectuer par simple filtrage passe-bande autour d'une résonance du système ou par un des moyens de débruitage décrits dans la bibliographie (cf. Chapitre 1).

A titre d'exemple nous montrons sur la figure (2.14) le signal filtré par l'analyse multirésolution en ondelettes, dont les principes et la méthodologie seront discutés dans les prochains chapitres, du signal bruité de la figure (2.11.a).

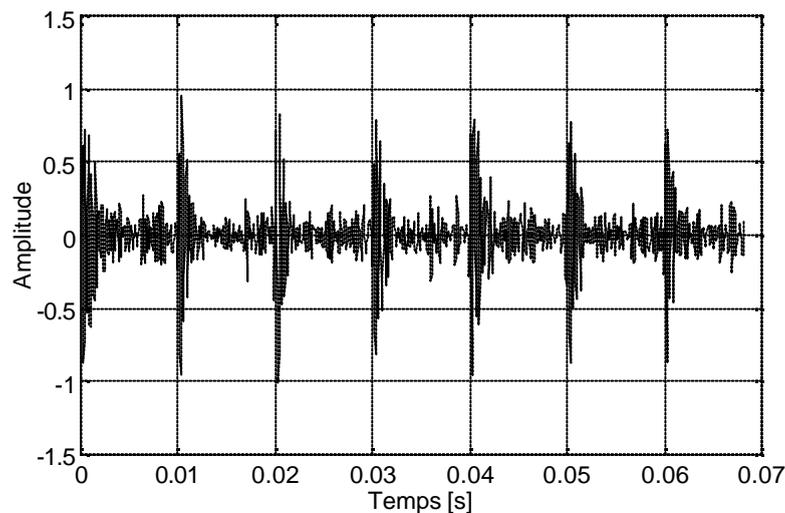


Figure 2.14. Signal filtré par Analyse Multirésolution en Ondelettes

### 3.2.2. Influence des autres composantes de la machine

En pratique il n'y a pas que le bruit qui pollue le signal utile, les autres composantes de la machines influent d'une manière remarquable. Ces composantes peuvent avoir pour origine la fréquence de rotation et ses harmoniques (mauvais serrage, mésalignement, palier instable, jeu, fréquences d'engrènement, ...etc.), par conséquent elles n'ont pas le caractère aléatoire comme le bruit mais plutôt sinusoïdal. De ce fait il nous semble possible de les introduire dans le modèle sous forme d'un signal somme de quelques sinusoïdes. Le signal résultant  $Y(t)$  sera la somme du signal utile  $S(t)$ , du signal bruit  $B(t)$  et du signal somme de sinusoïdes qu'on notera  $S_F(t)$ .

$$Y(t) = S(t) + B(t) + S_F(t) \quad (13)$$

En plus, il est tout à fait possible de simuler un signal d'un roulement sans défaut en retranchant le signal de chocs  $S(t)$  du modèle (13).

Sur la figure (2.15.a) on constate que la sensibilité du kurtosis diminue avec l'augmentation des fréquences ajoutées notamment pour de faibles SNR. Le plus intéressant c'est qu'à partir d'un certain nombre de fréquences (04 dans ce cas), le kurtosis perd toute sa sensibilité et affiche des valeurs qui ne sont plus significatives de la présence de chocs peu importe d'ailleurs le SNR. Ceci montre que les fréquences ajoutées ont d'autant d'influence sur le kurtosis que le bruit. Le facteur de crête se montre lui aussi très sensible, il diminue d'autant que le SNR est faible et ses valeurs sont insignifiantes à partir de 02 fréquences (fig. 2.15.b).

Au contraire, sur la figure (2.15.c) le RMS augmente avec l'augmentation du nombre de fréquences et confirme encore une fois sa sensibilité à l'énergie du signal. Enfin la valeur crête, malgré sa forme instable au début, augmente pour avoir la même allure et donc la même tendance que la sensibilité du RMS (fig. 2.15.d).

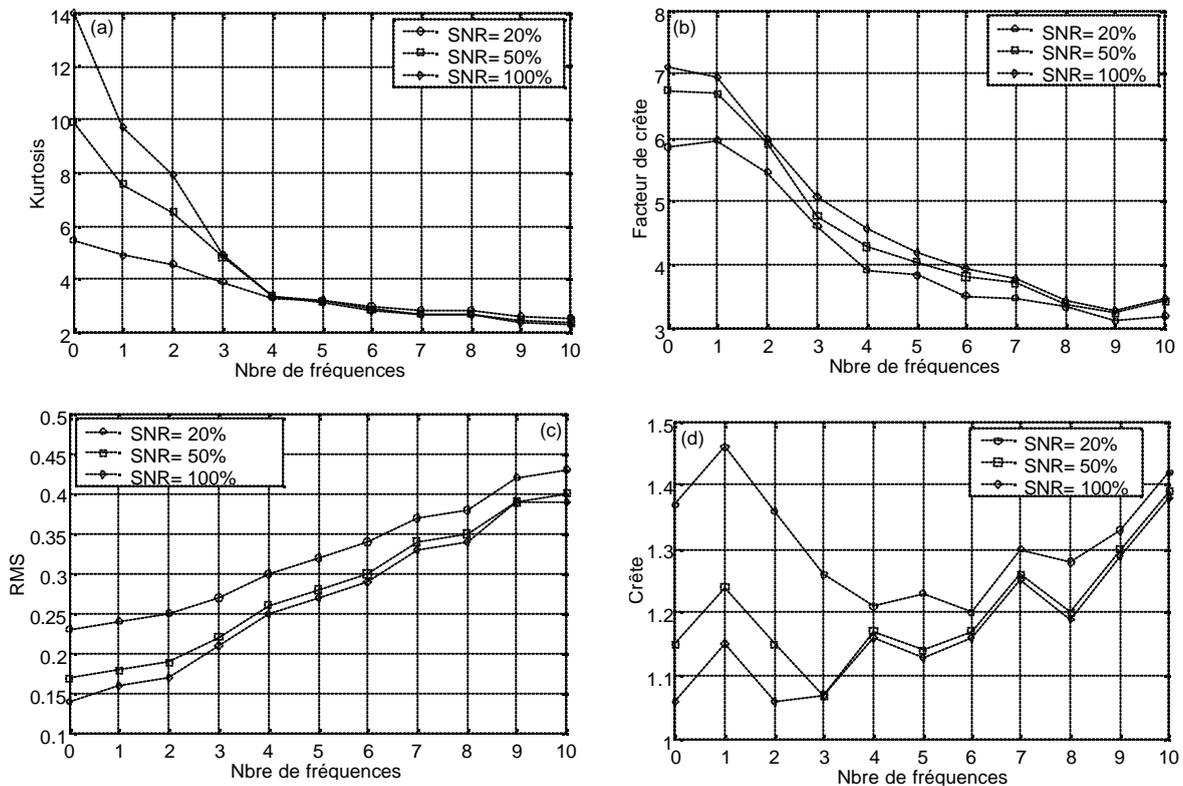


Figure 2.15. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de fréquences : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête, (c) RMS et (d) Valeur crête

### 3.2.3. Influence de la fréquence de chocs

La fréquence de chocs représente en réalité la fréquence du défaut, sur la figure (2.16) le kurtosis se montre très sensible notamment pour des fréquences réduites.

Le facteur de crête décroît à son tour avec son augmentation. A partir de fréquences relativement hautes (500 Hz dans le cas de cette simulation), les deux indicateurs scalaires se stabilisent dans 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 donc 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, encore faut il rappeler 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 et la valeur crête augmentent très lentement avec l'augmentation de la fréquence de chocs, à l'inverse d'ailleurs du kurtosis et du facteur de crête.

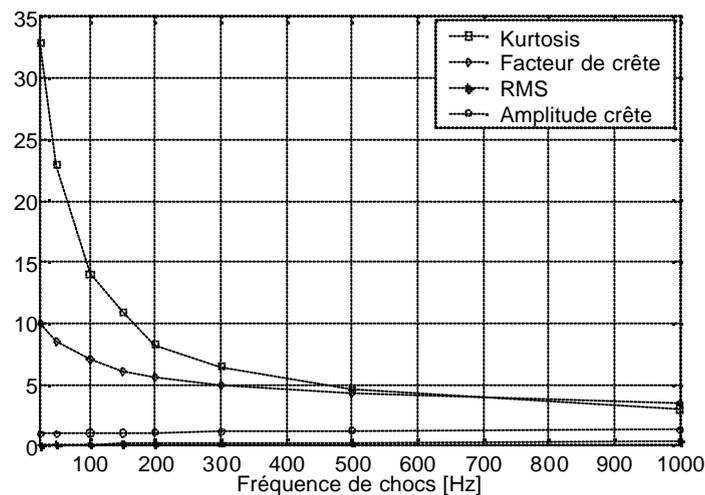


Figure 2.16. Indicateurs scalaires en fonction de la fréquence de chocs

#### 2.2.4. Influence de la fréquence propre

Le modèle théorique utilisé dans la simulation prend en considération la fréquence propre du roulement, il nous semble intéressant de vérifier son influence sur la sensibilité des indicateurs scalaires. D'après la figure (2.17), les valeurs maximales du kurtosis et du facteur de crête sont enregistrées pour la fréquence de chocs la plus faible, le contraire pour le RMS et la valeur crête. La fréquence propre du roulement semble n'avoir aucune influence sur la sensibilité des indicateurs scalaires sauf peut être pour la valeur crête qui augmente légèrement avec son augmentation.

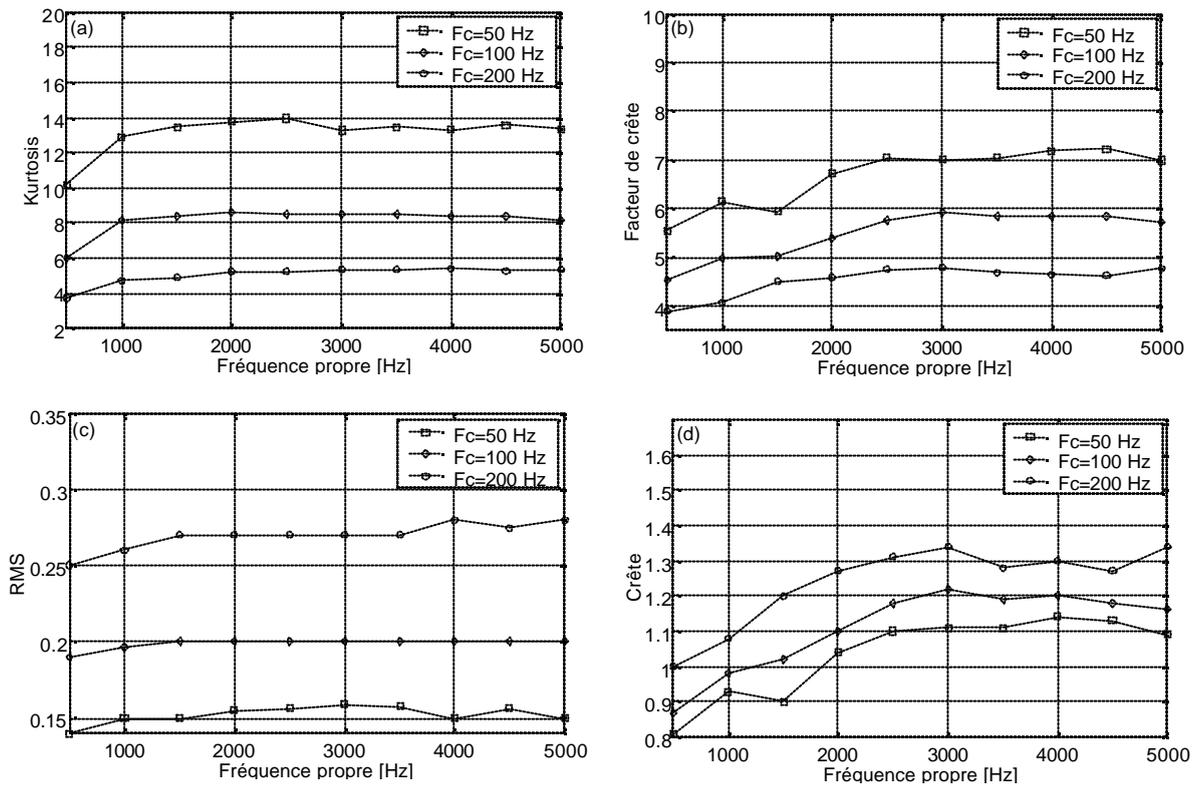


Figure 2.17. Indicateurs scalaires en fonction de la fréquence propre : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête, (c) RMS et (d) Valeur crête

### 3.2.5. Influence du temps de relaxation

Le temps de relaxation est le temps nécessaire à un choc pour s'amortir. Dans la section (1.2.1) nous avons montré que les chocs ont tendance à se noyer les uns dans les autres si le temps de relaxation est relativement grand. 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 (2.18.a). Une petite étude statistique montre que le kurtosis n'est capable de détecter la présence de chocs que si leur période de répétition (l'inverse de la fréquence de chocs) est supérieure au moins 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. Ceci est dû au fait que le temps de relaxation est devenu si grand de telle manière que la condition précédente n'est plus vérifiée.

Pour permettre une détection optimale il est donc évident que la période de répétition soit la plus grande, donc la plus basse fréquence de chocs ou vitesse de rotation possibles. La même tendance est enregistrée pour le facteur de crête (fig.

2.18.b), sauf que pour être capable de détecter un choc, la période de répétition doit être supérieure à au moins 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 (fig. 2.18.c) et la valeur crête (fig. 2.18.d) ont une tendance pratiquement inverse du fait qu'ils augmentent avec l'augmentation du temps de relaxation et ceci d'autant que la fréquence de chocs est grande.

Signalons enfin que le temps de relaxation n'est pas seulement fonction de la gravité du défaut, nous démontrerons dans la partie expérimentale qu'un manque de graissage peut par exemple le faire augmenter.

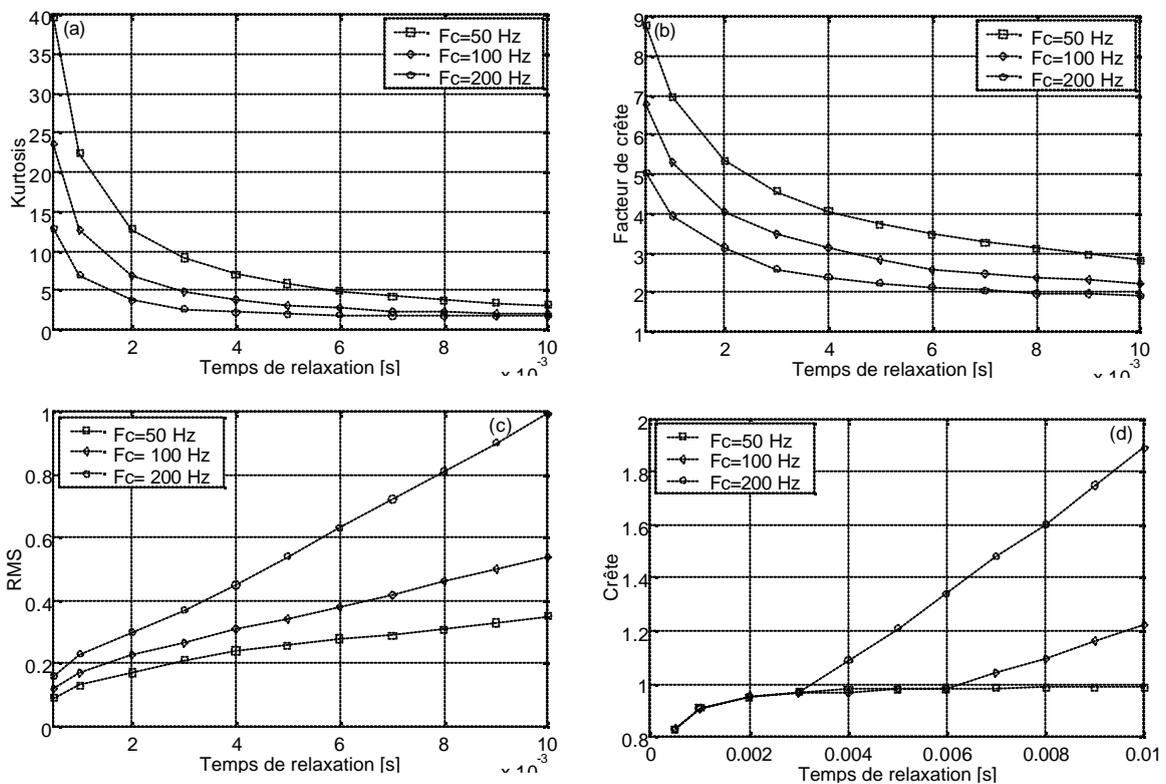


Figure 2.18. Indicateurs scalaires en fonction du temps de relaxation : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête, (c) RMS et (d) Valeur crête

### 3.2.6. Influence du nombre de points du signal (échantillonnage)

D'après la figure (2.19), 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. Notons par ailleurs que pour le kurtosis (fig. 2.19.a), à partir d'une fréquence de chocs relativement haute de telle manière que la période de répétition n'est pas assez grande pour contenir au moins trois fois le temps de relaxation, les valeurs ne sont plus significatives et sont pratiquement les mêmes peu importe d'ailleurs le nombre de points. En conclusion il est optimal de prendre le maximum nombre de points, donc la fréquence d'échantillonnage la plus maximale, tout en mesurant dans de faibles vitesses de rotation.

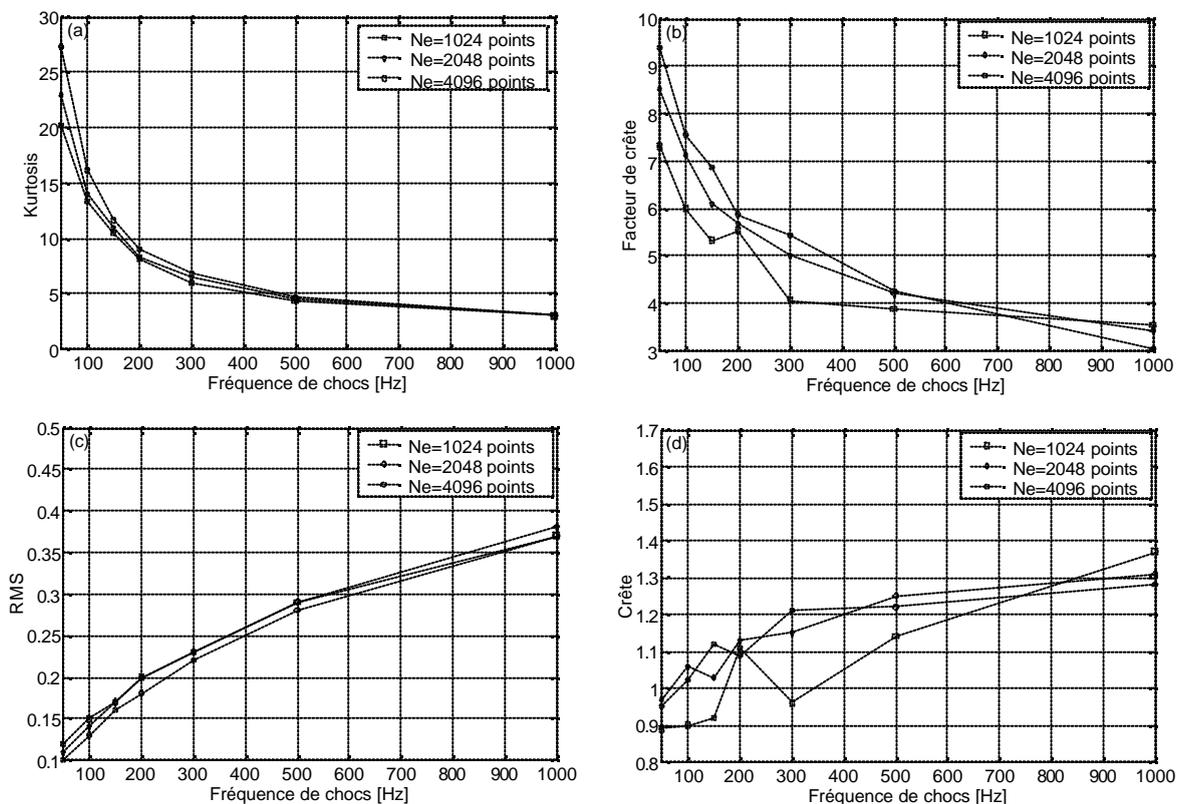


Figure 2.19. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de points (échantillonnage)

### 3.2.7. 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 (2.20.a,b) que le kurtosis et le facteur de crête diminuent si le nombre de chocs augmente. Par ailleurs leur sensibilité est plus significative si ces chocs ont des fréquences différentes. 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. Pour le RMS et la valeur crête (fig. 2.20.c,d), la sensibilité n'augmente que si ces chocs sont de fréquences différentes, alors qu'elle est pratiquement constante si elles sont identiques.

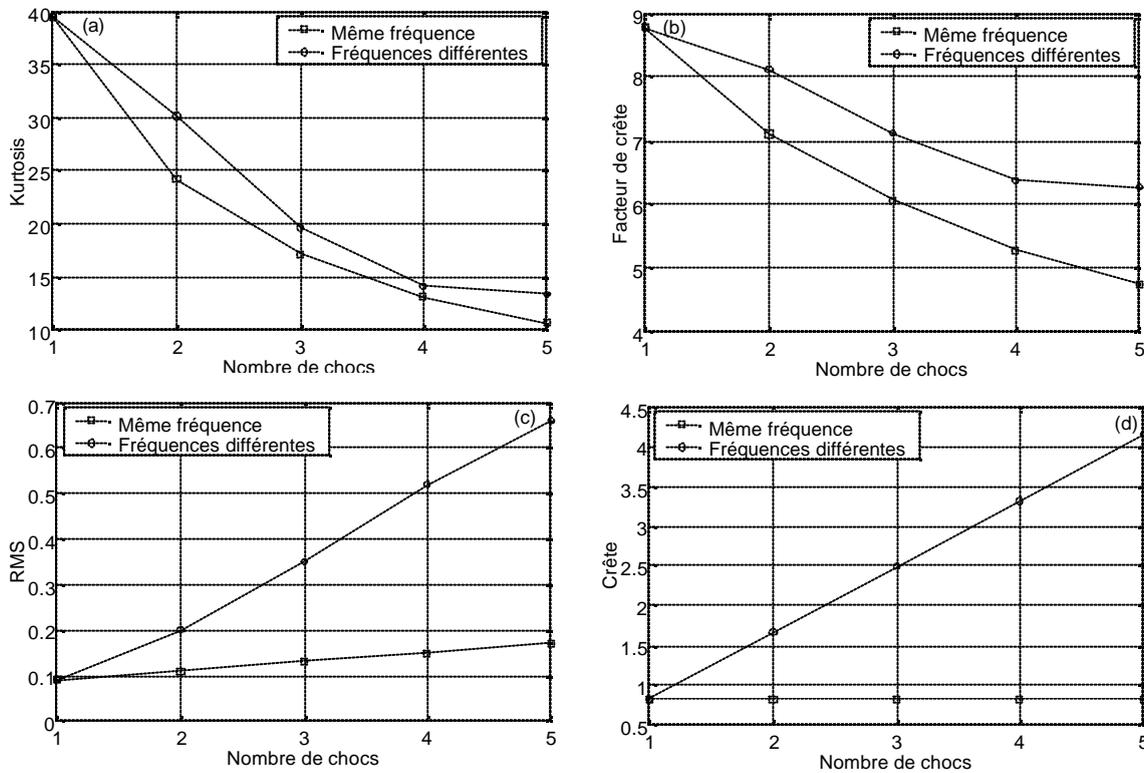


Figure 2.20. Indicateurs scalaires en fonction du nombre de chocs

### 3.2.8. Choix de l'indicateur le plus sensible aux chocs

En réalité d'après les constatations précédentes il est clair que le kurtosis et le facteur de crête sont les indicateurs les plus sensibles aux chocs. Pour confirmer encore une fois ceci une étude comparative avec deux autres indicateurs scalaires couramment utilisés a été entamée. Pour ce faire, quatre signaux typiques ont été modélisés. Le premier signal (fig. 2.21.a) est la somme de trois sinusoïdes, le deuxième (fig. 2.21.b) est une fonction aléatoire représentée par un niveau significatif de bruit blanc Gaussien, quant au troisième (fig. 2.21.c) il est égale à la somme des deux premiers, enfin le quatrième (fig. 2.21.d) représente un signal simulant des impacts périodiques à 100 Hz pouvant modéliser des chocs induits par un défaut de roulement.

Pour l'ensemble des signaux, quatre indicateurs scalaires ont été calculés : le kurtosis, le facteur de crête, le RMS et l'énergie vibratoire. D'après la figure (2.22), il apparaît clairement que le kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux chocs, sa valeur importante du signal (S4) ne met aucun doute sur ce fait. Le facteur de crête semble lui aussi sensible aux chocs mais bien loin du kurtosis. Enfin, le RMS et l'énergie vibratoire affichent, au contraire, des valeurs importantes pour les trois autres signaux. En effet, ils sont sensibles aux amplitudes du signal et non pas au phénomène induisant les chocs, de ce fait il est inutile de les utiliser comme indicateurs de l'état de dégradation des roulements.

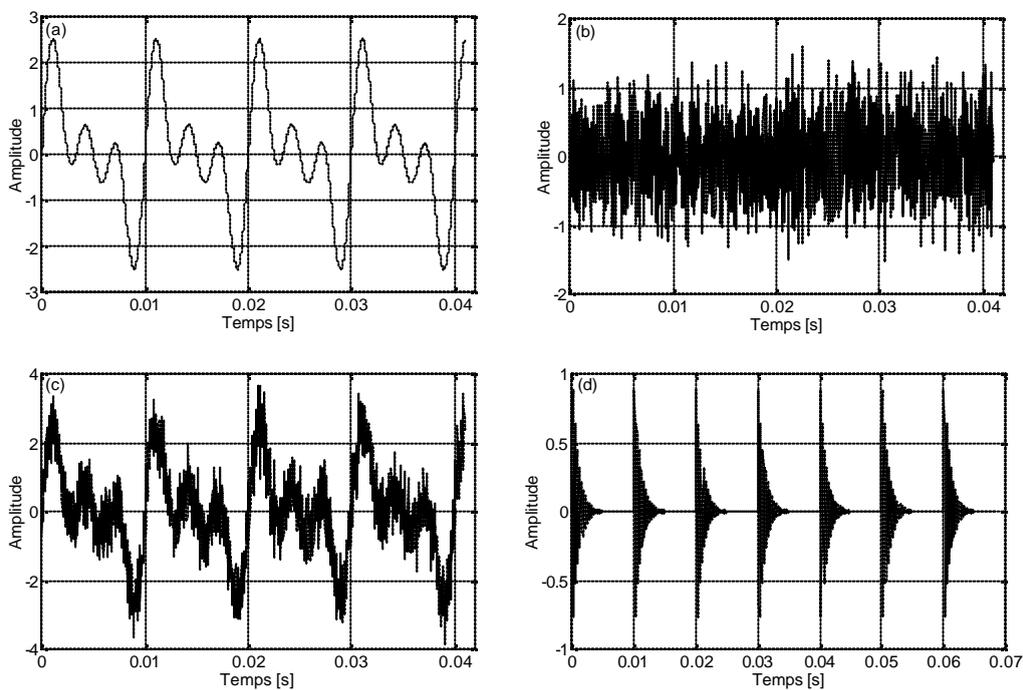


Figure 2.21. Signaux simulant : (a) Somme de trois sinusoïdes, (b) Bruit blanc Gaussien, (c) Somme des signaux (a) et (b), (d) Impacts à 100 Hz

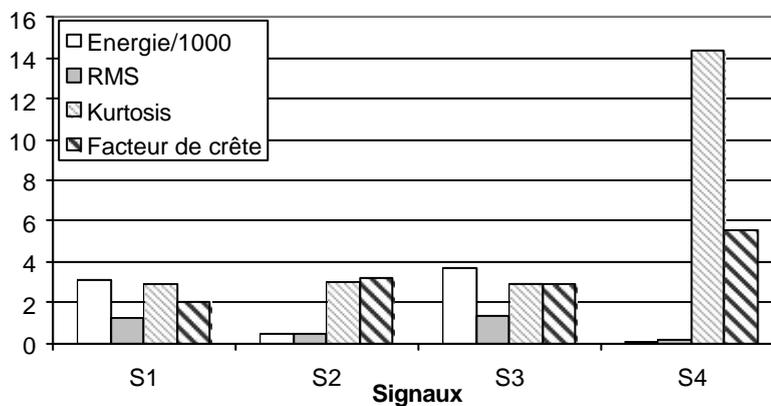


Figure 2.22. Valeurs des indicateurs scalaires pour les quatre signaux précédents

## 4. Synthèse du chapitre

Ce chapitre a été consacré à une analyse plus fine des indicateurs scalaires visant essentiellement à optimiser leur sensibilité à la détection des défauts induisant des chocs. Un modèle mathématique, basé sur la réponse à une résonance, a été choisi pour l'étude théorique. La visualisation de cette même réponse ou du signal de chocs en général montre que certains paramètres ont tendance à masquer les impulsions à partir de certaines valeurs, ce qui nous a conduit à conclure qu'un mauvais choix peut entraîner un faux verdict sur l'état du roulement.

L'optimisation de ces paramètres semble intéressante dans le contexte où on veut atteindre la détection la plus précoce possible. A cet effet une étude théorique comparative entre quatre indicateurs scalaires a été entamée. Les résultats obtenus montrent la tendance différente et parfois inverse de ces indicateurs en fonction de la variation des paramètres étudiés. Le kurtosis et le facteur de crête sont les indicateurs les plus sensibles aux chocs et donc les plus fiables pour une détection des défauts de roulements, avec une large supériorité pour le kurtosis. Le RMS et la valeur crête, étant sensibles à l'énergie du signal et non pas à sa forme, ne le sont pas. Néanmoins on peut les utiliser pour suivre l'évolution d'une éventuelle dégradation.

Une mesure dans de faibles vitesses de rotation avec le maximum nombre de points et un échantillonnage plus fin ainsi qu'un débruitage du signal semble la combinaison idéale pour donner au kurtosis toutes ses capacités de détection. En plus les résultats obtenus ont peut être expliqué certains phénomènes du kurtosis notamment sa dégradation subite après avoir indiqué des valeurs significatives, qui est en réalité l'inconvénient tant évoqué par les chercheurs. Notons juste qu'un compromis entre vitesse et échantillonnage devrait être respecté, car si la vitesse de rotation est trop faible, notamment en cas d'échantillonnages importants, les impacts n'apparaissent même pas sur le signal mesuré.

En réalité toutes les remarques précédentes sont faisables et les paramètres concernés peuvent par conséquent être optimisés pratiquement sauf pour le débruitage qui demande une petite réflexion. A cet effet nous proposons d'utiliser un nouveau moyen de traitement de signal ; fiable, puissant et moderne. L'analyse multirésolution en ondelettes, grâce à ses fabuleuses propriétés, permettra à notre avis le débruitage et donc le filtrage du bruit et des autres composantes parasites du

signal. Le problème c'est que cette technique n'a jamais été adaptée spécialement pour l'analyse des signaux de chocs, ce qui rend son optimisation nécessaire.

Dans le prochain chapitre nous présenterons les fondements mathématiques de la transformée en ondelettes en générale et celle multirésolution en particulier. Nous entreprendrons par la suite une optimisation de ses paramètres afin de l'adapter aux signaux de chocs en considérant le kurtosis comme critère d'optimisation et d'évaluation.

# Chapitre 3 : Optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de chocs

1. Introduction
2. Transformée de Fourier
3. Transformée de Fourier à court terme
4. Transformée en ondelettes
5. Adaptation de l'AMRO à la détection des défauts de chocs
  - 5.1. Choix du nombre optimal de niveaux
  - 5.2. Choix du vecteur optimal de la décomposition en ondelettes
  - 5.3. Choix de la fréquence de chocs et d'échantillonnage optimales
  - 5.4. Choix d'une famille d'ondelettes optimale
  - 5.5. Choix de la fréquence maximale du signal
6. Validité de la méthode proposée en fonction du bruit et des fréquences parasites
7. Application sur des signaux pré-filtrés et comparaison avec un filtrage passe-bande
8. Synthèse du chapitre

---

## 1. Introduction

*Lors de la transformation au domaine fréquentiel par l'FFT l'information du temps est perdue, on est ainsi incapable de définir quand un événement prend place. Pour remédier à cet inconvénient, une nouvelle technique de traitement s'est généralisée ces dernières années, bien qu'elle ait vu le jour au début du siècle. La méthode des ondelettes ou wavelets en anglais est sans doute un outil très efficace pour chiffrer, décrire, modéliser ou localiser tant de signaux dans plusieurs domaines : scientifique, technique, médical, ...etc. L'objectif de ce chapitre est l'optimisation de plusieurs paramètres de l'AMRO afin de l'adapter au traitement des signaux de chocs. Bien évidemment, au préalable ses fabuleuses propriétés seront présentées et discutées. La méthode proposée sera enfin évaluée, comparée, voire jumelée au filtrage passe-bande.*

## 2. Transformée de Fourier

La transformée de Fourier analyse le contenu fréquentiel d'un signal, elle permet donc le passage entre deux domaines de représentations complémentaires ; temporelle et fréquentielle. Basée sur les travaux du physicien Français Jean Baptiste Joseph Fourier, elle permet ce passage grâce à l'intégrale qui porte son nom et 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 :

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

Un algorithme rapide de cette transformée a été introduit par les Américains Cooley et Tukey en 1965. Appelée *Transformée de Fourier Rapide* ou *FFT (Fast Fourier Transform)*, il 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 sinusoides et son spectre correspondant. Sur le spectre on voit bien les trois fréquences simulées dans le signal.

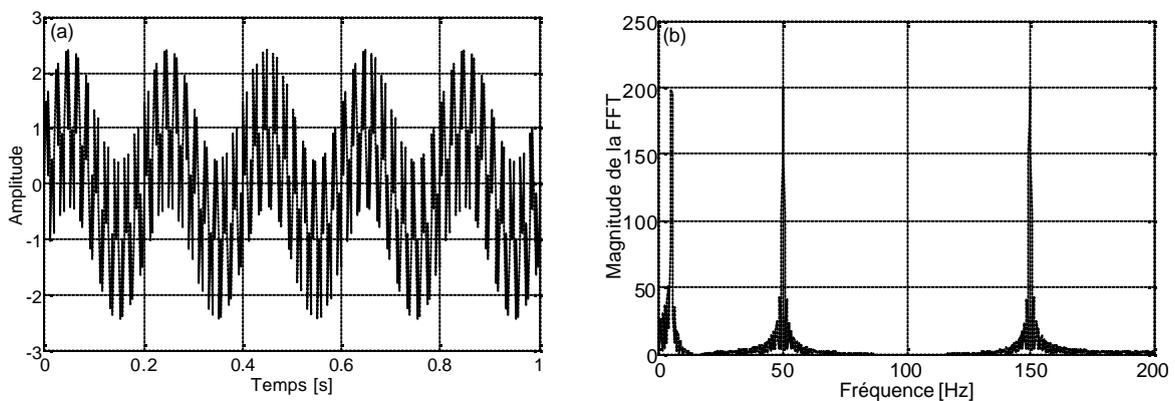


Figure 3.1. (a) Signal somme de trois sinusoides : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (b) Son spectre

### 3. Transformée de Fourier à Court Terme (STFT)

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* (*Short Term Fourier Transform*). Mathématiquement elle s'exprime par :

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

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.

La figure (3.3) montre l'exemple de l'analyse de Fourier fenêtrée du signal somme de trois sinusoïdes de la figure (3.1.a). On voit bien la coloration différente en rouge correspondant aux trois fréquences simulées ; soit 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz. Ces mêmes fréquences sont étendues sur toute la durée temporelle, chose logique pour des sinusoïdes car le signal est stationnaire.

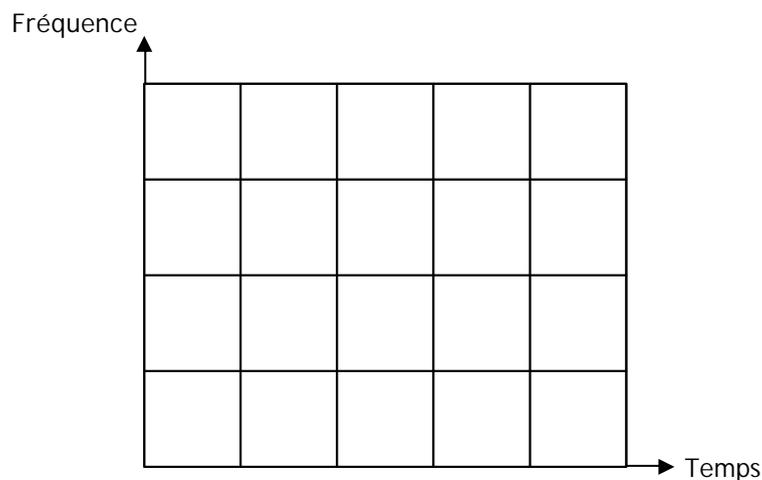


Figure 3.2. Echelle de décomposition de la STFT

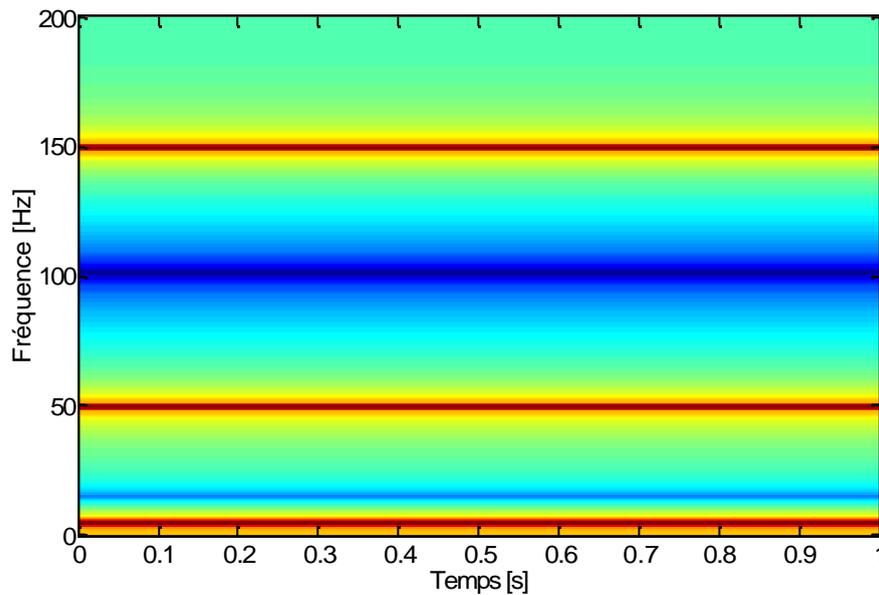


Figure 3.3. STFT du signal somme de trois sinusoïdes

En 1980, J. Morlet proposa une nouvelle analyse peu différente de celle de Gabor. Au lieu d'utiliser une fenêtre qu'on fait coulisser le long d'un signal, Morlet proposa d'utiliser des *ondelettes* qui sont des fonctions copées les unes des autres mais qui ne diffèrent que par leur taille. Cette technique possède le pouvoir de dilatation et de translation de la fonction analysante que la fenêtre ne possède pas. Un signal peut s'écrire alors sous forme d'une superposition de telles ondelettes décalées et dilatées. Les poids de ces ondelettes dans la décomposition, appelés coefficients d'ondelettes, forment la transformée en ondelettes. Un moyen puissant de traitement de signaux, qui va être largement utilisé dans divers domaines, vient de voir le jour.

#### 4. Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes remplace les sinusoïdes 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  $\psi^*$  la conjuguée de  $\psi$  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* (*Continuous Wavelets Transform*). 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 (3.4) représente l'échelle de décomposition pour la transformée en ondelettes, on remarque bien que la résolution est différente, 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], [Pre 05]. En réalité ce type d'analyse est beaucoup plus utilisé pour les phénomènes transitoires et non continus.

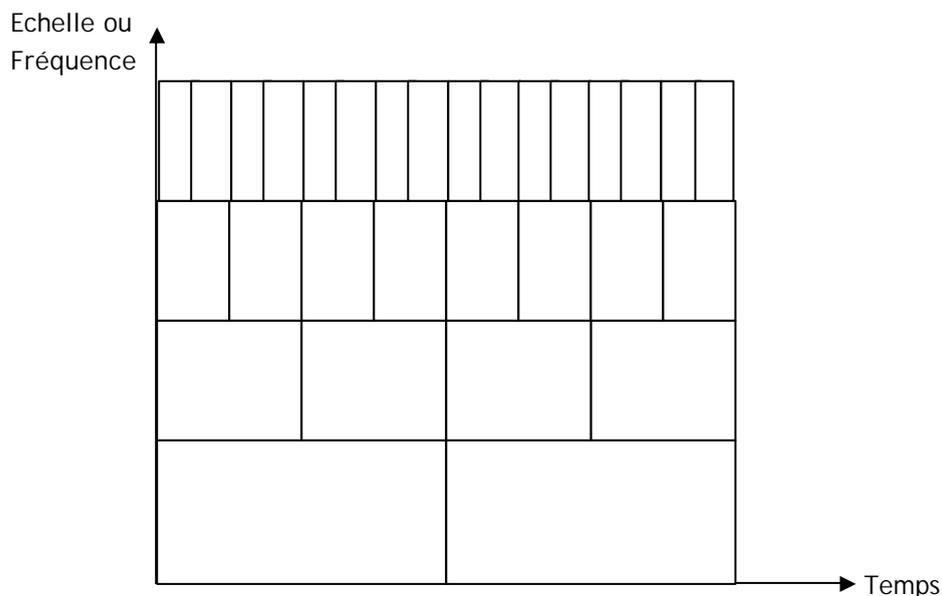


Figure 3.4. Echelle de décomposition par la TOR

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 :

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

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 pratiquement on dira 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  $cA_1$  sont appelés *coefficients d'approximation*, ils correspondent aux plus basses fréquences du signal, tandis que les éléments du vecteur  $cD_1$  sont appelés *coefficients de détail*, ils 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 :

$$\begin{aligned} A_{k-1} &= A_k + D_k \\ s &= A_k + \sum_{i \leq k} D_i \end{aligned} \quad (7)$$

où  $i$  et  $k$  sont des entiers.

Chaque ondelette possède donc sa propre banque de filtres, qu'on nomme généralement  $g_h$  et  $h_h$  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  $n=3$ .

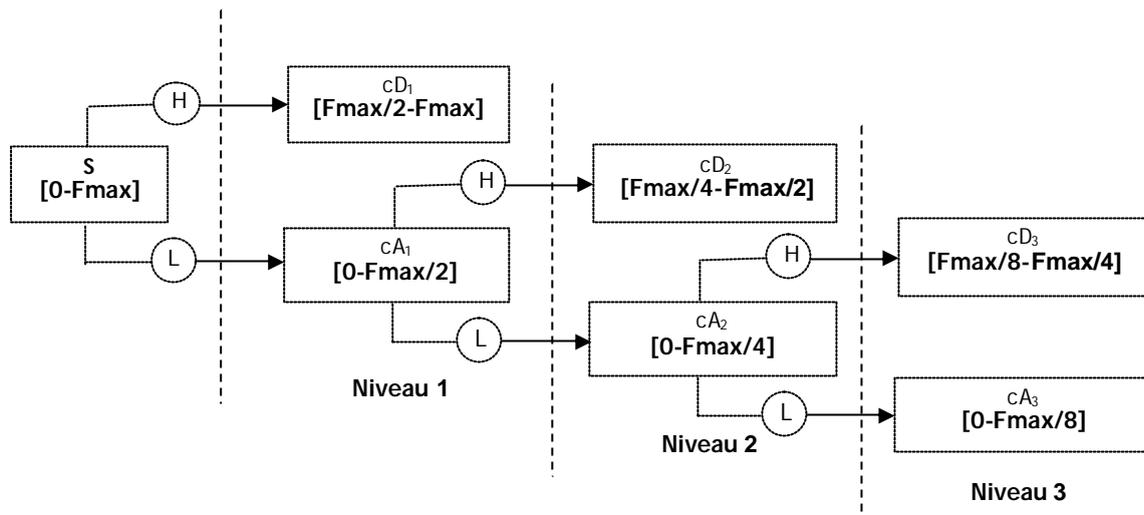


Figure 3.5. Décomposition en cascade en trois niveaux

#### 4.1. 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, c'est donc son pouvoir de décomposition. Le signal somme de trois sinusoides de la figure (3.1.a) est pris comme exemple. La figure (3.6) montre l'allure de l'ondelette analysante (db'5) ; l'ondelette de Daubechies d'ordre 5, une des familles les plus utilisées pour une telle analyse. La figure (3.7) montre les détails et les approximations issus de l'analyse de ce signal.

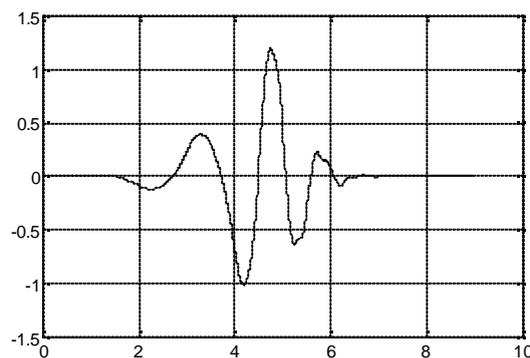


Figure 3.6. Ondelette utilisée pour l'analyse de cet exemple, 'db'5

Les spectres correspondants ont été calculés. Sur la figure (3.8) on constate que l'AMRO a séparé les basses fréquences des plus hautes permettant 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).

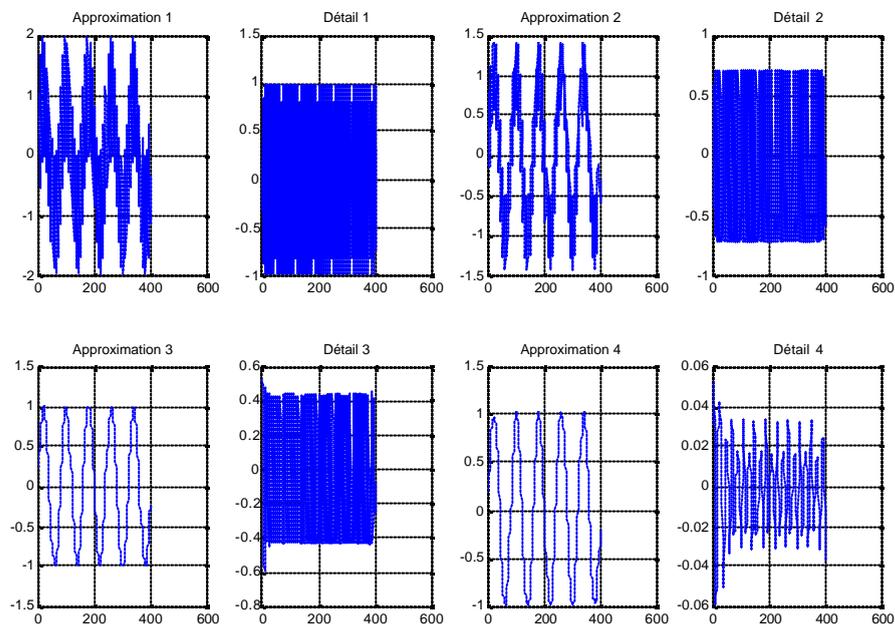


Figure 3.7. Détails et approximations issus de l'analyse du signal simulant la somme de trois sinusoides

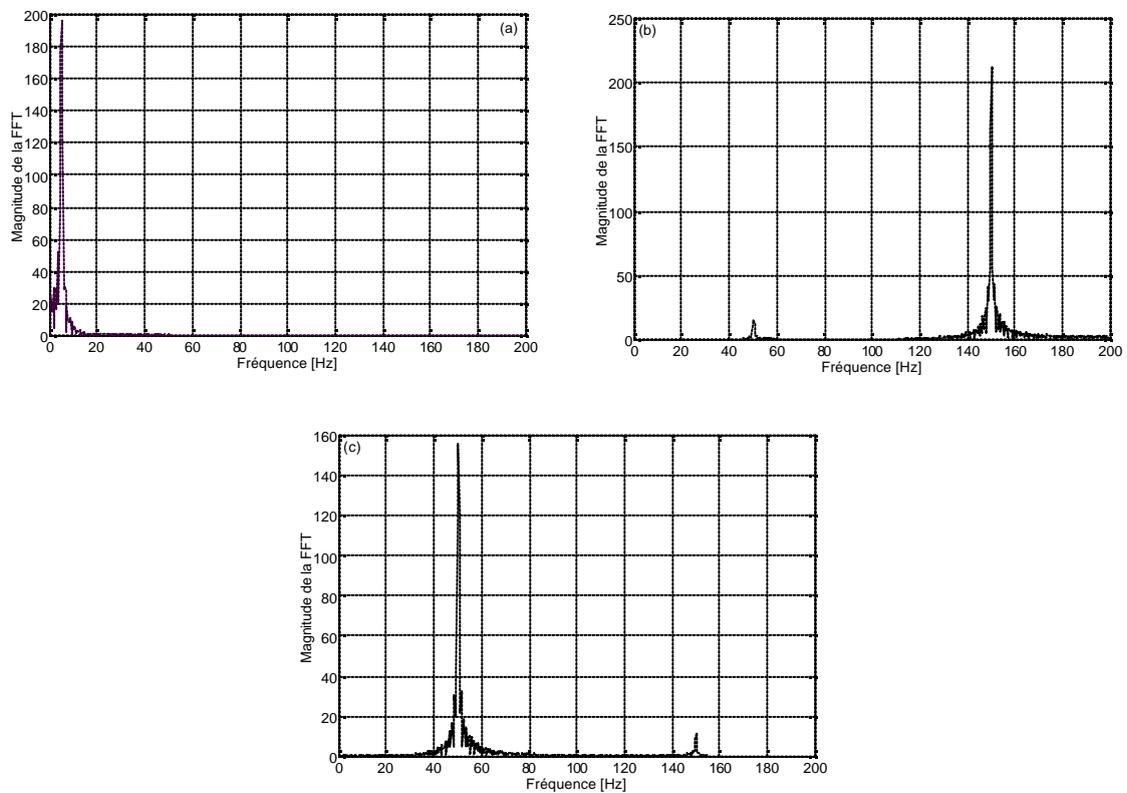
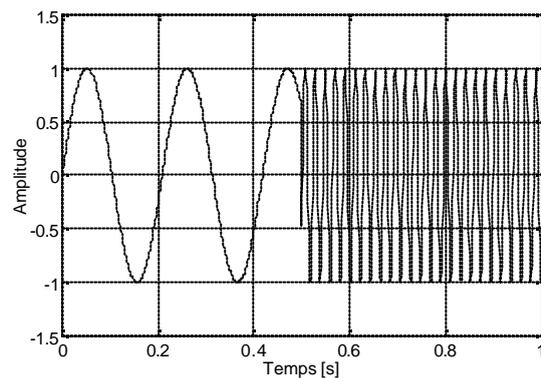
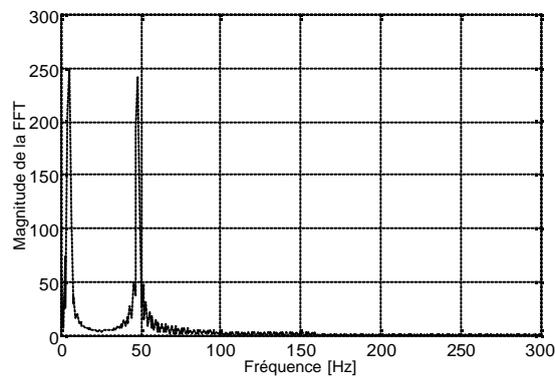


Figure 3.8. Spectres : (a) De l'approximation A3, (b) Du détail D1 et (c) Du détail D2

Le deuxième exemple 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 (fig. 3.9). La première sinusoïde, de fréquence 5 Hz, est comprise dans l'intervalle de temps  $[0 \text{ s} \rightarrow 0,5 \text{ s}]$ , la deuxième sinusoïde, de fréquence 50 Hz, est comprise entre 0,5 s et 1 s. L'FFT de ce signal montre bien les deux fréquences simulées mais ne donne aucune information sur leur localisation temporelle (fig. 3.10).



**Figure 3.9. Signal simulé**



**Figure 3.10. Spectre du signal de la figure (3.9)**

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

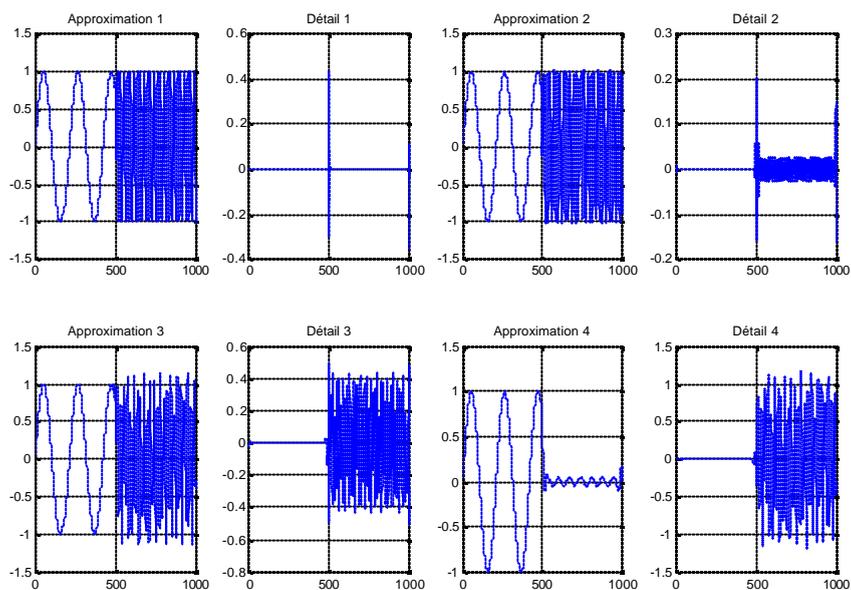


Figure 3.11. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal de la figure (3.9)

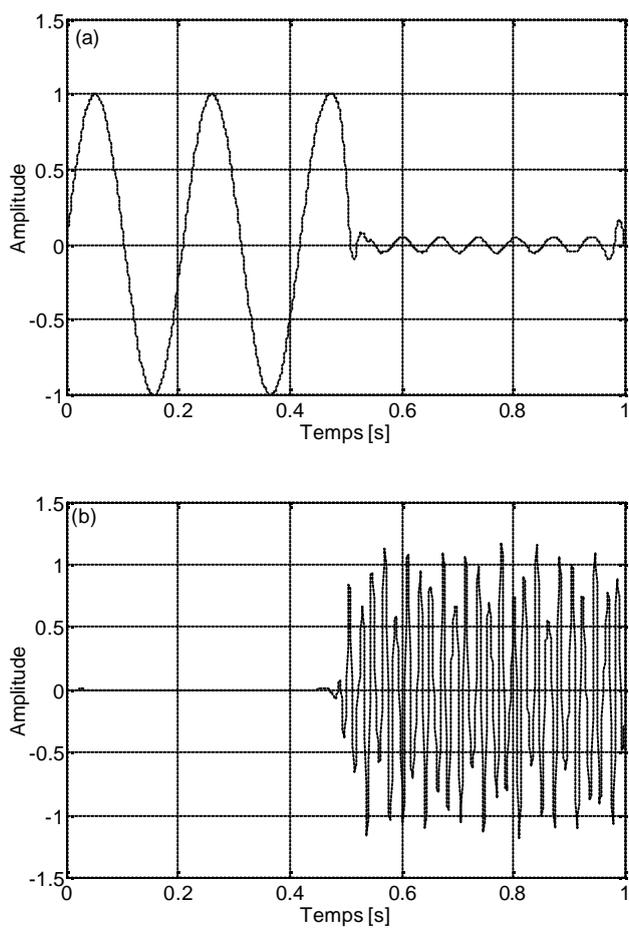


Figure 3.12. (a) Approximation A4 et (b) Détail D4

La troisième et dernière simulation montre le pouvoir de débruitage et de filtrage de l'AMRO. La figure (3.13.a) montre un signal type, à ce signal on ajoute un niveau très significatif de bruit blanc Gaussien pour aboutir enfin au signal bruité de la figure (3.13.b). L'AMRO a été appliquée sur le signal bruité permettant d'avoir plusieurs détails et approximations (fig. 3.14). La figure (3.15) 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.

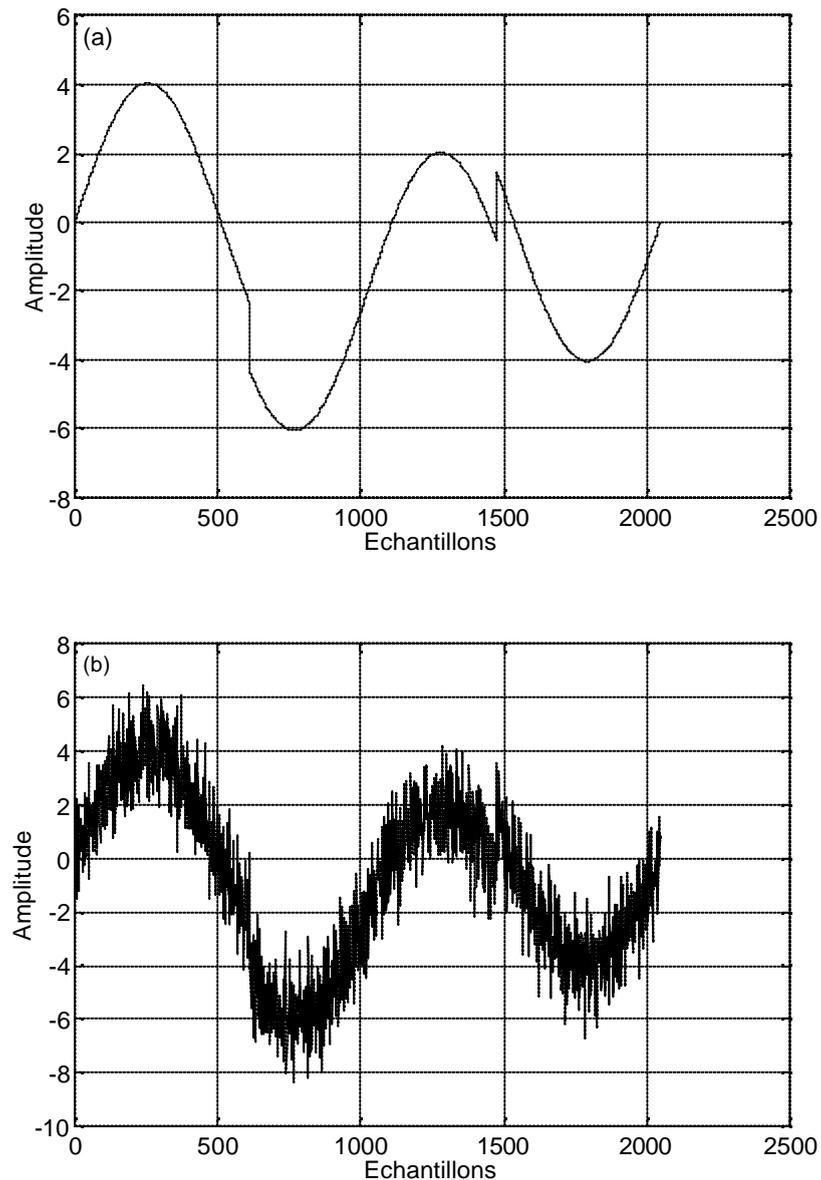


Figure 3.13. (a) Signal original et (b) Signal bruité

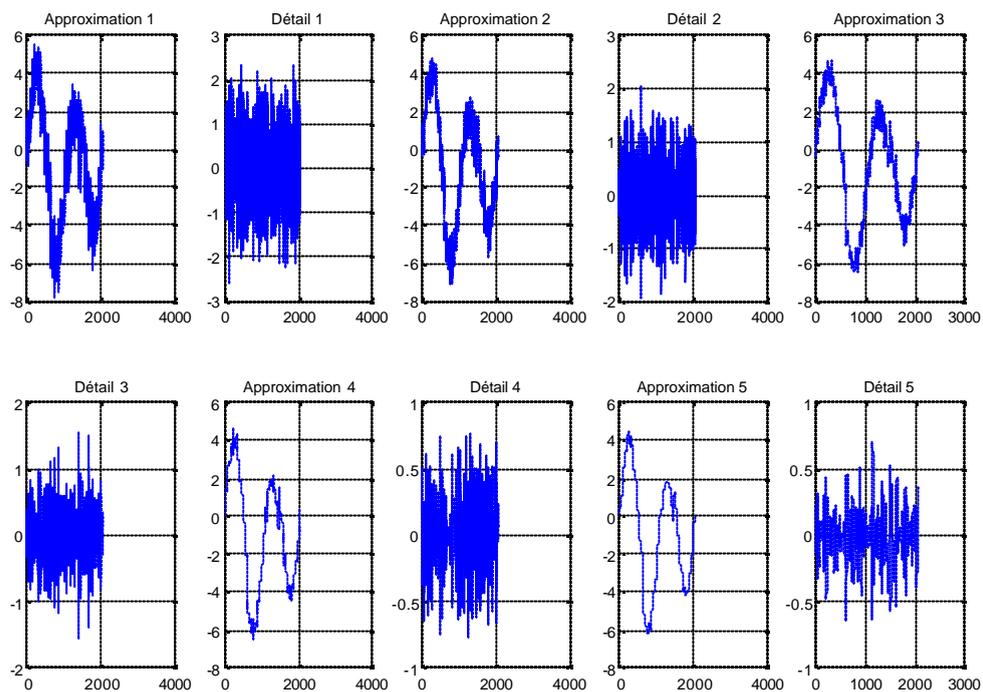


Figure 3.14. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal bruité

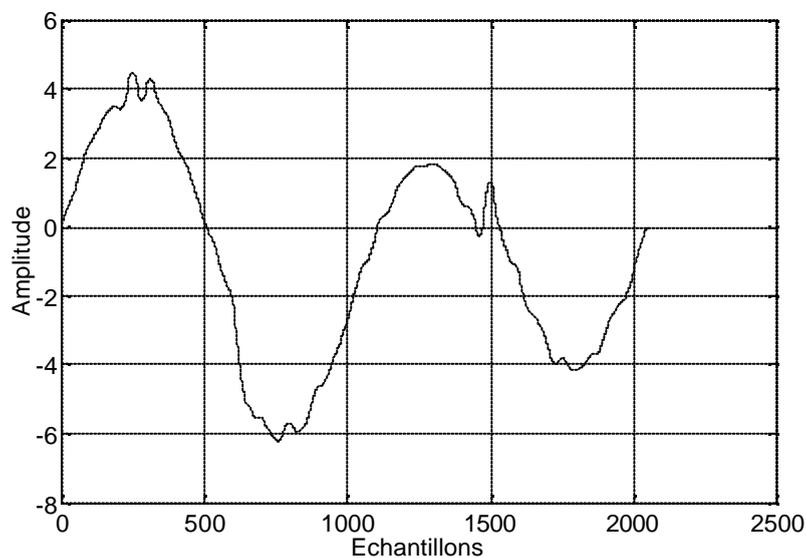


Figure 3.15. Signal de l'approximation 5 (A5)

## 5. Adaptation de l'AMRO à la détection des défauts de chocs

L'utilisation de la transformée en ondelettes discrète revient à passer 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, signe 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. 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 [Liang 97], [Li 97], [Pur 05], [Bra 02], [Chi 06], [Nik 02\_b], sans 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 chocs et ceci par le choix et l'optimisation de plusieurs paramètres influents : type d'ondelette, niveau optimal, nombre de niveaux, fréquence de chocs ou vitesse de rotation, fréquence d'échantillonnage et fréquence maximale.

### 5.1. Choix du nombre optimal de niveaux de l'AMRO

Beaucoup de chercheurs n'ont pas donné trop d'importance pour le choix du nombre de niveaux de la décomposition en ondelettes. La *tactique* utilisée était de prendre un nombre suffisamment grand pour ne pas perdre les informations utiles, d'un autre côté il ne fallait pas le prendre si grand de telle sorte qu'on passe aux très basses fréquences et calculer donc des niveaux inutiles [Pur 05], [Bra 02]. Pour faire un compromis entre ces deux exigences, un choix rationnel et optimal à la fois s'avère nécessaire.

Notre approche est de ne conserver que les niveaux qui comprennent l'information, il est par ce fait inutile d'aller dans des niveaux où la fréquence de chocs n'est même pas incluse dans la bande fréquentielle de l'approximation du niveau final, ce serait chercher une information dans un endroit où elle n'existe même pas. Par conséquent la fréquence maximale de l'approximation du niveau final  $F_{\max}(A_n)$  doit impérativement être égale à la fréquence de chocs et au moins quelques unes de ses harmoniques afin de confirmer qu'il s'agit bien d'une fréquence d'un défaut. Pratiquement selon [Nik 02\_b], on considère que trois sont assez suffisantes. Sachant que la fréquence maximale de l'approximation de chaque niveau (i) est

égale à la fréquence maximale du signal mesuré  $F_{max}$  divisée par  $2^n$ , on obtient pour le dernier niveau  $n$  :

$$F_{max}(A_n) = \frac{F_{max}}{2^n} \quad (8)$$

Ce qui donne :

$$\frac{F_{max}}{2^n} = 3F_c \quad (9)$$

Le nombre optimal de niveaux doit donc satisfaire :

$$n = 1.44 \log\left(\frac{F_{max}}{3F_c}\right) \quad (10)$$

Avec  $n$  un nombre entier arrondi à la valeur supérieure,  $F_c$  est la fréquence de chocs.

Si la fréquence de chocs est par exemple égale à 200 Hz, la fréquence maximale de la dernière approximation sera égale approximativement à 600 Hz. Si le signal est mesuré avec une fréquence maximale de 10000 Hz et en appliquant l'équation 10, le nombre optimal de niveaux sera égale à 4, la bande fréquentielle de la dernière approximation sera exactement [0 - 625] Hz. Ce serait donc inutile d'aller au-delà de quatre niveaux.

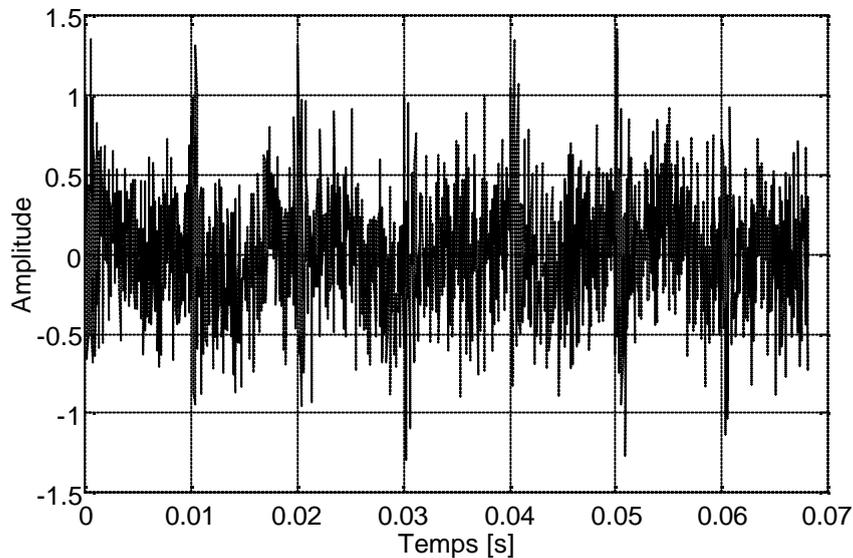
## 5.2. Choix du vecteur optimal de la décomposition en ondelettes

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

Dans beaucoup d'applications les auteurs étaient obligés de visualiser tous les vecteurs calculés et d'en déduire par la suite celui le mieux filtré [Pur 05], [Bra 02] sauf peut être dans [Nik 02\_b] où l'auteur a utilisé le carré de l'énergie des coefficients d'ondelettes pour choisir le vecteur optimal issu de la décomposition par paquet d'ondelettes.

Notre approche est de chercher des impacts, or nous avons montré dans le chapitre 2 qu'il n'y a pas mieux que le kurtosis pour les détecter, son utilisation comme un critère de choix du vecteur optimal est tout à fait justifiée. Ce vecteur sera donc le détail ou l'approximation ayant le plus grand kurtosis. Pour confirmer cette approche nous proposons dans ce qui suit un exemple d'analyse multirésolution en ondelettes du signal de chocs bruité de la figure (3.16). La fréquence

d'échantillonnage simulée est égale à 30000 Hz et le nombre d'échantillons à 2048, la fréquence de résonance est choisie égale à 2900 Hz.



**Figure 3.16. Signal de chocs bruité**

La figure (3.17) représente les différents détails et approximations issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. A titre de comparaison, nous avons calculé le kurtosis, le facteur de crête et l'énergie de chaque vecteur, la figure (3.18) montre les résultats obtenus. En se basant sur le kurtosis comme critère de choix, le détail 3 (D3) est celui optimal, même chose pour le facteur de crête. D'après l'énergie la première approximation (A1) est celle optimale.

Il est tout à fait clair d'après la figure (3.17) que le signal reconstruit (D3) est beaucoup plus filtré que celui (A1). Il est par ce fait légitime de conclure que le vecteur ayant le maximum d'énergie vibratoire n'est pas forcément celui le mieux filtré donc celui où les impacts sont plus clairs et la détection du défaut plus évidente. En conclusion, le kurtosis et le facteur de crête sont plus sensibles pour le choix du vecteur optimal de la décomposition en ondelettes que l'énergie vibratoire.

La figure (3.19) montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3). La fréquence de chocs simulée (100 Hz) et plusieurs de ses harmoniques apparaissent clairement sur le spectre. Dans certaines applications le spectre d'enveloppe de l'énergie des coefficients d'ondelettes s'est montré plus informatif.

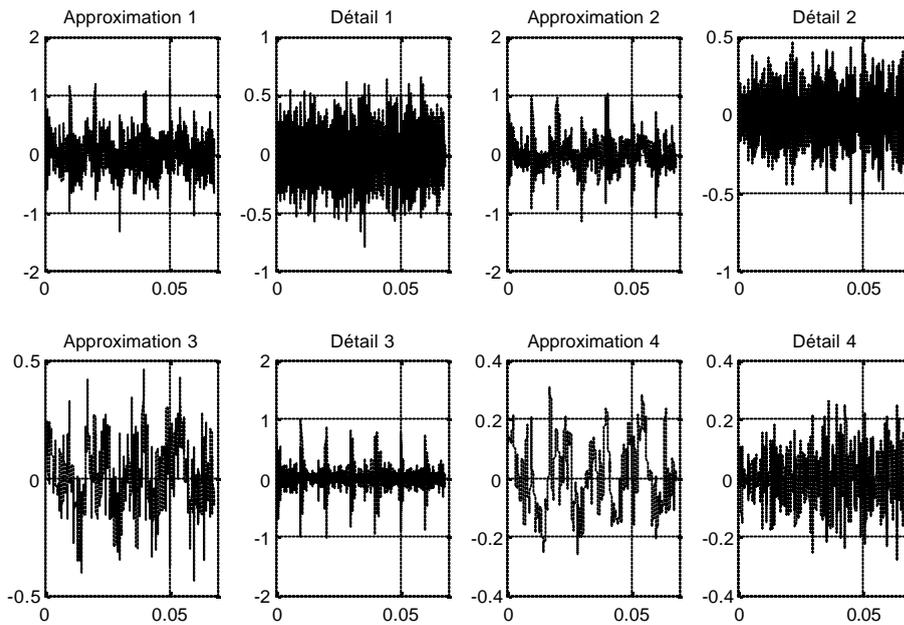


Figure 3.17. Différents détails et approximations issus de l'analyse multirésolution en ondelettes du signal bruité

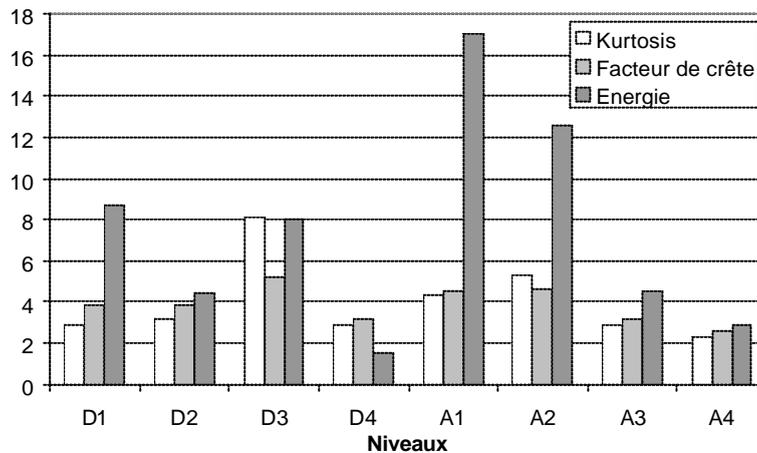
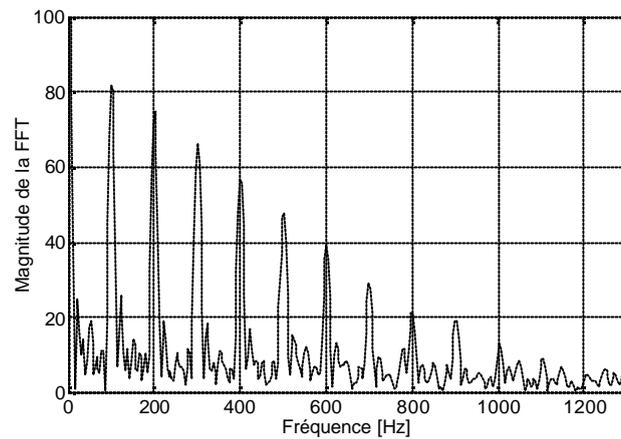


Figure 3.18. Indicateurs scalaires des détails et des approximations

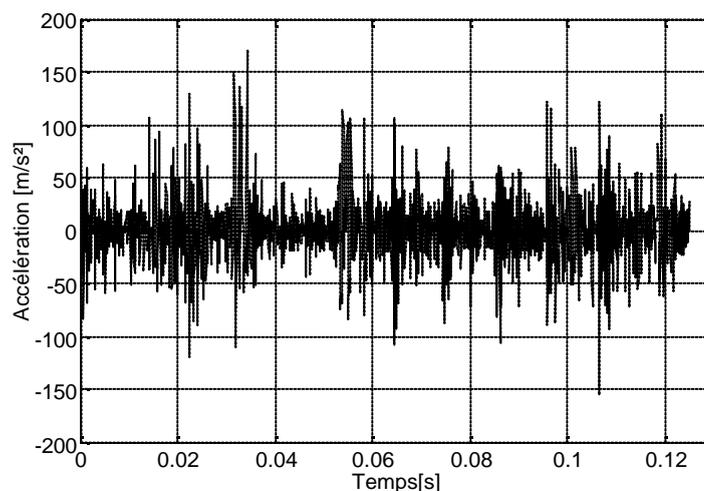
Comme montré dans la section (4.2) et suite à l'algorithme en cascade (voir figure 3.6), la bande fréquentielle du signal reconstruit (D3) est exactement [1875-3750] Hz, la fréquence de résonance simulée (2900 Hz) est par conséquent incluse dans cet intervalle. Ceci revient à une bande passante autour de cette fréquence contrairement à la bande de la première approximation (A1) [0-15000] Hz qui est relativement large ce qui explique, à notre avis, la différence en clarté entre les deux signaux (D3 et A1).



**Figure 3.19. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)**

D'autre part, on a pu constater lors de l'analyse d'un signal mesuré sur un roulement défectueux du type Nu 205 (fig. 3.20) que le kurtosis et le facteur de crête n'indiquaient pas le même vecteur optimal, le kurtosis indiquait (A3) et le facteur de crête ou même l'énergie indiquaient (A1) ce qui place cette problématique envisageable. La figure (3.21) montre les différents détails et approximations issus de l'AMRO de ce signal. Les spectres d'enveloppe des deux vecteurs montrent une nette supériorité et une parfaite clarté pour celui sélectionné par le kurtosis qui indique clairement la fréquence d'un défaut sur la bague extérieure (47 Hz) et plusieurs de ses harmoniques (fig. 3.22).

Par conséquent, dans le cadre de la détection d'un choc dans un signal, le kurtosis est le critère le plus fiable pour le choix du vecteur optimal issu de l'analyse multirésolution en ondelettes de ce signal.



**Figure 3.20. Signal mesuré sur un roulement défectueux (Roulement Nu 205, N= 710 Tr/min)**

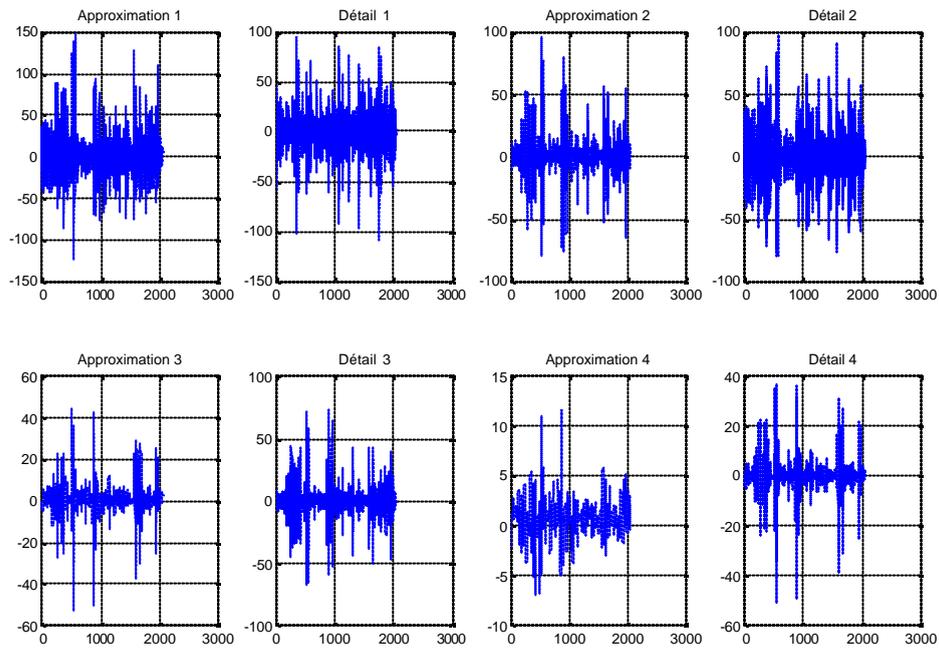


Figure 3.21. Détails et approximations issus de l'AMRO du signal mesuré

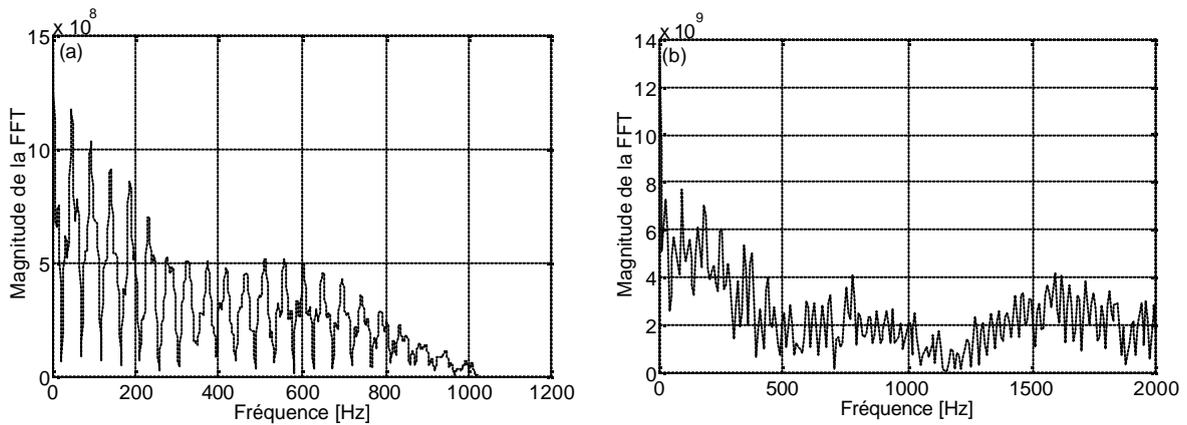


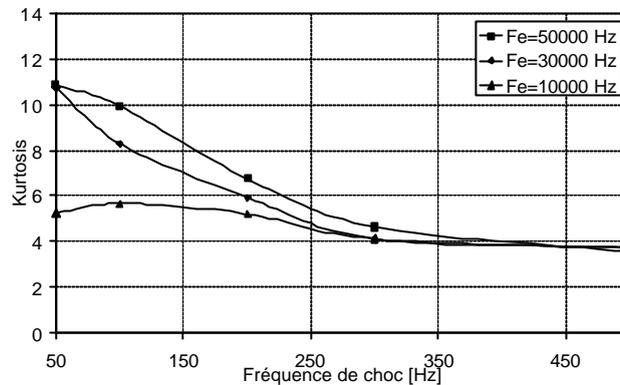
Figure 3.22. Spectres d'enveloppe de l'énergie des coefficients d'ondelettes des vecteurs ayant le maximum de : (a) Kurtosis, (b) Facteur de crête et énergie

Nb. Le vecteur optimal de la décomposition sera nommé dans ce qui va suivre, « signal reconstruit »

### 5.3. Choix de la fréquence de chocs et d'échantillonnage optimales

La figure (3.23) montre le kurtosis du signal reconstruit calculé pour différentes fréquences d'échantillonnage et plusieurs fréquences de chocs. On constate que les

valeurs optimales sont enregistrées pour de faibles fréquences de chocs (donc vitesses de rotation) associées à des fréquences d'échantillonnage importantes.



**Figure 3.23. Kurtosis du signal reconstruit en fonction de la fréquence de chocs pour différentes fréquences d'échantillonnage**

En effet si la fréquence de chocs est trop grande le temps de relaxation peut dépasser la période entre deux chocs successifs, les indicateurs scalaires perdent alors toute leur efficacité. On a montré dans le chapitre précédent que pour profiter pleinement de tout leur pouvoir de détection, la répétition des chocs doit être supérieur à au moins 3 fois le temps de relaxation pour le kurtosis et à 12 fois pour le facteur de crête, ceci a été démontré mathématiquement dans [Pac 97] et [Bou 98]. En plus, dans le cas où la fréquence d'échantillonnage est grande, le filtrage se fait dans les hautes fréquences cernant ainsi les résonances du système causées par le défaut, ce qui explique donc les valeurs importantes du kurtosis du signal reconstruit.

#### 5.4. 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 parce qu'elle a donné de bons résultats dans un travail antérieur [Nik 02\_b], [Bra 02], [Liang 97]. Dans plusieurs applications nous avons constaté qu'entre deux ondelettes, y compris 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 de plusieurs critères. Les ondelettes sont choisies

surtout en fonction du type d'analyse voulu. Après avoir éliminer les familles inadaptées pour l'algorithme rapide de l'AMRO (telles que la Morlet, la Mexican hat et la Meyer), notre choix s'est porté sur la famille des Daubechies (*dbN*), qui semble la mieux adaptée pour une telle analyse [Nik 02\_b], [Bra 02], [Liang 97], [Mar 02], [Lou 04], le problème reste dans le choix de l'ondelette elle-même.

Dans le cas présent, l'ondelette choisie sera celle qui permet un filtrage optimal du signal mesuré donc un kurtosis maximal du signal reconstruit. 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 chocs 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 au tableau (3.1). Ce tableau peut servir de référence pour le choix de l'ondelette de traitement lors de l'analyse multirésolution en ondelettes d'un signal de chocs.

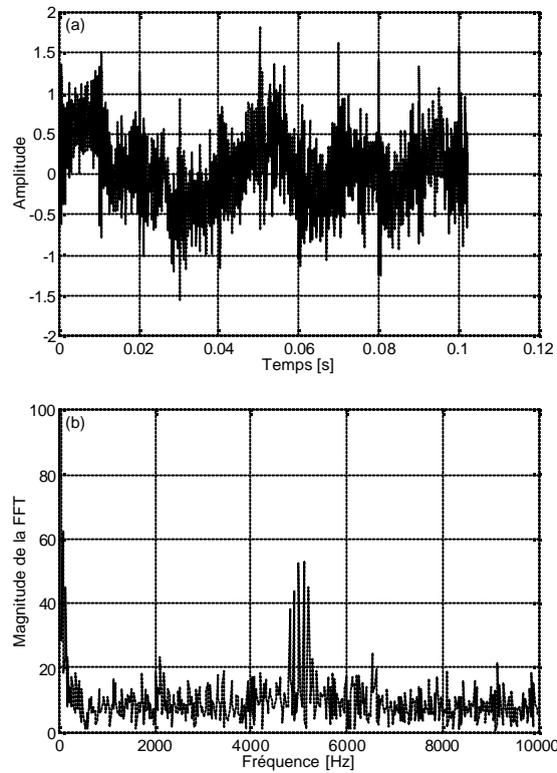
Fréquence d'échantillonnage [Hz]	$F_e/F_c$				
	50	100	200	500	1000
10000	<b>db5</b>	<b>db5</b>	<b>db5</b>	<b>db5</b>	<b>db6</b>
30000	<b>db5</b>	<b>db12</b>	<b>db5</b>	<b>db6</b>	<b>db5</b>
50000	<b>db6</b>	<b>db12</b>	<b>db10</b>	<b>db5</b>	<b>db10</b>

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

### 5.5. Choix de la fréquence maximale du signal

Il est parfaitement connu qu'un filtrage n'est optimal que si la bande passante du filtre couvre la fréquence de résonance du système. En effet 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. Par exemple si la résonance est égale à 5000 Hz et si le signal est mesuré dans la bande [0-10000] Hz (fig. 3.24), la bande fréquentielle du premier détail sera exactement [5000-10000] Hz (fig. 3.25.a). Dans ce cas le filtrage est réalisé dans une bande qui ne couvre pas la fréquence de résonance du système et par ce fait 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 3.24. (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 :  $\left[ \frac{F_{max}}{2^i} - \frac{F_{max}}{2^{i-1}} \right]$ , pour que la fréquence de résonance  $F_r$  soit couverte par cette bande elle doit satisfaire :

$$F_r = \frac{\frac{F_{max}}{2^i} + \frac{F_{max}}{2^{i-1}}}{2} \quad (11)$$

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

$$F_{max} = F_r \frac{2^{i+1}}{3} \quad (12)$$

Pour l'exemple précédent et en appliquant l'équation (12), 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 (fig. 3.25.b). D'après la section (5.3) il est préférable de prendre une fréquence d'échantillonnage maximale donc la plus grande fréquence maximale possible. On peut donc pour  $i=3$ , 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 (fig. 3.25.c). En réalité 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 est par conséquent inutile.

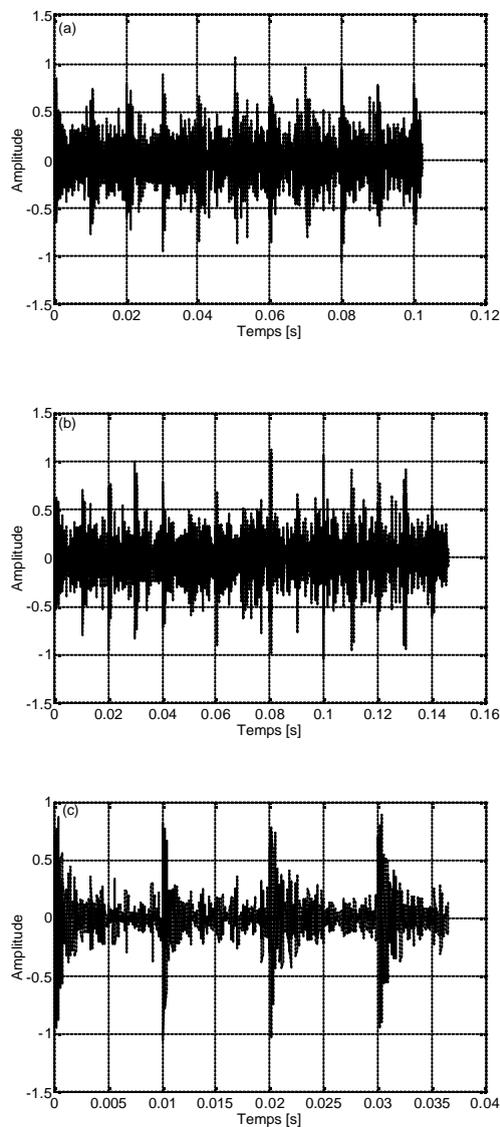
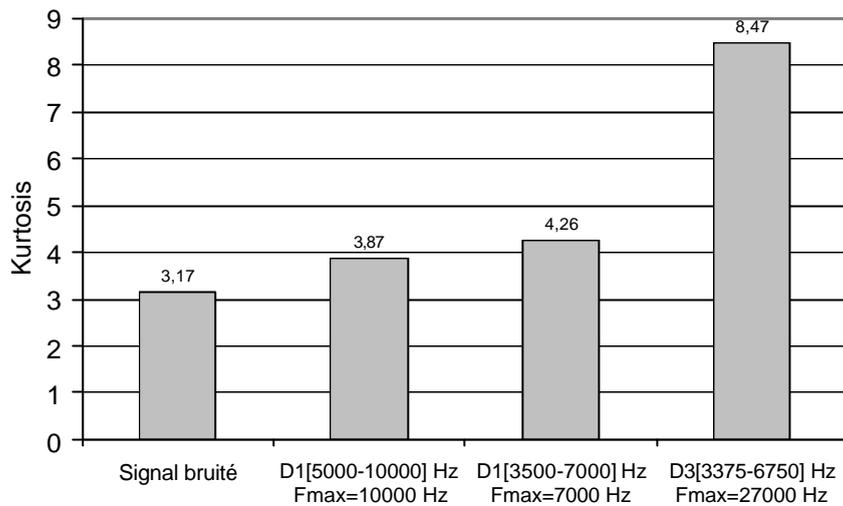


Figure 3.25. Signaux reconstruits pour une fréquence maximale de : (a) 10000 Hz, (b) 7000 Hz et (c) 27000 Hz



**Figure 3.26. Kurtosis des signaux reconstruits dans les trois configurations d'aparavant**

De cette simulation deux points essentiels sont à conclure :

1. Les signaux reconstruits sont nettement plus filtrés que le signal bruité, notamment celui de la figure (3.25.c) dans le cas où la fréquence maximale est la plus importante (27000 Hz);
2. Le kurtosis dans le dernier cas est plus important ce qui confirme l'approche développée dans cette section (fig. 3.26).

## 6. Validité de la méthode proposée en fonction du bruit et des fréquences parasites

Le but de cette section est de vérifier la validité de la méthode proposée en fonction du bruit et des fréquences parasites. L'idée étant de confirmer qu'en utilisant l'AMRO on peut pousser les limites de détection du kurtosis au maximum et que là où le défaut n'est plus détecté par le kurtosis du signal mesuré, il est tout à fait évident par celui du signal reconstruit. La simulation a été réalisée sur un signal avec une fréquence de chocs égale à 100 Hz.

D'après la figure (3.27) on constate sans peine que les kurtosis des signaux reconstruits sont très significatifs par rapport à ceux des signaux bruts notamment pour des rapports signal bruit importants. Par l'application de l'AMRO, la détection du défaut est tout à fait possible jusqu'à un SNR très faible (3%), alors qu'elle n'est plus évidente avant à partir d'un SNR de 10%. En plus l'amélioration de la sensibilité du kurtosis demeure optimale pour des SNR importants ce qui est parfaitement

logique. Bien qu'elle décroisse avec la diminution du SNR, elle est parfaitement suffisante pour permettre la détection du choc dans les conditions les plus extrêmes.

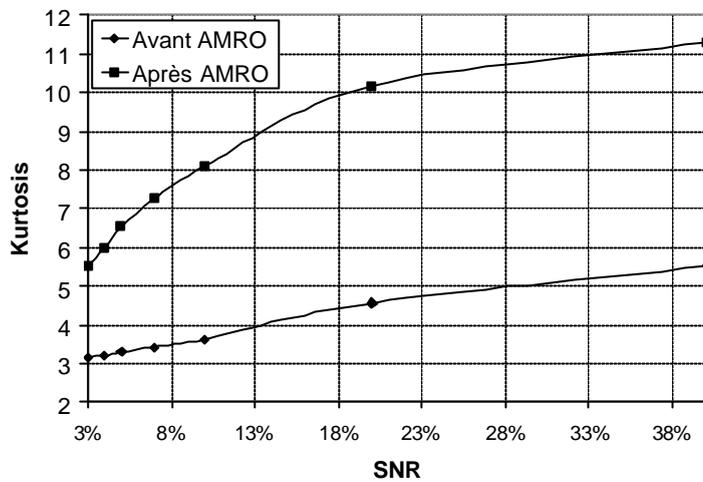


Figure 3.27. Kurtosis des signaux avant et après l'application de l'AMRO en fonction du niveau de bruit

On constate d'après la figure (3.28) que les kurtosis des signaux reconstruits après application de l'AMRO sont pratiquement identiques, peu importe le nombre de fréquences ajoutées, mis à part la valeur initiale importante correspondant au cas sans fréquences. La détection des chocs, bien qu'elle soit impossible pour les signaux bruts à partir de quatre fréquences, est tout à fait évidente pour les signaux reconstruits jusqu'à dix fréquences. Cette simulation montre la validité de la méthode proposée en fonction des fréquences parasites qui se montrent beaucoup plus influents sur les signaux bruts que sur ceux reconstruits.

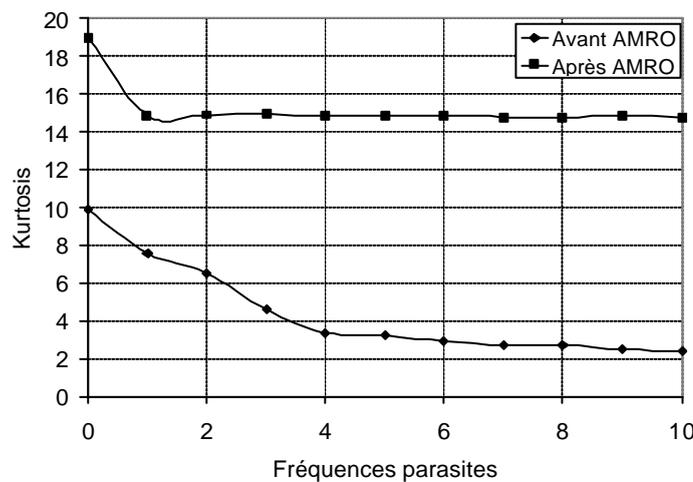


Figure 3.28. Kurtosis des signaux avant et après l'application de l'AMRO en fonction des fréquences parasites

## 7. Application de l'AMRO sur des signaux pré-filtrés et comparaison avec un filtrage passe-bande

Les signaux traités jusqu'à maintenant sont simulés dans des bandes relativement larges. L'approche développée dans cette section est d'appliquer l'AMRO sur des signaux préalablement filtrés. Pour ce faire un filtrage passe-bande est appliqué sur le signal en question, la bande passante du filtre doit être soigneusement choisie.

L'approche est appliquée sur un signal simulant des impacts à 100 Hz, la fréquence de résonance simulée est égale à 2900 Hz, le rapport signal/bruit est égal à 7%, la bande fréquentielle de ce signal est prise égale à 25000 Hz (qui est très large en pratique). Le spectre large bande du signal met en évidence une composante dominante égale à la fréquence de résonance modulée de part et d'autre par la fréquence de chocs simulée, soit 100 Hz. En effet, comme déjà mentionné dans le chapitre 1, en présence d'un défaut la résonance du système est modulée par la fréquence caractéristique du défaut, ceci se traduit par des bandes latérales dont l'espacement correspond à la fréquence du défaut (fig. 3.29). Le signal large bande est traité par l'AMRO, le signal reconstruit a été extrait à partir du détail 4 (D4) dont la bande fréquentielle [1562,5-3125] Hz couvre la fréquence de résonance simulée. Plusieurs filtrages passe-bande ont été appliqués dans plusieurs bandes de fréquence. Dans chaque cas le signal filtré est traité par l'AMRO.

La figure (3.30) montre que l'application de l'AMRO sur le signal filtré dans la bande [1500-3500] Hz, qui couvre la résonance, permet d'avoir un meilleur résultat que son application sur le signal large bande ou sur ceux filtrés dans d'autres passe-bande. Ceci montre l'intérêt d'utiliser cette technique sur des signaux filtrés. En plus on constate que le signal reconstruit à partir de l'AMRO du signal large bande permet d'avoir un kurtosis plus important que ceux des autres signaux filtrés, ce qui place le filtrage par ondelettes plus optimal que le filtrage passe-bande. La figure (3.31) montre quelques uns des signaux filtrés et traités par AMRO.

En effet, cette approche semble intéressante dans le cas de défauts naissants, notamment si la détection par l'AMRO large bande ou par un simple filtrage passe-bande n'est pas possible. La combinaison des deux devient alors nécessaire.

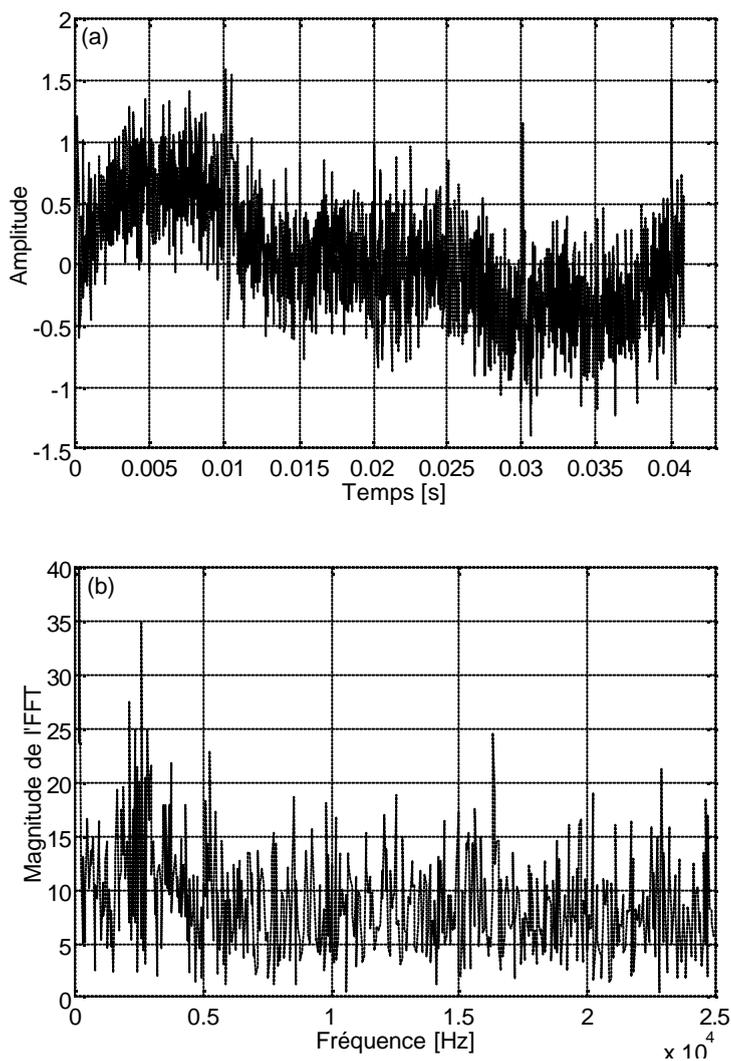


Figure 3.29. (a) Signal simulé et (b) Son spectre large bande

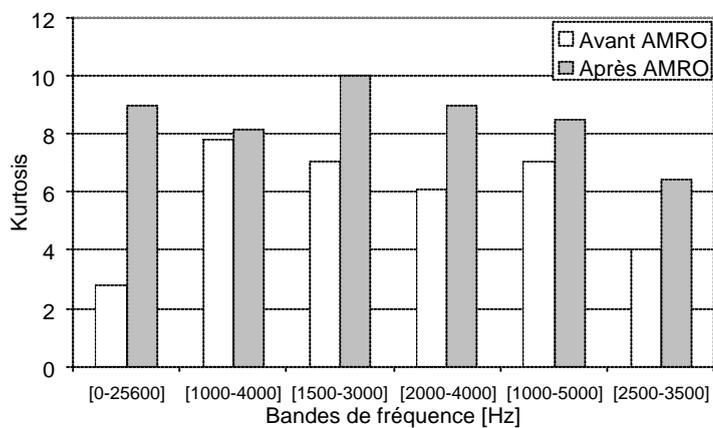
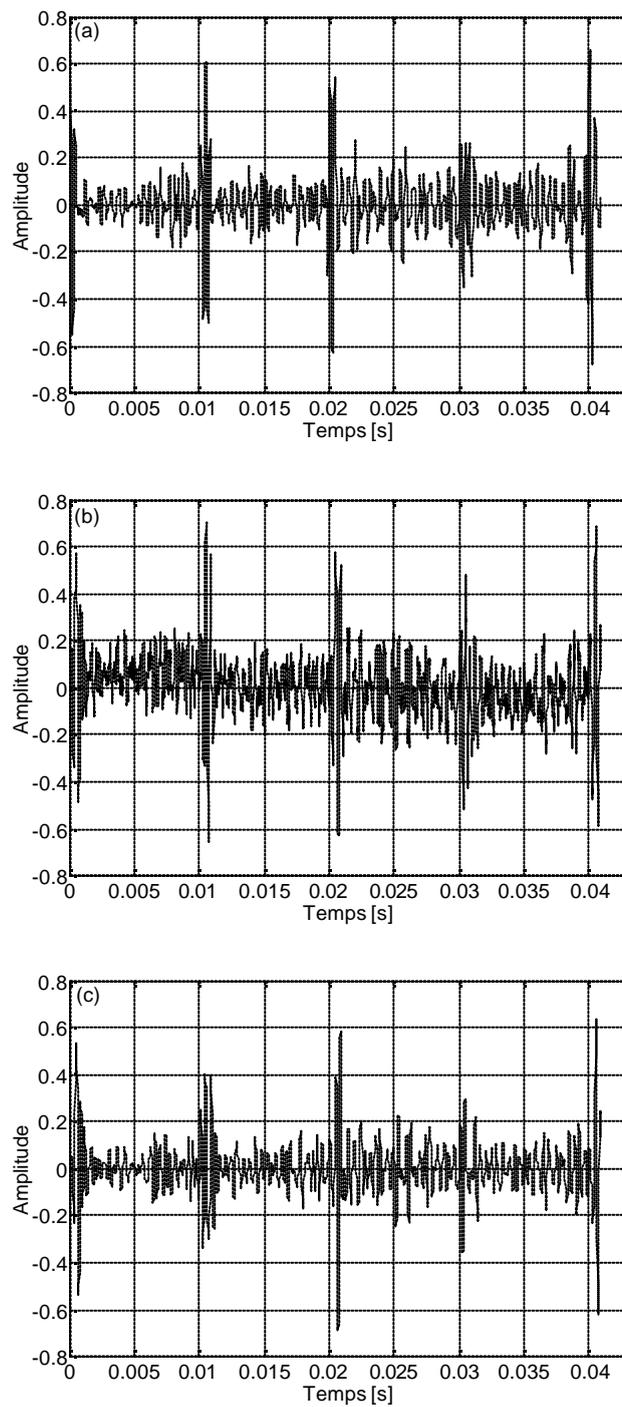


Figure 3.30. Kurtosis des signaux filtrés avant et après l'application de l'AMRO



*Figure 3.31. (a) Signal reconstruit à partir du signal large bande, (b) Signal filtré [1500-3500] Hz et (c) Son signal reconstruit*

## 8. Synthèse du chapitre

Dans ce chapitre une optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de chocs a été entamée. Plusieurs paramètres d'analyse ont été choisis, voire optimisés. L'utilisation du kurtosis en tant que critère d'optimisation, de sélection et d'évaluation a permis le choix de la fréquence de chocs, d'échantillonnage, du vecteur optimal, du nombre de niveaux, de la fréquence maximale du signal et de l'ondelette optimale.

Les simulations théoriques montrent le grand apport de l'AMRO dans l'amélioration de la sensibilité du kurtosis. La validité de la méthode proposée a été testée pour différents SNR et pour différentes fréquences ajoutées. Pour le niveau du bruit, l'AMRO permet la détection du choc dans des rapports très faibles. Là où le kurtosis des signaux simulés est limité, celui des signaux reconstruits est toujours fiable. D'autre part les fréquences ajoutées semblent n'avoir aucune influence sur le kurtosis des signaux reconstruits contrairement à celui des signaux simulés.

L'application de l'AMRO sur des signaux filtrés s'est montrée très intéressante du fait que les résultats obtenus sont très supérieurs à ceux de l'AMRO des signaux large bande. En plus, dans plusieurs simulations, l'AMRO permettait des kurtosis plus importants que ceux des signaux filtrés par un simple filtrage passe-bande.

Les fondements théoriques étudiés feront l'objet d'une validation expérimentale sur les roulements à billes et à rouleaux cylindriques, les résultats seront exposés dans le chapitre 5, juste après avoir présenté le plan d'expériences, les manipules utilisées et le matériel de mesure dans le chapitre 4.

# Chapitre 4 : Plan expérimental et simulation des défauts

1. Introduction
2. Première campagne de mesures
  - 2.1. Défauts simulés
  - 2.2. Banc d'essais et matériel de mesure
  - 2.3. Facteurs étudiés
3. Deuxième campagne de mesures
4. Troisième campagne de mesures
5. Application en milieu industriel
6. Synthèse du chapitre

---

## 1. Introduction

*L'objectif de la partie expérimentale est de valider les fondements théoriques précédents. Bien que l'étude théorique fût réalisée sur les signaux de chocs en général, l'étude expérimentale sera entamée sur les défauts de roulements. En réalité la majorité des défauts localisés sur les roulements induisent des forces impulsives périodiques. Encore faut-il rappeler que d'autres éléments, hormis les roulements, induisent la même signature vibratoire en cas de défaut : les paliers instables, jeu, mauvais serrage ou le plus souvent les engrenages. La partie expérimentale comporte trois campagnes de mesures. Dans chaque campagne plusieurs paramètres ont été étudiés, deux types de roulements ont été utilisés; à billes à contact radial et à rouleaux cylindriques. Une application industrielle sur une machine de production a également été entamée.*

## 2. Première campagne de mesures

La première campagne de mesures a été réalisée sur le banc d'essais « Machines tournantes » du Laboratoire Vibrations-Acoustique de L'INSA de Lyon, France. Les mesures ont été collectées sur un lot de sept roulements à billes à contact radial du type 6200 dont les caractéristiques géométriques sont mentionnées sur le tableau (4.1).

Diamètre intérieur (mm)	<b>10</b>
Diamètre extérieur (mm)	<b>30</b>
Diamètre de la bille (mm)	<b>5</b>
Nombre de billes	<b>7</b>

*Tableau 4.1. Caractéristiques géométriques des roulements utilisés*

### 2.1. Défauts simulés

Dans cette série l'objectif était de cerner la majorité des défauts de roulements qui induisent des chocs, avec différentes gravités. Les défauts ont été alors simulés de la manière suivante : (voir tableau 4.2)

<b>N° du roulement</b>	<b>Type du défaut</b>	<b>Gravité</b>
<b>1</b>	Sur la bague extérieure	Petite
<b>2</b>	Sur la bague intérieure	Petite
<b>3</b>	Sur la bague extérieure	Grande
<b>4</b>	Sur la bague intérieure	Grande
<b>5</b>	Un sur chaque bague	Mixte
<b>6</b>	Deux sur la bague extérieure	Mixte
<b>7</b>	Sur la cage et la bille	Petite

*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 une 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.

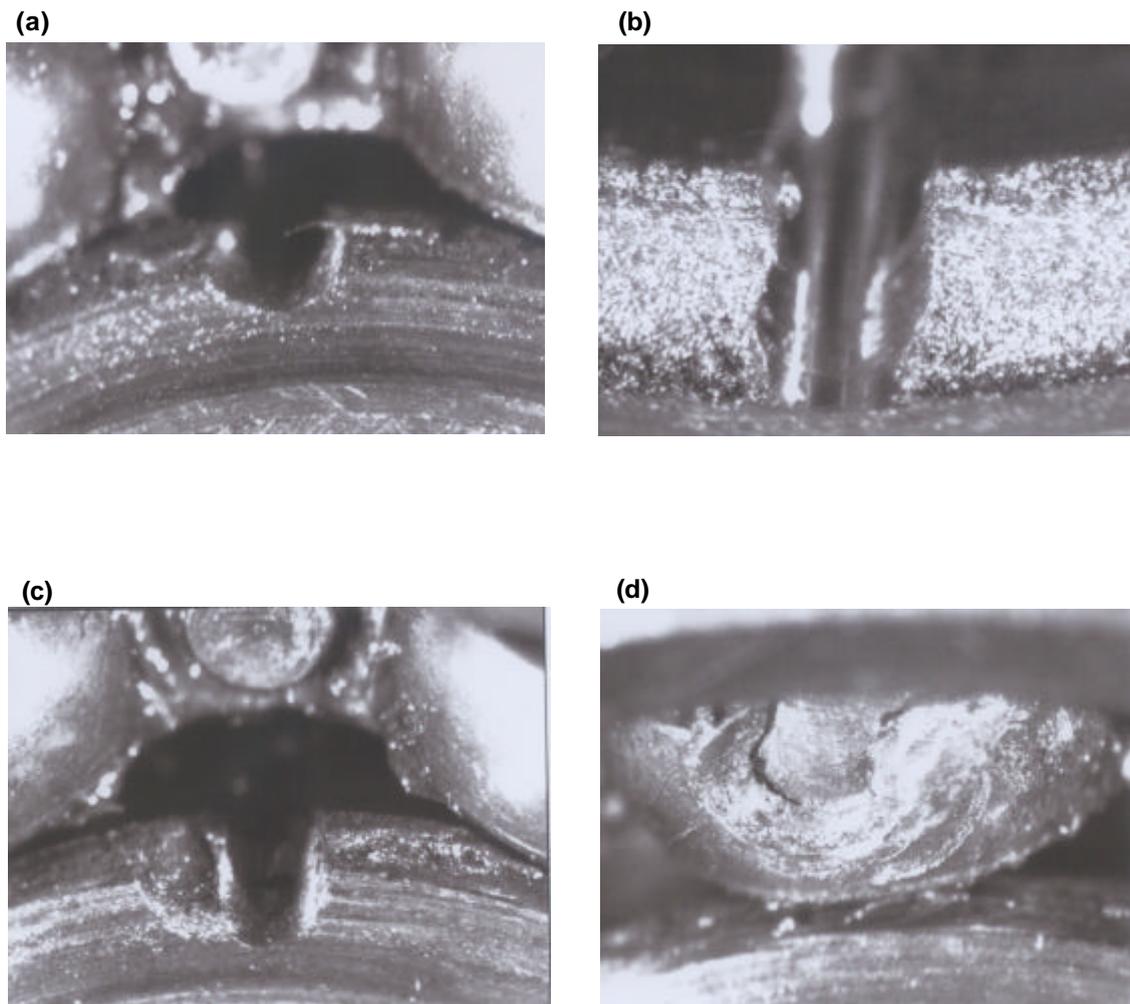


**Figure 4.1. Matériel utilisé pour la simulation des défauts**

Les dimensions des différents défauts provoqués sont reportées sur le tableau (4.3). En réalité 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. La figure (4.2) montre les photos de quelques défauts.

Type du défaut	Petite gravité (mm)	Grande gravité (mm)
Bague intérieure	Profondeur : 0,3 Largeur : 1	Profondeur : 0,5 Largeur : 1
Bague extérieure	Profondeur : 0,3 Largeur : 1	Profondeur : 0,7 Largeur : 1,3

**Tableau 4.3. Gravités des défauts simulés**



*Figure 4.2. Photos de quelques défauts simulés : (a) Petit défaut sur la bague intérieure, (b) Grand défaut sur la bague extérieure, (c) Grand défaut sur la bague intérieure et (e) Défaut sur la bille et la cage. Echelle 16/1*

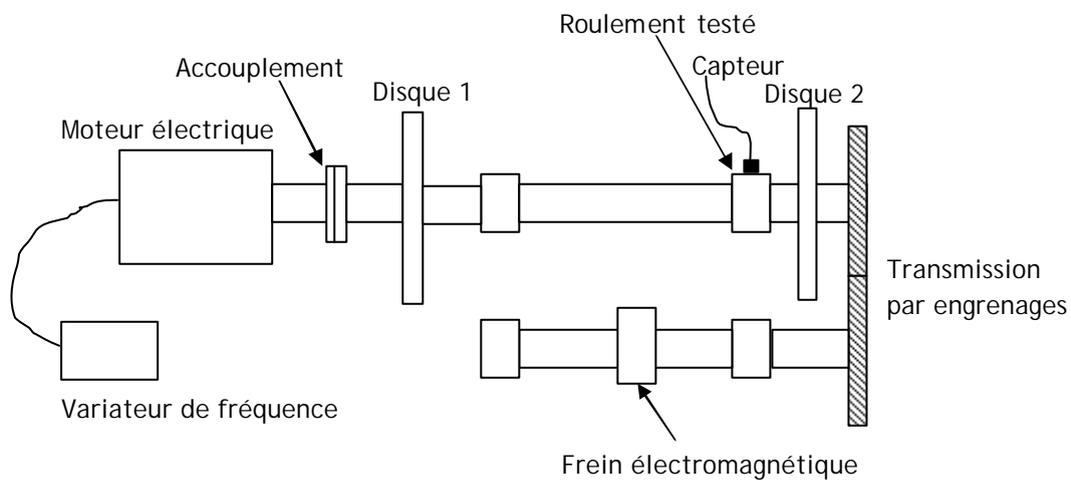
## 2.2. Banc d'essais et matériel de mesure

Le banc d'essais en question est d'une conception très simple permettant le montage et le démontage rapide des roulements testés, ce qui a rendu possible l'utilisation de plusieurs d'entre eux en un temps minime. Les mesures ont été collectées sur le palier du roulement endommagé par un accéléromètre en position verticale. Le dispositif comporte aussi deux disques tournants pour simuler une charge tournante ainsi qu'un frein électromagnétique pour charger les engrenages.

La figure (4.3) montre un schéma descriptif du banc, la figure (4.4) montre ses photos prises sous plusieurs angles. Enfin la figure (4.5) montre le matériel de mesure utilisé. Les éléments constitutifs du banc et du matériel de mesure sont résumés dans le tableau (4.4).

Elément	Caractéristiques techniques	Marque et type
Moteur électrique	Puissance : 0,25 Kw à 50 Hz 0,3 Kw à 60 Hz	K 21 R 63 GZ VEM Motors GMBH
Variateur de vitesse	Puissance : 0,4 Kw Plage : de 0 à 100 Hz	FVR C9S FUGI
Accouplement rigide	-	ROTEX GS 14 KTR-GMBH
Rapport de la transmission par engrenages	36/48	-
Accéléromètre	Sensibilité : 0,35 Pc/ms <sup>-2</sup>	Brüel & Kjaer 4500
Analyseur des vibrations	Nombre de canaux : 2 Bande de fréquence : 0 à 25,6 KHz Nombre d'échantillons du signal : 2048	Brüel & Kjaer 2035

**Tableau 4.4. Caractéristiques techniques des éléments constitutifs du banc d'essais et du matériel de mesure**



**Figure 4.3. Schéma constitutif du banc d'essais**

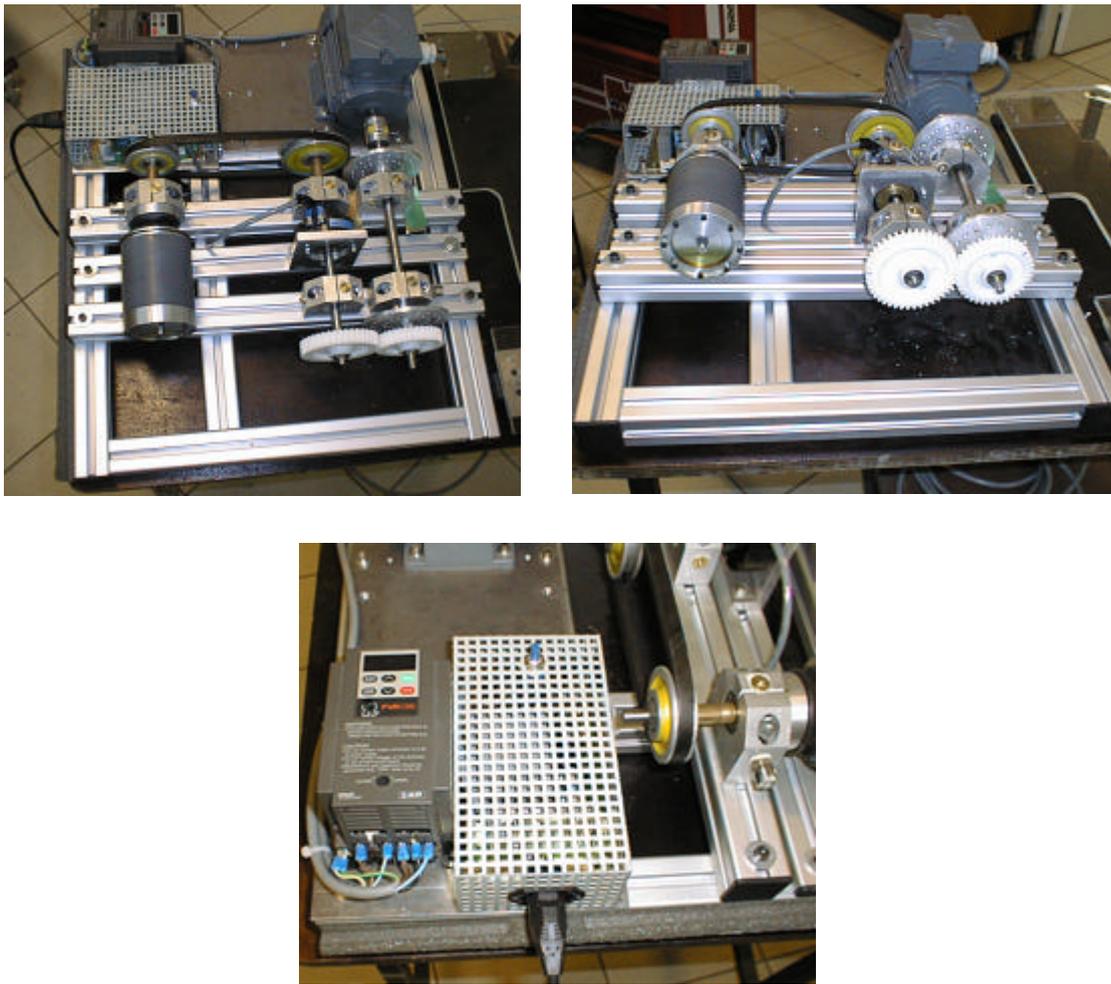


Figure 4.4. Photos du banc d'essais

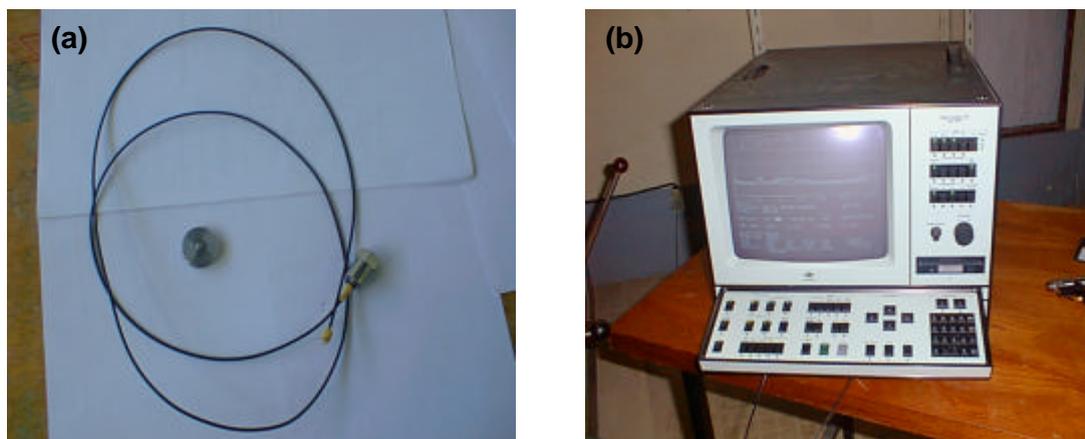


Figure 4.5. Matériel d'acquisition et de mesure : (a) Accéléromètre, (b) Analyseur des vibrations B&K 2035

### 2.3. Facteurs étudiés

Le tableau (4.5) montre les facteurs étudiés dans cette première campagne ainsi que le nombre de signaux mesurés.

	Roulement N°						
	1	2	3	4	5	6	7
Type du défaut	P. Ext.	P. Int.	G. Ext.	G. Int.	Mixte	Mixte	P. Bille
Vitesses de rotation [Hz]	50, 30, 15, 10						
Fréquences d'échantillonnage [Hz]	65536, 32768, 16384, 4096, 1024						
Nbre d'essais	7x4x5= <b>140 signaux mesurés</b>						

*Tableau 4.5. Facteurs étudiés pendant la première campagne de mesures*

En effet le but de cette première série est d'étudier l'influence de deux paramètres potentiels, déjà entamés dans la partie théorique, à savoir la fréquence d'échantillonnage et la vitesse de rotation l'équivalent de la fréquence de chocs en simulation. D'autres paramètres sont également étudiés, n'étant pas pris en considération dans le modèle théorique, à savoir le type du défaut et sa gravité.

Les quatre fréquences de rotations prises dans les essais permettent d'avoir quatre fréquences d'apparition pour chaque type de défaut. En utilisant les équations mentionnées dans le chapitre 1, toutes ces fréquences ont été calculées et reportées dans le tableau (4.6).

	50 Hz	30 Hz	15 Hz	10 Hz
BPFO [Hz]	131,25	78,75	39,37	26,25
BPFI [Hz]	218,5	131,1	65,6	43,7
BPF [Hz]	93,75	56,25	28,12	18,75
CF [Hz]	18,75	11,25	5,6	3,75

*Tableau 4.6. Fréquences caractéristiques des défauts en fonction de la vitesse de rotation*

### 3. Deuxième campagne de mesures

La deuxième campagne de mesures a été réalisée sur le même banc d'essais avec le même type de roulements. L'objectif étant de prendre en considération d'autres facteurs non étudiés pendant la première campagne. Le graissage et le point

de mesure sont les paramètres essentiels étudiés dans cette campagne. Seuls des défauts sur la bague extérieure ont été considérés.

La campagne comprend deux séries distinctes. La première série a été réservée à l'étude de l'influence du graissage, avec le roulement graissé et non graissé. La deuxième série avait pour objectif l'étude de l'influence du point de mesure. A ce propos, plusieurs signaux ont été collectés sur trois paliers (figure 4.6), l'un étant celui du roulement endommagé (palier 1), les deux autres contiennent des roulements saints. Le tableau (4.7) résume le plan d'expériences de la deuxième campagne.

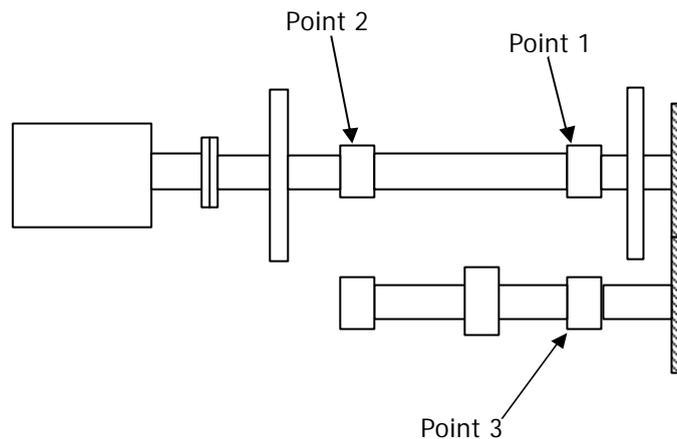


Figure 4.6. Points de mesures considérés dans la deuxième campagne

		Roulement N°		
		1	2	3
Première série	Type du défaut	Sans défaut	Petit Extérieur	Grand Extérieur
	Vitesses de rotation [Hz]	50, 30, 15		
	Fréquences d'échantillonnage [Hz]	65536, 32768, 16384, 8192		
	Graissage	Graissé, non graissé		
2 <sup>ème</sup> série	Points de mesure	Points : 1, 2, 3 (une seule vitesse)		
	Nbre d'essais	$(3 \times 3 \times 4 \times 2) + (3 \times 4) = 84$ signaux mesurés		

Tableau 4.7. Facteurs étudiés pendant la deuxième campagne de mesures

#### 4. Troisième campagne de mesures

La troisième et dernière campagne a été réalisée au Laboratoire de Mécanique & Structures de l'Université de Guelma sur des roulements à rouleaux cylindriques du

type Nu 205. Petit et grand défaut ont été simulés sur la bague extérieure par le même procédé que dans les deux compagnes précédentes. Hormis leur type différent dans cette compagne, les roulements utilisés sont montés sur un tour parallèle, un montage spécial a été conçu à cet effet. Les roulements sont montés sur un arbre étagé fixé à la broche du tour, la bague extérieure est fixée par une lunette à trois touches rendant sa rotation quasi impossible. Les roulements, étant directement liés à la broche du tour, peuvent tourner avec plusieurs vitesses de rotation disponibles dans la boîte de vitesses. La figure (4.7) montre un schéma du montage.

L'idée de cette compagne est de noyer volontairement le signal du défaut dans les autres composantes fréquentielles issues des éléments de la machine. Contrairement aux signaux collectés sur le banc d'essais, ceux du tour devront être plus compliqués à interpréter, la signature du défaut sera par conséquent moins évidente à extraire, bref nous serons plus proches des conditions réelles d'exploitation du roulement. A cause de la difficulté de simuler les défauts sur la bague intérieure, seuls ceux sur la bague extérieure ont été considérés, en réalité l'objectif n'étant pas l'étude du type de défaut, chose faite dans la première compagne de mesures. Le tableau (4.8) regroupe les facteurs étudiés et le nombre de signaux mesurés.

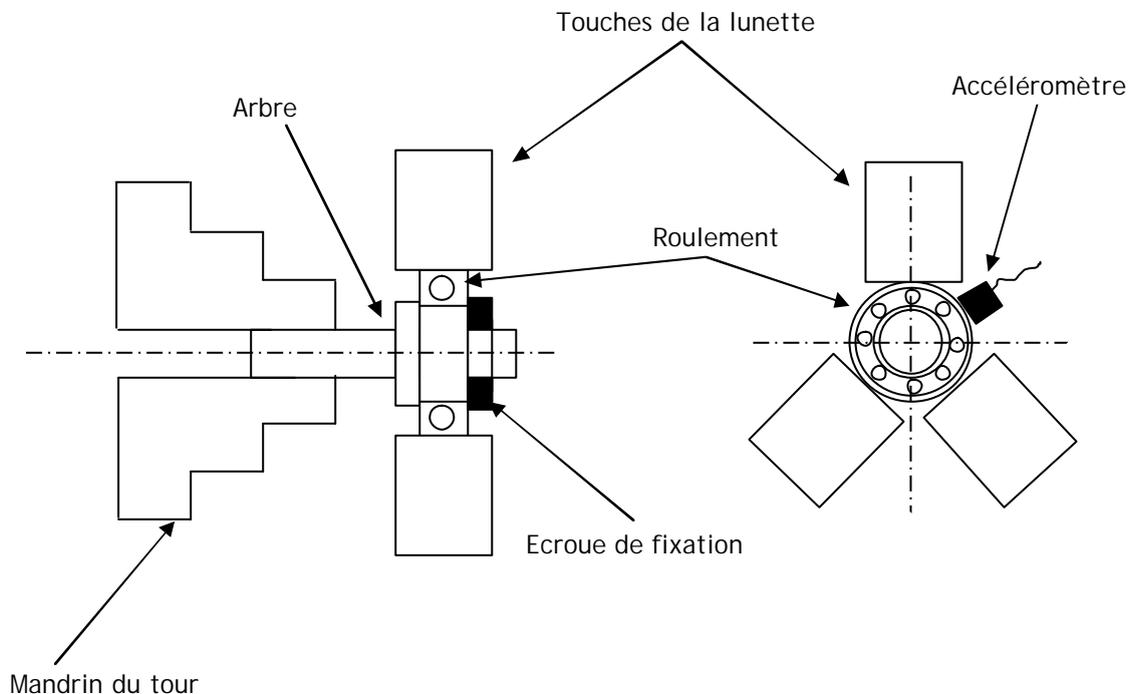


Figure 4.7. Schéma du montage conçu

	Roulement N°	
	1	2
Type du défaut	Petit Extérieur	Grand Extérieur
Vitesses de rotation [Hz]	12,4 et 34,5	
Fréquences d'échantillonnage [Hz]	65536, 32768, 16384, 4096, 1024	
Nbre d'essais	2x2x5 = 20 signaux mesurés	

*Tableau 4.8. Facteurs étudiés pendant la troisième campagne de mesures*

Le tableau (4.9) donne les caractéristiques géométriques des roulements utilisés ainsi que les fréquences caractéristiques d'un défaut sur la bague extérieure calculées pour les deux vitesses de rotation considérées (calculées par stroboscope).

Diamètre intérieur (mm)	<b>25</b>
Diamètre extérieur (mm)	<b>52</b>
Diamètre d'un rouleau (mm)	<b>12</b>
Nombre de rouleaux	<b>11</b>
BPFO [Hz]:	
- à 12,4 Hz	<b>47</b>
- à 34,5 Hz	<b>130</b>

*Tableau 4.9. Caractéristiques géométriques du roulement utilisé (Nu 205)*

## 5. Application en milieu industriel

Cette application a été réalisée dans le complexe de raffinage de sucre (ENASUCRE) de la ville de Guelma sur un groupe turbo-alternateur qui représente une installation clé de tout le complexe, car il assure l'alimentation permanente en électricité. Le groupe est constitué d'une turbine (T) tournant à 6000 tr/min (100 Hz), d'un réducteur (R) dont le rapport est (6000/1500) et un alternateur (A) dont la vitesse est de 1500 tr/min (25 Hz). Différentes mesures globales de la tendance vibratoire faites antérieurement ont laissé penser à une anomalie de fonctionnement du groupe. Une vitesse efficace maximale de 8 mm/s a été enregistrée au point 2, ce qui représente une valeur classée « médiocre » pour ce type de machine selon ISO

2372. Plusieurs nouvelles mesures ont été réalisées sur huit points dans les deux directions (horizontale et verticale). La figure (4.8) représente le schéma du groupe et des points de mesures. Les signaux ont été mesurés dans une seule bande ce qui a donné un nombre de signaux égal à **16**.

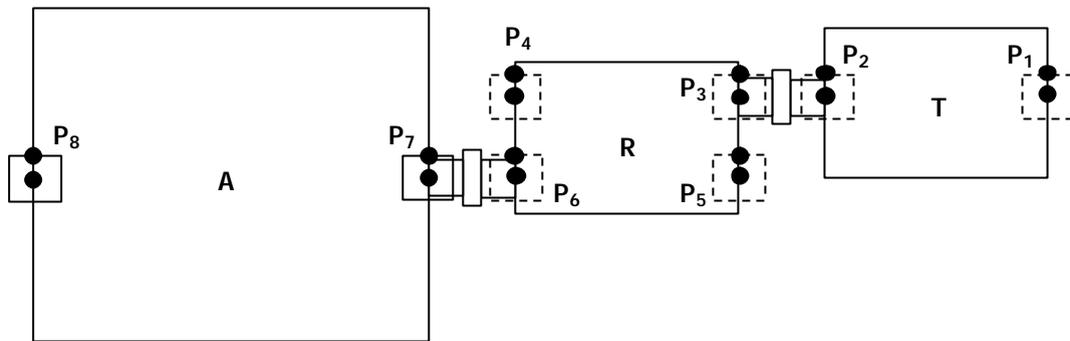


Figure 4.8. Schéma du groupe turbo-alternateur et des points de mesure

## 6. Synthèse du chapitre

Ce chapitre a été destiné à la présentation des trois campagnes de mesures réalisées, du matériel d'acquisition utilisé et de l'application industrielle faite sur une machine de production dans une usine de raffinage de sucre. A travers une totalité de 260 signaux mesurés, nous espérons, d'une part, cerner tous les défauts de roulements induisant des chocs et d'autre part étudier tous les facteurs qui peuvent avoir une influence sur la sensibilité des indicateurs scalaires et par conséquent sur la détection elle-même du défaut.

Mis à part la vitesse de rotation et la fréquence d'échantillonnage qui ont été simulées dans la partie théorique, les autres facteurs étant directement liés à la pratique ou tous simplement difficiles à simuler, sont plus au moins nouveaux; tels que le type du défaut, sa gravité, le graissage et le point de mesure.

Le chapitre 5 sera donc consacré à la présentation et la discussion des résultats expérimentaux obtenus dans les trois campagnes ainsi que ceux obtenus après traitement des signaux mesurés sur le groupe turbo-alternateur.

# Chapitre 5 : Apport de l'AMRO dans la détection des défauts de roulements : étude expérimentale

1. Introduction
2. Apport de l'AMRO dans la détection du type de défaut
  - 2.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure
  - 2.2. Cas d'un défaut sur la bague intérieure
  - 2.3. Cas d'un défaut sur la bille
  - 2.4. Cas de deux défauts sur la bague extérieure
3. Influence des différents paramètres sur la sensibilité des indicateurs scalaires
  - 3.1. Influence de la vitesse de rotation
  - 3.2. Influence de la fréquence d'échantillonnage
  - 3.3. Influence de la gravité du défaut
  - 3.4. Influence du filtrage passe-bande
  - 3.5. Influence du graissage du roulement
  - 3.6. Influence du point de mesure
4. Analyse de variance
  - 4.1. Notations
  - 4.2. Résultats numériques et modèles mathématiques
    - 4.2.1. Défaut sur la bague extérieure
      - 4.2.1.1. Kurtosis
      - 4.2.1.2. Facteur de crête
    - 4.2.2. Défaut sur la bague intérieure
      - 4.2.2.1. Kurtosis
      - 4.2.2.2. Facteur de crête
  - 4.3. Représentation graphique des résultats et conclusions
5. Application en milieu industriel
6. Synthèse du chapitre

## 1. Introduction

Ce chapitre est destiné à la présentation des résultats expérimentaux issus des trois campagnes d'essais décrites dans le chapitre précédent. En premier lieu l'apport de l'AMRO dans la détection du type de défaut est évoqué, l'influence des différents paramètres sur la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête des signaux mesurés et reconstruits est aussi étudiée. Enfin une comparaison avec le filtrage passe-bande est entamée mettant en évidence, en plus de la grande supériorité de l'AMRO, son application sur des signaux filtrés.

## 2. Apport de l'AMRO dans la détection du type de défaut

### 2.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure

La figure (5.1.a) représente le signal d'accélération mesuré sur un roulement du type 6200 sur lequel un défaut a été simulé sur sa bague extérieure. Le roulement tourne à une vitesse de 50 Hz, le signal est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 16384 Hz, ce signal est issu de la première campagne. Le spectre correspondant (fig. 5.1.b) ne permet de tirer aucune conclusion sur l'état de fonctionnement du roulement. Quelques modulations sont apparentes et qui sont dues probablement aux fréquences de résonance du roulement et du système tout entier. Des composantes basses fréquences, dues à la vitesse de rotation et ses harmoniques, sont également visibles.

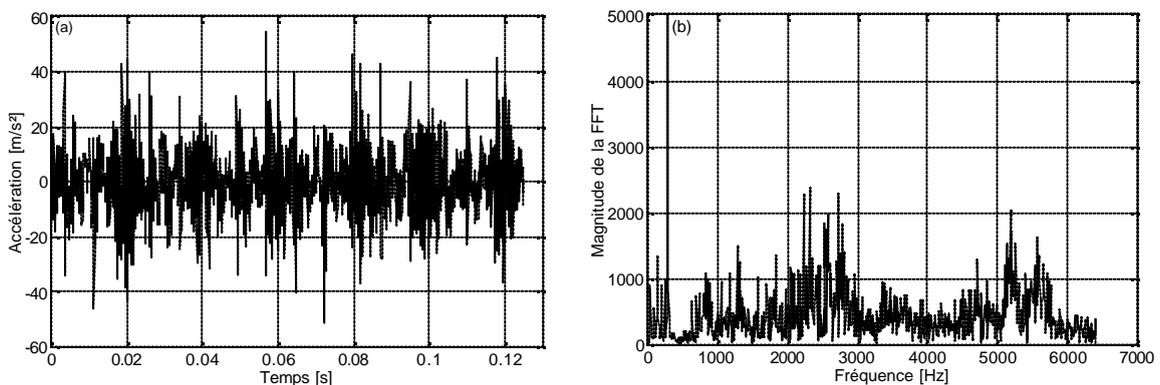
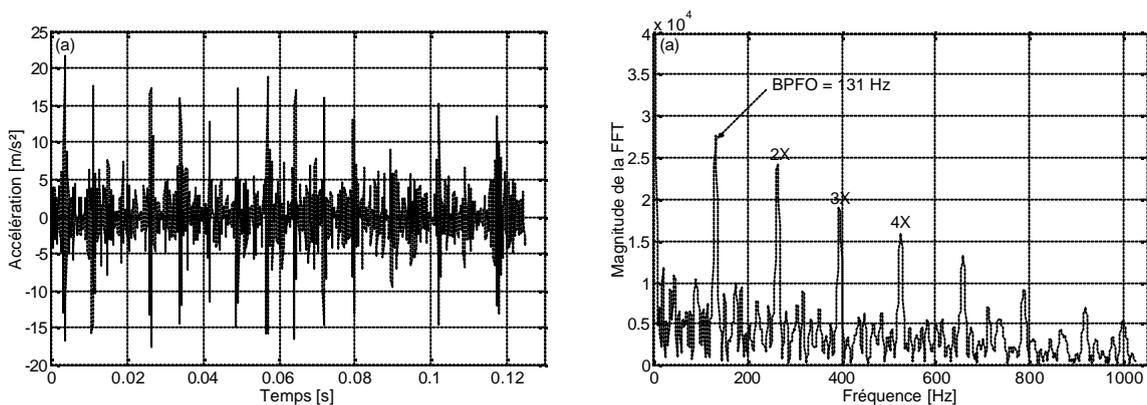


Figure 5.1. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague extérieure,  $N=50$  Hz et  $F_e=16384$  Hz

La méthode proposée, basée sur l'optimisation de l'AMRO, a été appliquée sur le signal mesuré. Le signal reconstruit a été extrait à partir du détail 3 (D3), sa bande fréquentielle est [1600-3200] Hz qui couvre en réalité la fréquence propre du roulement égale environ à 2500 Hz. La figure (5.2.a) illustre des impacts très clairs qui sont dus au défaut, le signal reconstruit apparaît donc plus informatif que celui mesuré. Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes (fig. 5.2.b) a été calculé à partir de la transformée de Hilbert, mettant en évidence la fréquence du défaut (131 Hz) ainsi que plusieurs de ses harmoniques. En réalité un petit écart, de 0,25 Hz, entre la fréquence théorique calculée (131,25 Hz) et celle réelle du spectre d'enveloppe est tout à fait normal. Ceci peut avoir pour causes plusieurs facteurs ; essentiellement le pas de fréquence important égal dans le cas de cet exemple à 8 Hz, ainsi que la différence entre la vitesse programmée et celle réelle de rotation du roulement (pertes), un peu moins le sous échantillonnage lors de l'opération du filtrage en cascade.



**Figure 5.2. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes**

Les indicateurs scalaires, quant à eux, ont été très distinctement améliorés. Le kurtosis passe de 4,31 à 7,18, le facteur de crête étant moins sensible passe de 4,64 à 5,23. La détection n'est possible que par le kurtosis, notamment du signal reconstruit, ce qui confirme sa grande sensibilité par rapport au facteur de crête. Néanmoins, le type du défaut ne peut être déterminé à partir des indicateurs scalaires ce qui place la représentation fréquentielle par le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes très informative. Il est par contre très clair, d'après les amplitudes du signal reconstruit, que la valeur crête, le RMS et même l'énergie sont plus faibles que ceux du signal mesuré. Ceci, n'ayant pas de signification particulière dans le domaine de la détection du défaut, peut être expliqué par l'opération de

filtrage qui réduit les amplitudes du bruit aléatoire et des autres composantes de la machine. Ceci confirme parfaitement les tendances inverses de certains indicateurs scalaires mentionnées dans le chapitre 2.

Le deuxième exemple est issu de la troisième campagne, dans ce cas un défaut a été simulé sur la bague extérieure d'un roulement du type Nu 205 monté sur un tour parallèle. Le roulement tourne à 12,5 Hz, le signal est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 16384 Hz. Sur la figure (5.3), ni le signal mesuré ni son spectre ne donnent d'informations sur l'existence d'un défaut. Des modulations dues aux fréquences propres du système sont apparentes sur le spectre. Après l'application de la méthode proposée, le signal reconstruit (fig. 5.4.a) met en évidence des impacts dont l'espacement correspond à la fréquence d'un défaut sur la bague extérieure, soit 47 Hz. Ceci est d'autant plus confirmé par le spectre d'enveloppe de l'énergie des coefficients d'ondelettes (fig. 5.4.b).

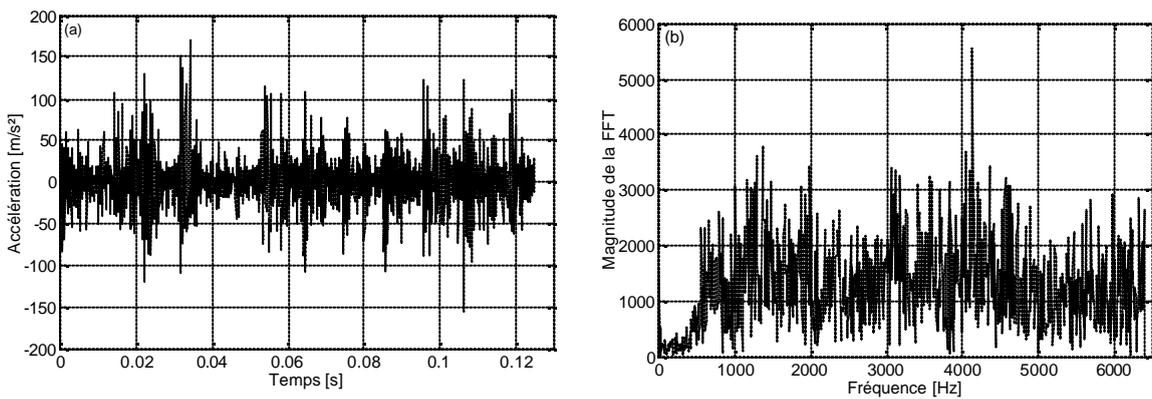


Figure 5.3. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement Nu 205 avec un défaut sur la bague extérieure,  $N=12,5$  Hz et  $F_e=16384$  Hz

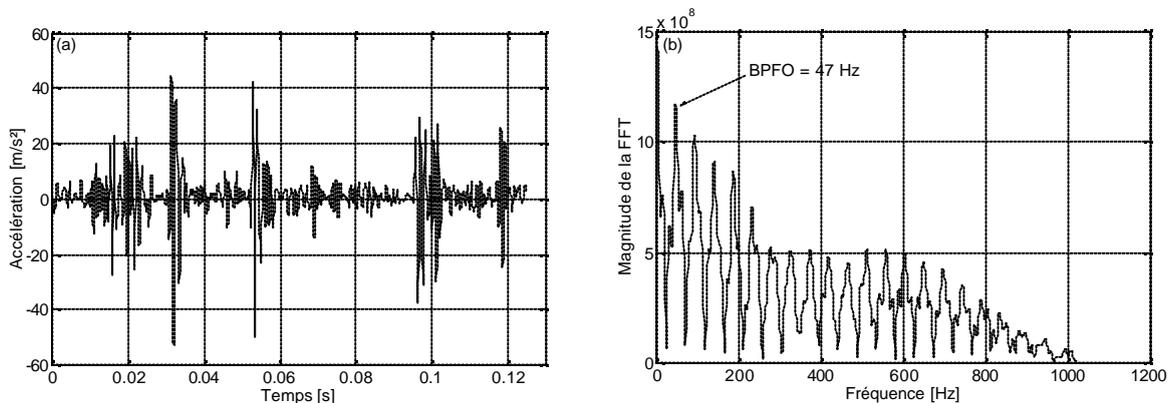


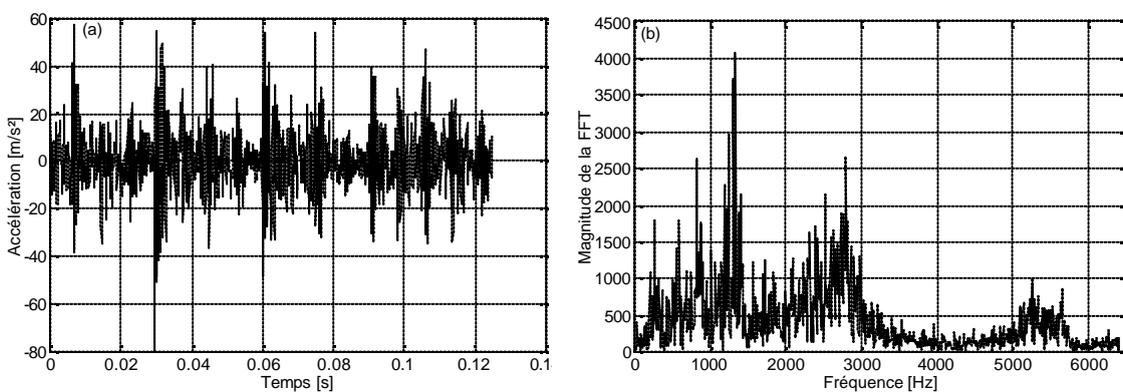
Figure 5.4. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe de l'énergie des coefficients d'ondelettes

De même que pour l'exemple précédent, la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête a été améliorée considérablement. Le kurtosis passe de 6,29 à 10,73 tandis que le facteur de crête passe de 5,76 à 5,91 et se montre incapable de détecter la présence du défaut. Bien évidemment, à cause du filtrage les amplitudes du signal reconstruit ainsi que les indicateurs qui en découlent sont plus faibles que ceux du signal mesuré.

## 1.2. Cas d'un défaut sur la bague intérieure

Dans cette section on s'intéresse à la détection d'un défaut sur la bague intérieure. Pour cela, nous avons provoqué un défaut sur la bague intérieure d'un roulement du type 6200. Le roulement tourne à 30 Hz, le signal mesuré est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 16384 Hz. Les figures (5.5.a) et (5.5.b) montrent respectivement le signal mesuré et son spectre. Aucune information fréquentielle ne peut être détectée, alors qu'après l'application de l'AMRO, le signal reconstruit met en évidence des impacts dont la fréquence d'apparition ainsi que quelques unes de ses harmoniques sont très claires sur le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes (fig. 5.6). La fréquence principale correspond parfaitement à la fréquence d'un défaut sur la bague intérieure, soit environ 132 Hz. Bien évidemment, un écart de 0,9 Hz avec la fréquence théorique calculée est tout à fait normal.

Dans ce cas, le kurtosis passe de 6,59 à 9,28 prouvant encore une fois sa sensibilité par rapport au facteur de crête qui passe de 5,21 à 6,14 seulement. On constate d'ailleurs les mêmes remarques, sur les amplitudes du signal reconstruit et les autres indicateurs scalaires, que pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure.



**Figure 5.5. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague intérieure,  $N=30$  Hz et  $F_e=16384$  Hz**

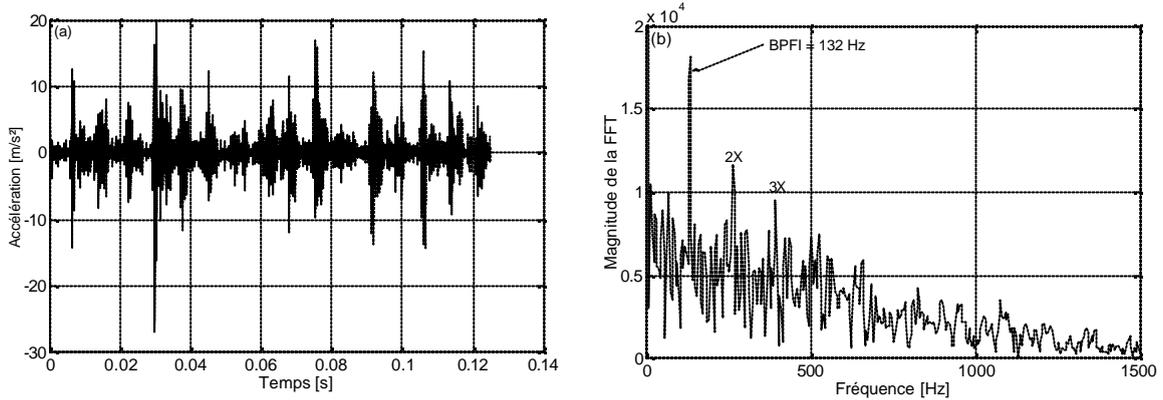


Figure 5.6. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

### 2.3. Cas d'un défaut sur la bille

Dans ce cas un défaut a été simulé sur la bille d'un roulement du type 6200. Le roulement tourne à 30 Hz, la fréquence d'échantillonnage du signal mesuré est égale à 32768 Hz. La figure (5.7) montre le signal mesuré et son spectre. Le signal reconstruit met en évidence des impulsions dues au défaut mais dont la période reste difficile à déterminer (fig. 5.8.a). En effet, vu le roulement chaotique de la bille, cette périodicité n'est pas toujours évidente à déterminer. Le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes (fig. 5.8.b) montre clairement la composante fréquentielle de ces impulsions qui n'est rien d'autre que celle d'un défaut sur la bille (56 Hz) ainsi que quelques unes de ses harmoniques.

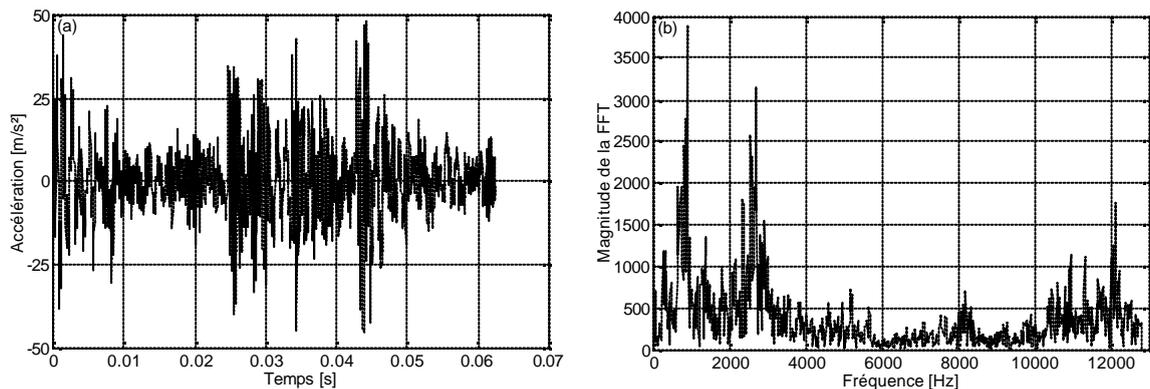


Figure 5.7. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bille,  $N=30$  Hz et  $F_e=32768$  Hz

Les indicateurs scalaires sont bien évidemment améliorés, le kurtosis égal à 5,26 pour le signal mesuré, affiche 11,84 pour celui reconstruit. Même chose pour le facteur de crête qui passe de 4,33 à 7,81.

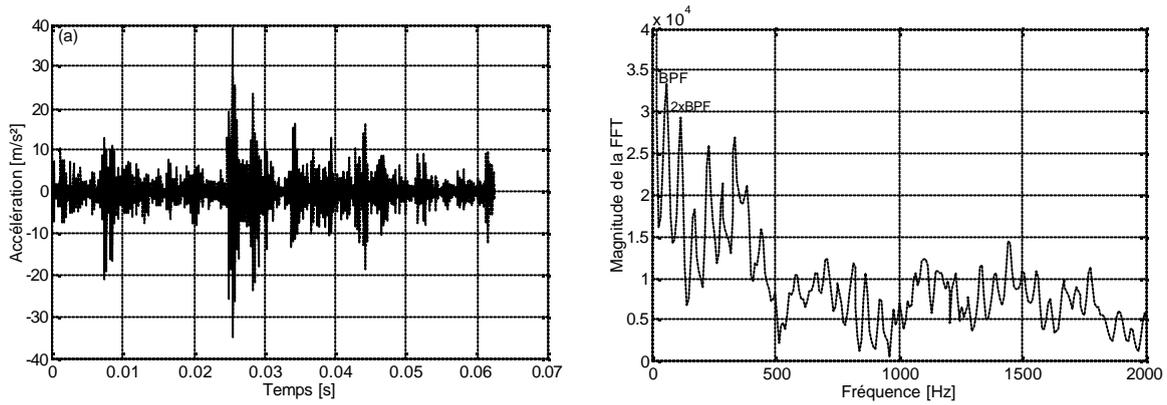


Figure 5.8. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

#### 2.4. Cas de deux défauts sur la bague extérieure

Dans un roulement, plusieurs défauts peuvent se manifester soit sur la même bague soit sur deux bagues différentes. Dans cet exemple deux défauts, de gravité différente, ont été simulés sur la bague extérieure d'un roulement du type 6200. Le roulement tourne à 50 Hz et le signal est échantillonné avec une fréquence de 65536 Hz. Sur le signal mesuré de la figure (5.9.a) seuls les impacts dus à un défaut, probablement celui le plus grand, sont apparentes. Son spectre est représenté par la figure (5.9.b).

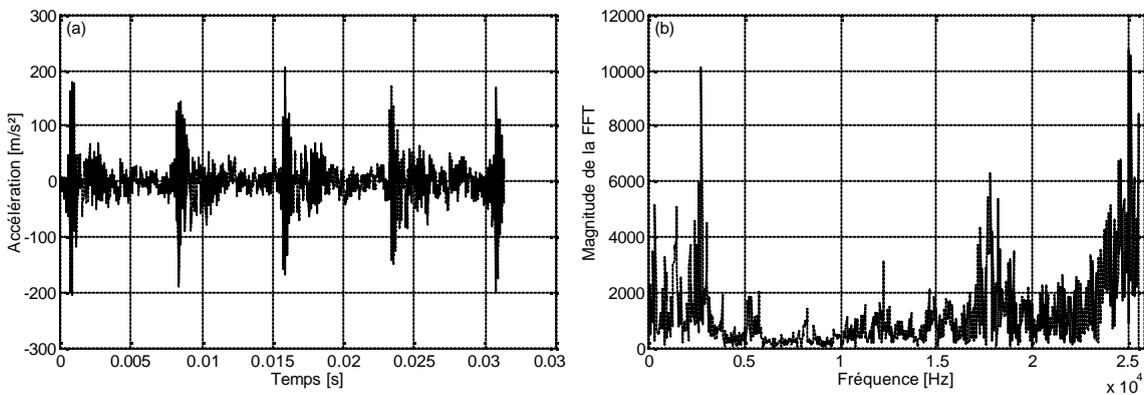


Figure 5.9. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec deux défauts sur la bague extérieure,  $N=50$  Hz et  $F_e=65536$  Hz

Après l'application de l'AMRO, de petits impacts apparaissent sur le signal reconstruit mettant en évidence un deuxième défaut de la même période, donc de la même nature, mais d'une gravité moindre vu ses amplitudes plus faibles (fig. 5.10.a). En effet ce signal met en évidence deux séries d'impacts semblables mais déphasées dans le temps. Le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes (fig.

5.10.b) montre une seule fréquence de chocs et ses harmoniques. Celle-ci correspond parfaitement à la fréquence d'apparition d'un défaut sur la bague extérieure et rejette donc l'hypothèse d'un deuxième défaut d'une fréquence différente.

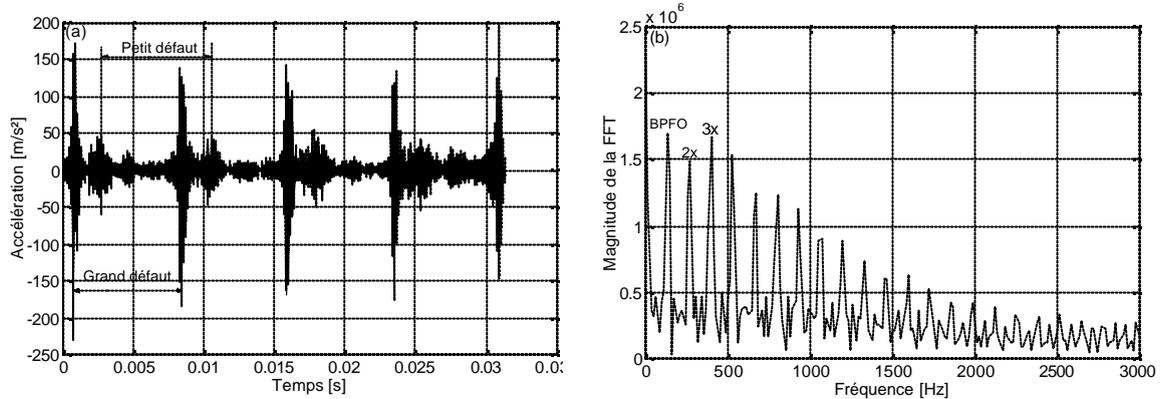


Figure 5.10. (a) Signal reconstruit et (b) Son spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes

### 3. Influence des différents paramètres sur la sensibilité des indicateurs scalaires

#### 3.1. Influence de la vitesse de rotation

Dans plusieurs cas pratiques un roulement peut tourner avec plusieurs vitesses de rotation. Il semble par conséquent important de montrer l'influence de la vitesse sur la sensibilité des indicateurs scalaires. Plusieurs signaux ont été mesurés dans trois vitesses, chaque signal mesuré est ensuite traité par l'Analyse Multirésolution en Ondelettes optimisée. L'étude a été menée sur un roulement du type 6200 avec un grand défaut sur la bague extérieure.

D'après la figure (5.11), 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. 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. N'oublions pas de noter, comme déjà fait au chapitre 2, que si la vitesse de rotation est trop faible, le signal mesuré peut ne pas contenir au moins une période des chocs, notamment si l'échantillonnage est important. A ce propos,

avant d'entamer une mesure, il faut s'assurer du compromis entre ces deux facteurs. D'après la figure (5.12) on constate que le taux d'amélioration de la sensibilité des indicateurs scalaires est d'autant plus important que la vitesse de rotation est faible. Le kurtosis se montre très sensible à l'amélioration que le facteur de crête, ce qui le place encore une fois plus fiable pour la détection. En plus ceci confirme aussi sa grande sensibilité à la vitesse de rotation contrairement à ce que d'autres chercheurs l'affirment. En appliquant donc 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.

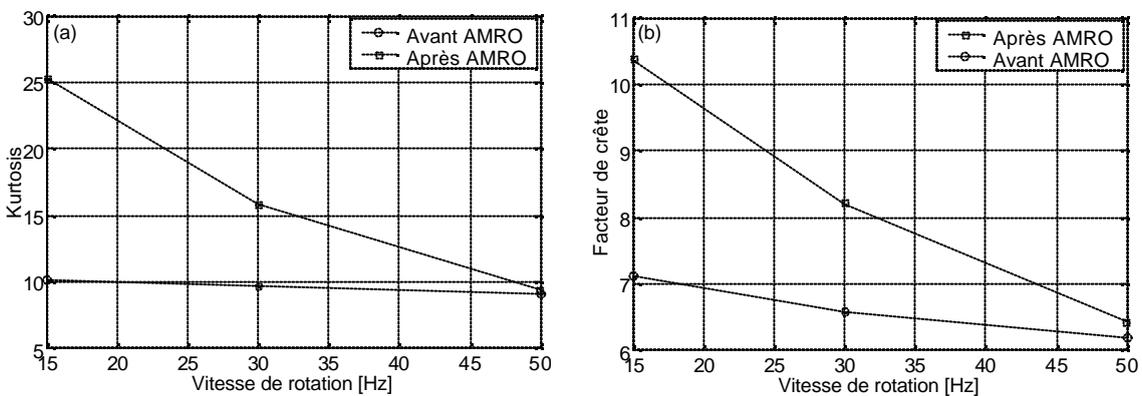


Figure 5.11. (a) Kurtosis et (b) Facteur de crête en fonction de la vitesse de rotation avant et après l'application de l'AMRO.  $F_c=16384$  Hz

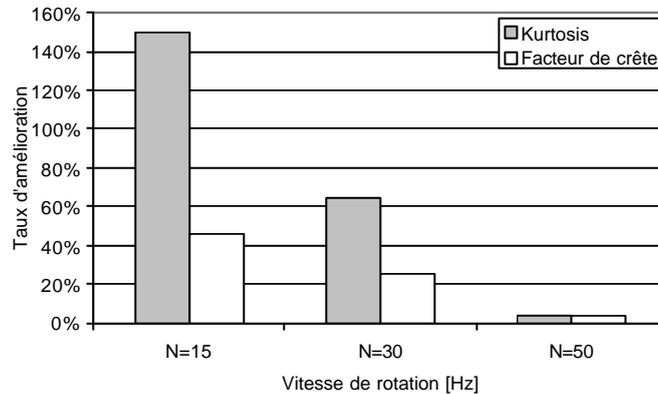


Figure 5.12. Taux d'amélioration de la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête en fonction de la vitesse de rotation

A titre de comparaison, le RMS des mêmes signaux a été calculé (fig. 5.13). Deux conclusions essentielles peuvent être données :

- Le RMS, contrairement au kurtosis et au facteur de crête, est plus important d'autant que la vitesse de rotation est élevée. Cette tendance est la même que celle

enregistrée dans la simulation. En réalité, il est sensible aux amplitudes du signal, celles-ci étant plus importantes pour des vitesses élevées ;

- Le RMS des signaux reconstruits est beaucoup plus faible que celui des signaux mesurés, ceci revient à l'opération de filtrage qui réduit sensiblement les amplitudes dues au bruit et aux autres composantes de la machine.

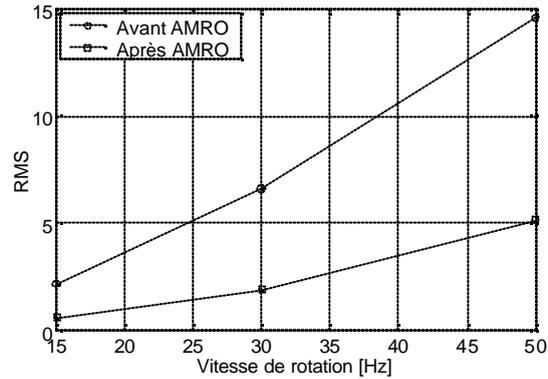
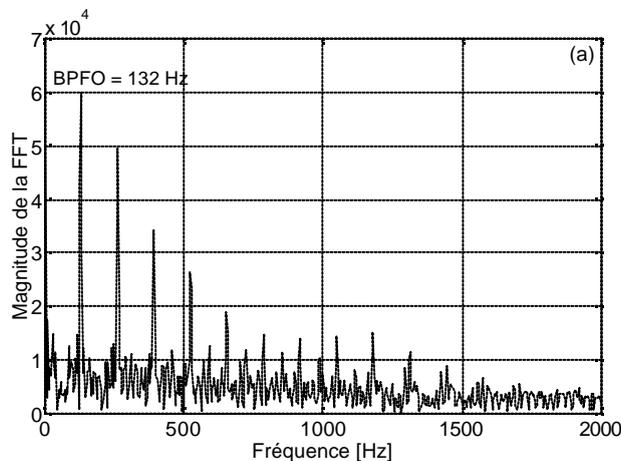


Figure 5.13. RMS en fonction de la vitesse de rotation avant et après AMRO

En plus des indicateurs scalaires, la représentation fréquentielle est très importante dans le sens où elle permet la détermination du type de défaut. En réalité on ne peut affirmer que la vitesse de rotation ait une certaine influence sur la résolution du spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes. D'après la figure (5.14), le défaut est dans chaque cas détecté avec une bonne résolution, sa fréquence ainsi que plusieurs de ses harmoniques sont apparentes. Statistiquement parlant, les amplitudes des trois premières harmoniques de la fréquence du défaut augmentent avec l'augmentation de la vitesse de rotation. Cette tendance montre que le défaut est beaucoup plus prononcé, donc évident à détecter sur le spectre d'enveloppe, dans ce cas.



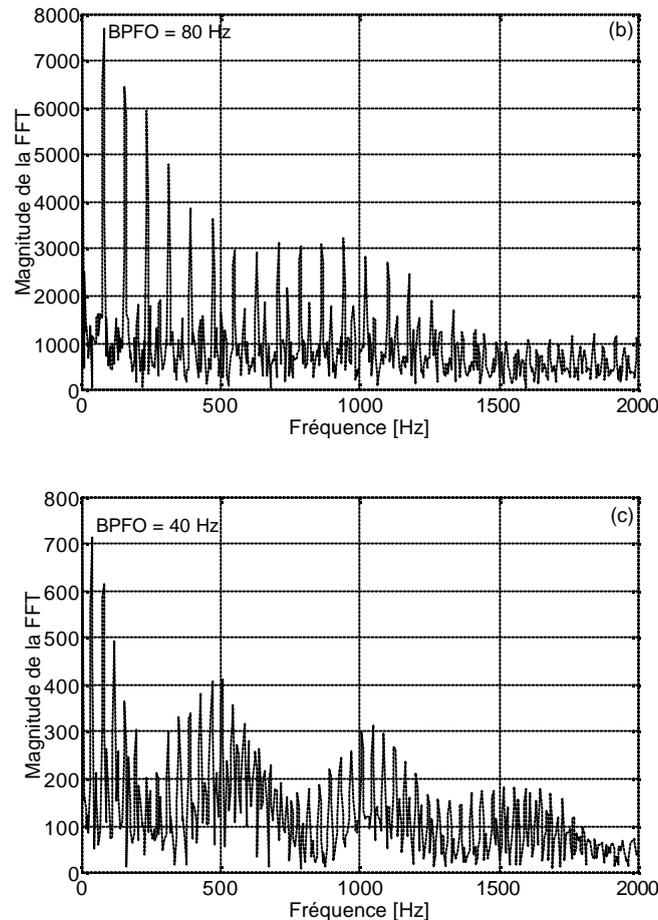


Figure 5.14. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour un défaut sur la bague extérieure pour : (a)  $N=50$  Hz, (b)  $N=30$  Hz et (c)  $N=15$  Hz

### 3.2. Influence de la fréquence d'échantillonnage

Nous avons montré dans la partie théorique que l'échantillonnage avec lequel le signal a été conditionné influe d'une manière remarquable sur la sensibilité des indicateurs scalaires. Pour confirmer cette conclusion, une étude a été menée sur un roulement sur lequel un défaut a été simulé sur sa bague intérieure. Cinq fréquences d'échantillonnage ont été retenues couvrant hautes, moyennes et basses fréquences. L'analyseur B&K 2035 permet un nombre d'échantillons du signal égal à 2048, 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.

D'après la figure (5.15), on constate que les deux indicateurs scalaires augmentent avec l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage. Des valeurs très importantes sont enregistrées dans la plus haute fréquence, notamment pour les

signaux reconstruits, la détection et par ce fait très évidente par le kurtosis et le facteur de crête après l'application de l'AMRO. D'autre part, il est inutile de mesurer dans les basses fréquences d'échantillonnage car la détection du défaut n'est pas possible, même après l'application de l'AMRO, notamment pour le facteur de crête.

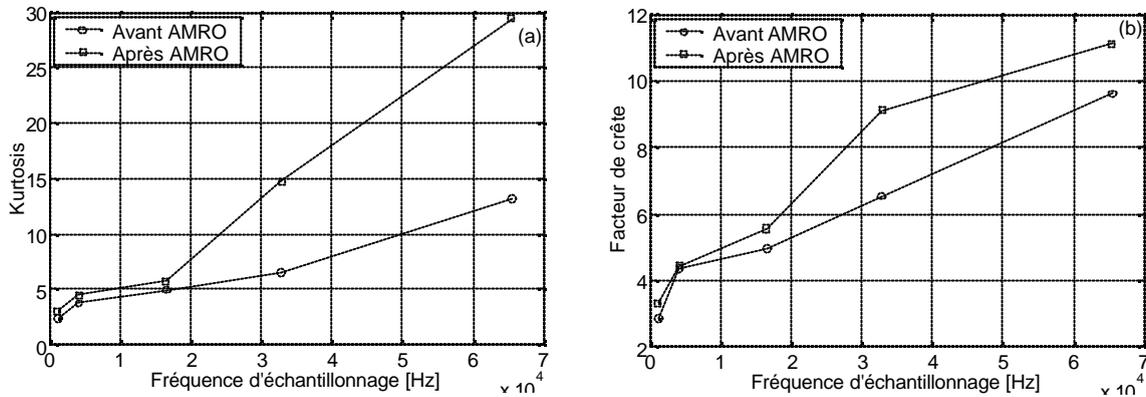


Figure 5.15. (a) Kurtosis et (b) Facteur de crête, en fonction de la fréquence d'échantillonnage avant et après l'application de l'AMRO. N=50 Hz

L'amélioration de la sensibilité est de même que dans le cas précédent. Le taux d'amélioration est d'autant plus important que la fréquence d'échantillonnage est élevée, le kurtosis affiche des taux très importants par rapport à ceux du facteur de crête, ce qui montre sa grande sensibilité à l'échantillonnage (fig. 5.16). Rappelons juste que le choix de la plus haute vitesse de rotation pour cet exemple (50 Hz) est pour montrer l'apport considérable de l'AMRO dans ce cas, considéré comme celui le plus défavorable.

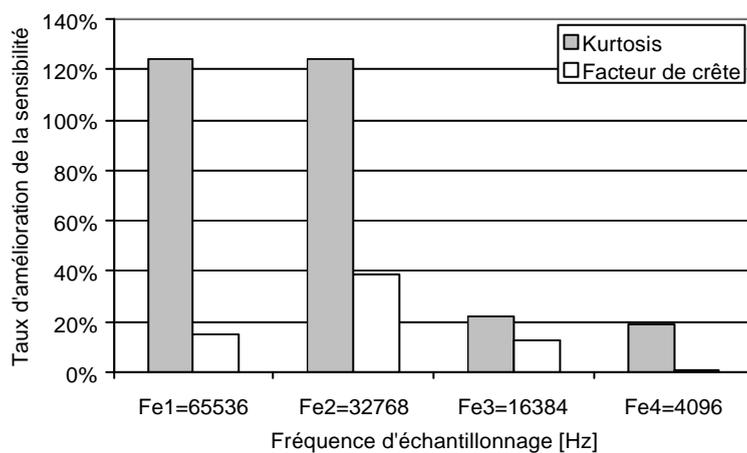


Figure 5.16. Taux d'amélioration de la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête en fonction de la fréquence d'échantillonnage

Le RMS, comme déjà mentionné auparavant, décroît après l'application de l'AMRO. Le plus important c'est qu'il décroît aussi dès que la fréquence d'échantillonnage diminue (fig. 5.17), cette tendance n'était pas aussi claire dans la simulation. L'échantillonnage constitue, peut être, l'un des rares paramètres où le RMS a la même tendance que le kurtosis et le facteur de crête.

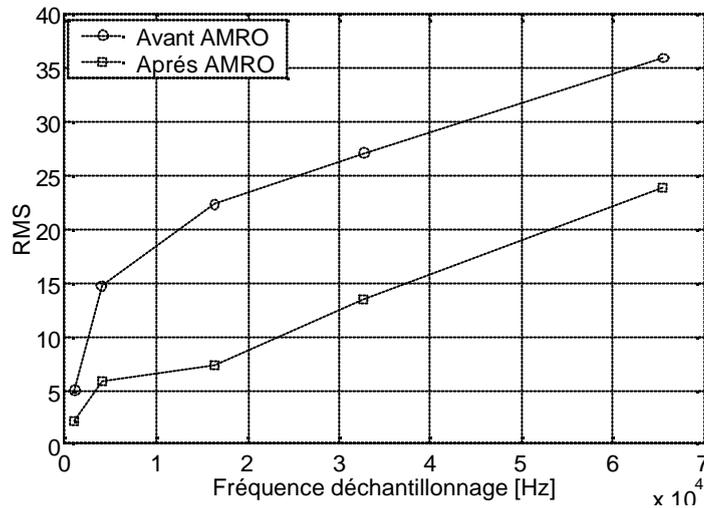


Figure 5.17. RMS en fonction de la fréquence d'échantillonnage avant et après AMRO

La représentation fréquentielle montre, contrairement à la vitesse de rotation, que la résolution du spectre est d'autant plus claire que la fréquence d'échantillonnage est élevée. Sur la figure (5.18), le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal mesuré avec la plus grande fréquence d'échantillonnage (65536 Hz) permet la détection du défaut ainsi que plusieurs de ses harmoniques, mettant en évidence une composante fréquentielle correspondant à un défaut sur la bague intérieure et induisant un choc énorme vu le grand nombre d'harmoniques. En effet ce signal correspond à un grand défaut sur la bague intérieure. La fréquence du défaut apparaît bien dans les autres spectres, correspondant à d'autres fréquences d'échantillonnage, mais la résolution est moins importante (présence de la composante et ses harmoniques). Il est à noter, pour la figure (5.18.a), que l'écart important entre la fréquence théorique calculée et celle réelle sur le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes est dû au pas de fréquence important égale à 32 Hz.

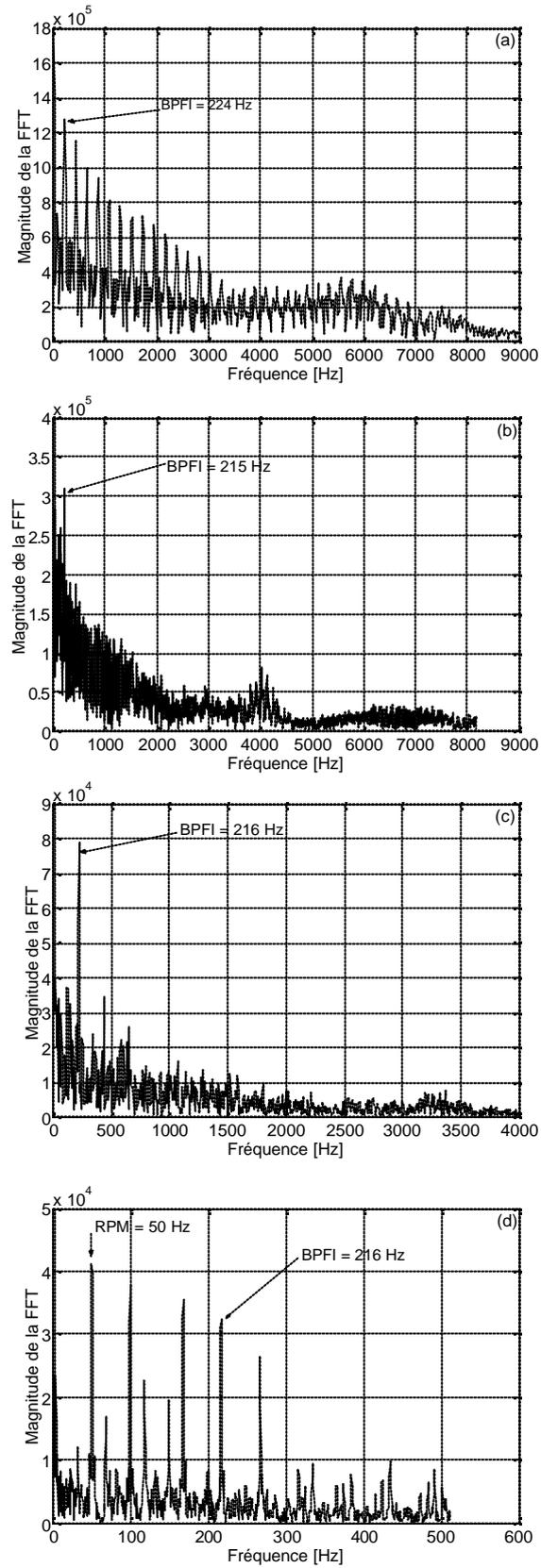


Figure 5.18. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour un défaut sur la bague intérieure pour : (a)  $F_e=65536$  Hz, (b)  $F_e=32768$  Hz, (c)  $F_e=16384$  Hz et (d)  $F_e=4069$  Hz

### 3.3. Influence de la gravité du défaut

Il apparaît, à première vue, logique de conclure que les indicateurs scalaires augmentent en fonction de la gravité du défaut. Ceci, étant vraie pour ceux fonction de l'énergie du signal comme le RMS ou la valeur crête, ne l'est qu'en partie pour le kurtosis et le facteur de crête. 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.

Sur la figure (5.19), on constate que les deux indicateurs augmentent avec l'augmentation de la gravité du défaut. Celui-ci n'est même pas détecté par le facteur de crête des signaux mesurés, même grand. Après l'application de l'AMRO, le défaut est détecté, même petit, par le facteur de crête des signaux reconstruits qui dépasse largement le seuil limite égal à six. Le kurtosis, quant à lui, augmente d'autant que le défaut est grand. Par conséquent, plus la dégradation du roulement augmente, plus la sensibilité du kurtosis est améliorée. Le taux d'amélioration, étant égale à 82% dans le cas du petit défaut, atteint 120% pour le cas du grand.

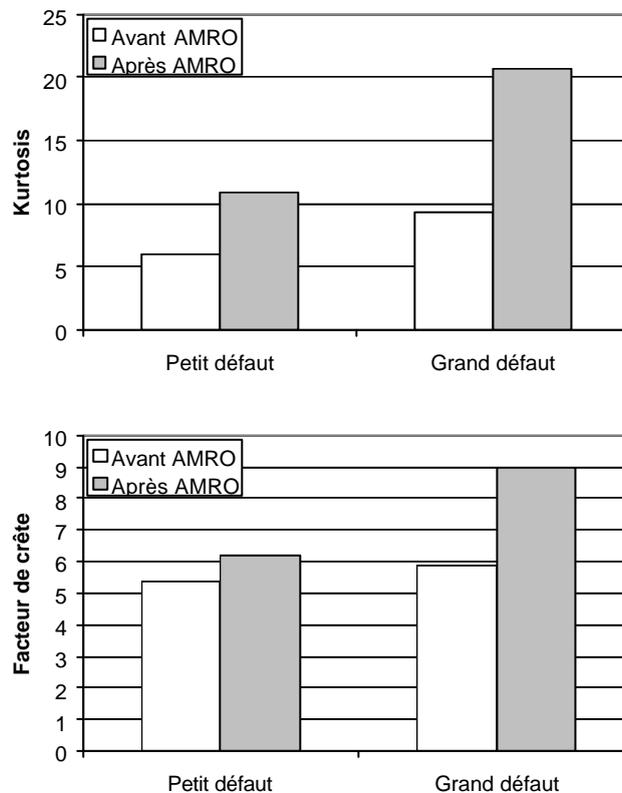
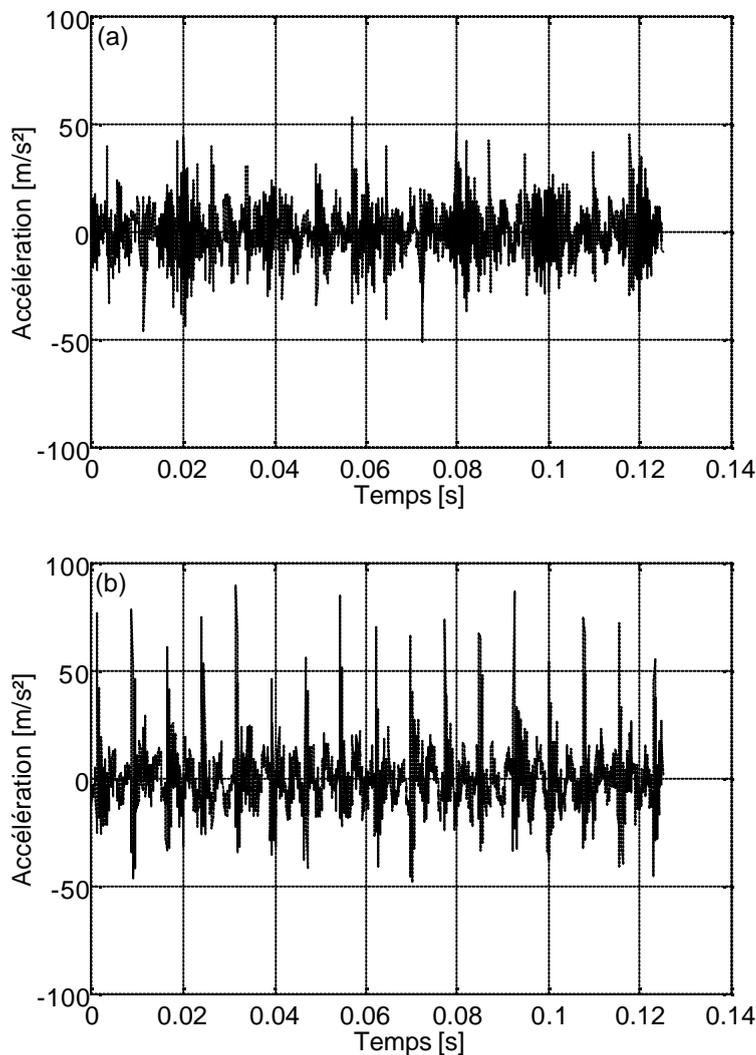


Figure 5.19. Kurtosis et facteur de crête avant et après l'application de l'AMRO pour un petit et un grand défaut

La gravité du défaut influe aussi sur la résolution temporelle et fréquentielle. Sur la figure (5.20) les impacts sont d'autant plus clairs pour le grand défaut. La période est directement déduites à partir du signal sans toutefois avoir recourt au spectre, alors qu'elle est difficile à déterminer pour le cas du petit défaut. Les amplitudes sont eux aussi affectés par l'augmentation de la gravité, la valeur crête passe de  $54,3 \text{ m/s}^2$  pour le petit défaut à  $90,2 \text{ m/s}^2$  pour le grand. Les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes correspondants illustrent la fréquence du défaut ainsi que plusieurs de ses harmoniques. Cependant, la lecture du spectre est beaucoup plus claire dans le cas du grand défaut (fig. 5.21).



**Figure 5.20. Signaux d'accélération dans le cas d'un : (a) Petit et (b) Grand défaut. Défaut sur la bague extérieure,  $N=50 \text{ Hz}$ ,  $F_e=16384 \text{ Hz}$**

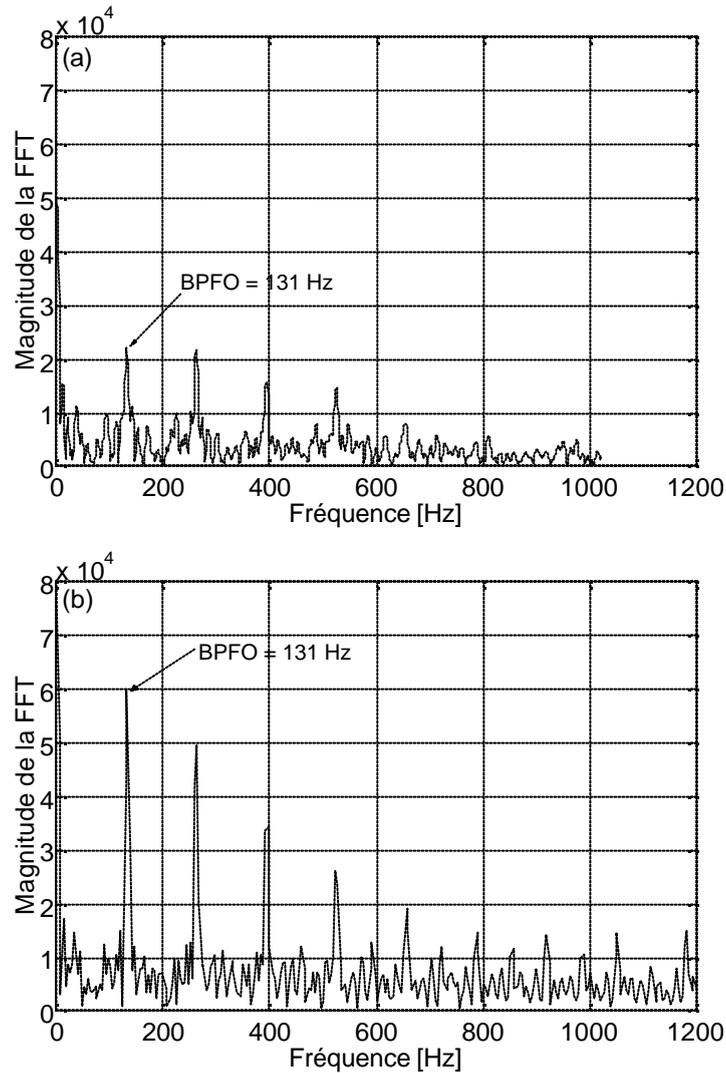


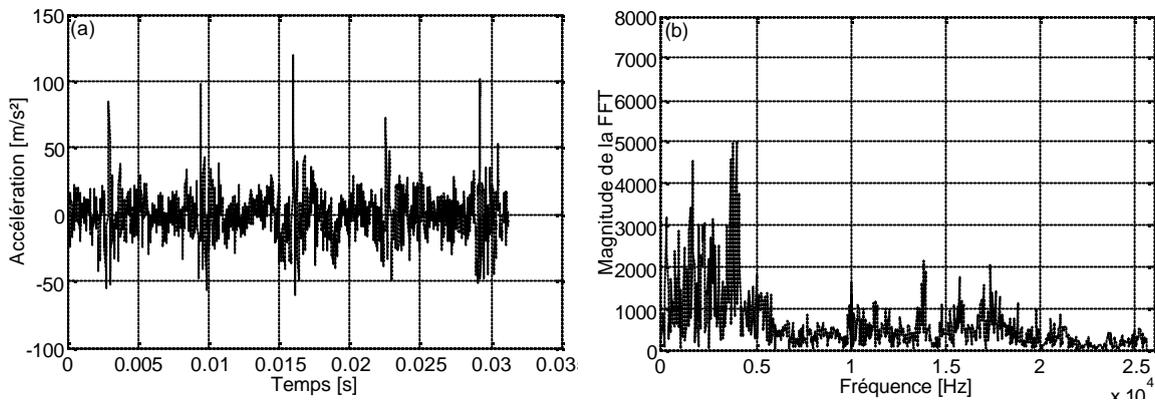
Figure 5.21. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes dans le cas d'un : (a) Petit et (b) Grand défaut. Défaut sur la bague extérieure,  $N=50$  Hz,  $F_e=16384$  Hz

### 3.4. Influence du filtrage passe bande

Pour valider l'approche développée dans le chapitre 3, nous proposons dans cette section l'application de l'AMRO sur des signaux filtrés. Cette application tend, d'une part, à confirmer l'apport important de l'AMRO des signaux filtrés et d'autre part de comparer avec un filtrage passe bande.

Le signal de la figure (5.22.a) a été mesuré sur un roulement du type 6200 sur lequel un défaut a été simulé sur la bague extérieure. Le signal est conditionné avec une fréquence d'échantillonnage de 65536 Hz afin de cerner toutes les résonances du système. Le spectre large bande de ce signal (fig. 5.22.b) met en évidence des

modulations dues aux résonances se situant approximativement à 1600 Hz, 4000 Hz et 17500 Hz.



**Figure 5.22. (a) Signal mesuré sur un roulement 6200 avec un défaut sur la bague extérieure, (b) Son spectre.  $F_e=65536$  Hz,  $N=50$  Hz**

L'application de l'AMRO sur le signal large bande permet d'aboutir au signal reconstruit à partir du détail 3. Sa bande fréquentielle est [3200-6400] Hz qui couvre la deuxième fréquence de résonance égale à 4000 Hz. La figure (5.23.a) représente le signal reconstruit. Plusieurs filtrages ont été réalisés dans plusieurs bandes couvrant les trois résonances du système. Quatre bandes ont été choisies : [1000-2000] Hz, [1000-5000] Hz, [3000-5000] Hz et [10000-20000] Hz. Chaque signal filtré est ensuite traité par l'AMRO, le kurtosis avant et après application de l'AMRO a été calculé.

Sur la figure (5.24) on constate que le kurtosis du signal reconstruit, après l'application de l'AMRO sur le signal filtré [1000-5000] Hz (fig. 5.23.b), est le plus important comparé à ceux des autres signaux filtrés et traités. Le plus important c'est qu'il est plus significatif que celui reconstruit à partir du signal large bande. Ce résultat montre l'intérêt qu'offre l'application de l'AMRO sur des signaux filtrés. Néanmoins, on peut constater que le kurtosis du signal reconstruit à partir du signal large bande est plus important que ceux des signaux filtrés (bruts), ceci confirme l'hypothèse que l'AMRO large bande permet d'aboutir à de meilleurs résultats qu'un filtrage passe-bande. Bien évidemment, on ne peut généraliser cette conclusion car ceci nécessite un traitement d'un grand nombre de signaux mesurés. Disons tout simplement que le fait de favoriser le filtrage passe bande à l'AMRO n'est pas fondé.

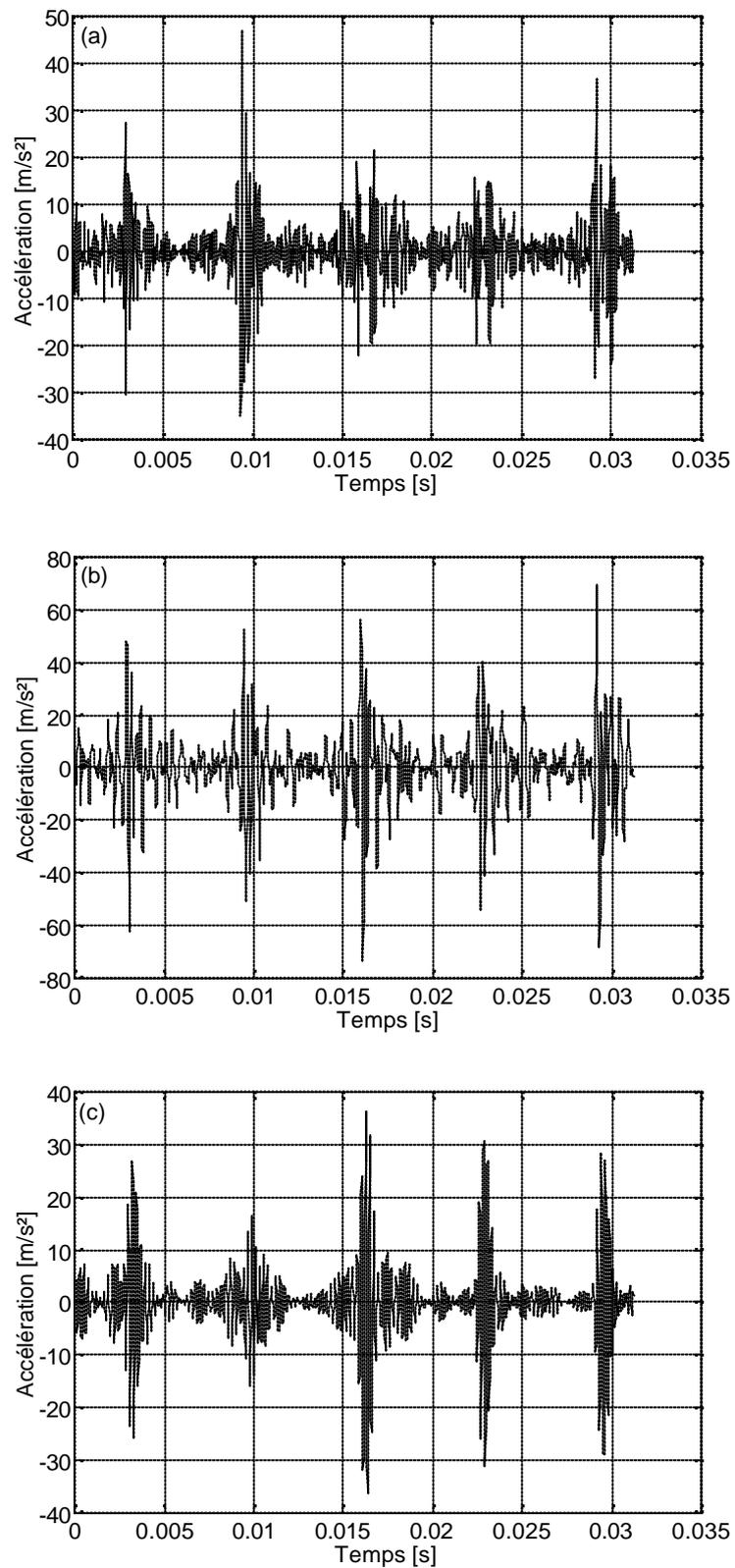


Figure 5.23. (a) Signal reconstruit à partir du signal large bande, (b) Signal filtré [1000-5000] Hz et (c) Son signal reconstruit

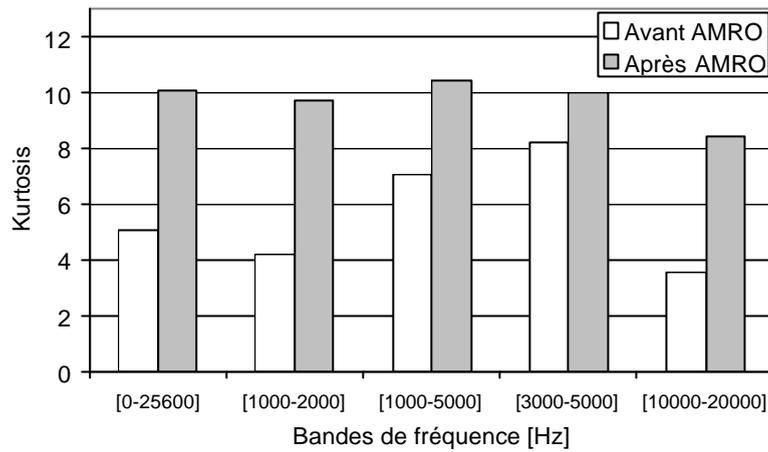


Figure 5.24. Kurtosis avant et après AMRO calculé dans différentes bandes de fréquences

### 3.5. Influence du graissage du roulement

Le manque de graissage d'un roulement est un incident très fréquent dans la pratique. Celui-ci induit des chocs aléatoires semblables à ceux d'un défaut mais qui ne correspondent à aucune fréquence caractéristique particulière. Par une simple analyse d'enveloppe, on peut donc distinguer un manque de graissage d'un défaut proprement dit. Néanmoins, la question que nous nous sommes posée est : *est ce que le kurtosis et le facteur de crête sont sensibles au manque de graissage ?*, et surtout *est ce qu'il favorise la détection d'un défaut ou au contraire rend les choses encore plus difficiles ?*. Pour ce faire plusieurs mesures ont été effectuées sur un roulement du type 6200 sur lequel un défaut a été simulé sur sa bague extérieure. Les mesures ont été réalisées avec le roulement graissé et non graissé. Dans ce dernier cas, une quantité importante de graisse a été enlevée.

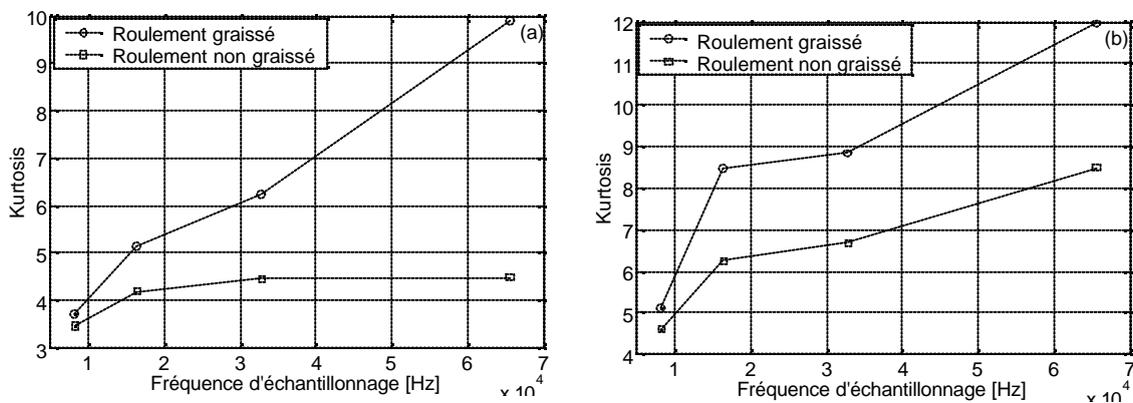
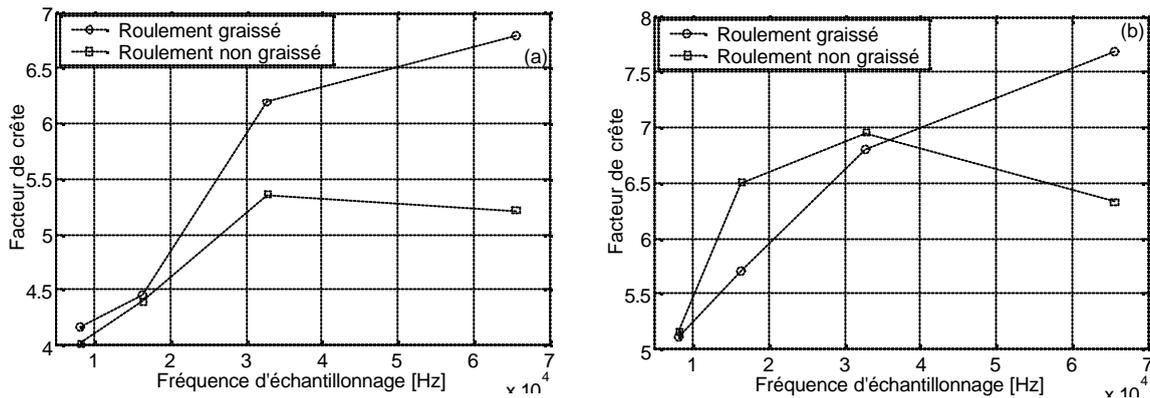


Figure 5.25. Kurtosis : (a) Avant AMRO et (b) Après AMRO, en fonction du graissage du roulement. Défaut sur la bague extérieure, N=50 Hz



**Figure 5.26. Facteur de crête : (a) Avant AMRO et (b) Après AMRO, en fonction du graissage du roulement. Défaut sur la bague extérieure,  $N=50$  Hz**

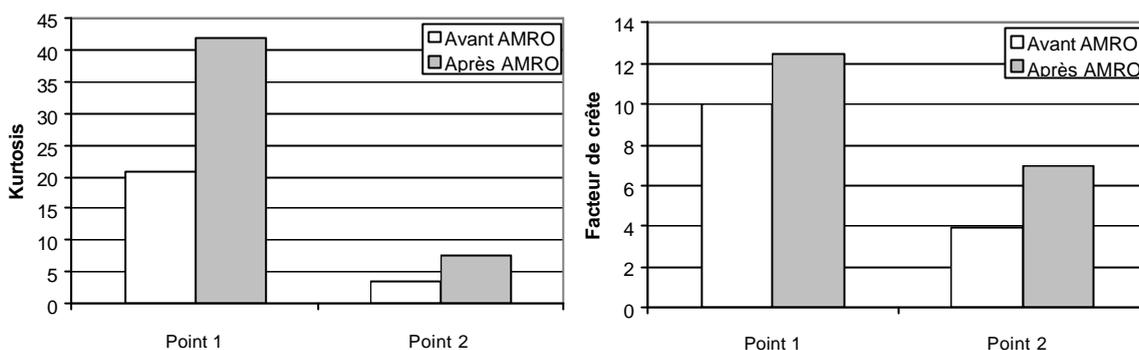
Sur la figure (5.25.a), on peut constater que le kurtosis des signaux mesurés, dans le cas où le roulement est graissé, sont plus importants que dans le cas de manque de graissage, cette tendance est la même pour les kurtosis des signaux reconstruits après l'application de l'AMRO (fig. 5.25.b). Bien évidemment, dans ce cas ils sont plus importants que ceux mesurés permettant ainsi la détection dans 100% des cas, y compris dans le cas sans graissage. En effet, un manque de graissage va induire des chocs aléatoires qui vont s'ajouter à ceux du défaut déjà existants. Or, nous avons montré dans le chapitre 2 que le kurtosis décroît avec l'augmentation du nombre de chocs. Cette tendance est pratiquement la même pour le facteur de crête des signaux mesurés qui se montre lui aussi très sensible au manque de graissage (fig. 5.26.a). Pour les signaux reconstruits, il ne suit pas la même allure sauf peut être pour un échantillonnage maximal (Fig. 5.26.b).

Le manque de graissage est donc un facteur favorisant l'effet de masque qui rend la détection du défaut encore plus difficile. Par l'application de l'AMRO on peut surmonter ce problème en filtrant toutes les composantes inutiles. Les spectres d'enveloppe vont ensuite faire correspondre ces impacts à une fréquence caractéristique, faisant la différence entre un défaut réel d'un simple manque de graissage.

### 3.6. Influence du point de mesure

En pratique, en mesurant un défaut, il n'est pas pour autant évident que ce défaut soit localisé sur le roulement sur lequel la mesure a été effectuée. Le défaut peut facilement être celui d'un autre roulement du même type sur la même ligne d'arbre. En réalité un roulement défectueux sur une autre ligne d'arbre ne va pas

induire la même fréquence du défaut car la vitesse de rotation n'est pas la même. Pour vérifier la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête au point de mesure, plusieurs signaux ont été mesurés dans deux points. Le premier point étant celui d'un roulement sur lequel un défaut a été simulé sur sa bague extérieure, le deuxième est un roulement sain monté sur la même ligne d'arbre.



**Figure 5.27. Kurtosis et facteur de crête avant et après AMRO calculés à partir de signaux mesurés sur les points 1 et 2**

Sur la figure (5.27) on constate que les indicateurs scalaires du signal mesuré sur le roulement défectueux sont importants, les valeurs sont très élevées après l'application de l'AMRO. Ceux du point 2 ne sont pas pour autant alarmantes, spécialement pour le signal mesuré qui ne donne pas l'information sur l'existence d'un défaut. Après l'application de l'AMRO, le kurtosis du signal reconstruit permet par contre de songer à l'existence d'un défaut, sa valeur est très significative de chocs périodiques ( $\cong 8$ ), par contre il reste très éloigné de celui enregistré au point 1 ( $\cong 42$ ). La comparaison des spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes confirme parfaitement que le point 1 est celui du roulement défectueux (fig. 5.28), la différence en terme d'amplitudes est désormais flagrante. L'hypothèse de deux défauts en même temps sur les deux roulements est à écarter, car la périodicité des impacts est pratiquement la même sur les deux signaux reconstruits (fig. 5.29). En plus en cas de deux défauts, le signal reconstruit de celui mesuré sur l'un ou l'autre des roulements, fera apparaître deux séries de chocs de la même période mais espacés dans le temps, semblables au cas de deux défauts sur la bague extérieure d'un même roulement (cf. section 2.4). En conclusion, l'AMRO permet la détection d'un défaut même si le signal n'est pas mesuré sur le roulement défectueux. En réalité on ne peut le savoir qu'après une comparaison entre les kurtosis des signaux reconstruits, car un kurtosis faible fait parfois penser à un défaut de faible gravité.

Ceci revient à la conclusion qu'on ne peut affirmer l'existence d'un défaut qu'après des mesures réalisées sur plusieurs paliers.

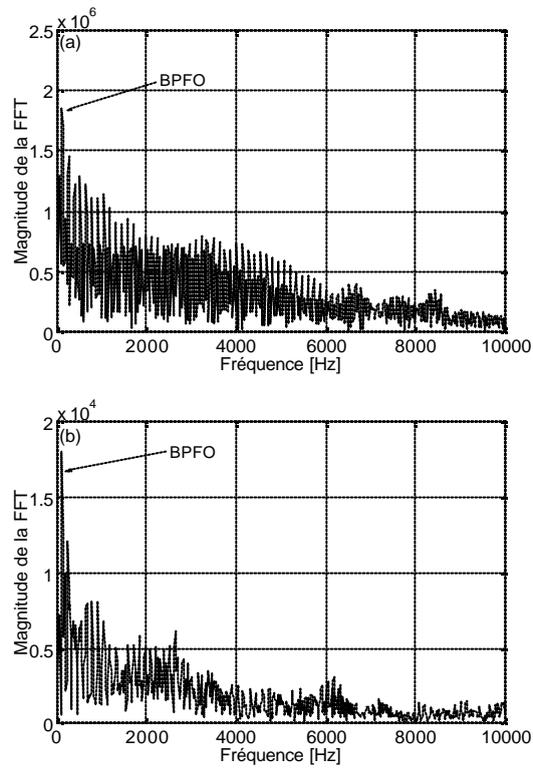


Figure 5.28. Spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes pour : (a) Point 1 et (b) Point 2

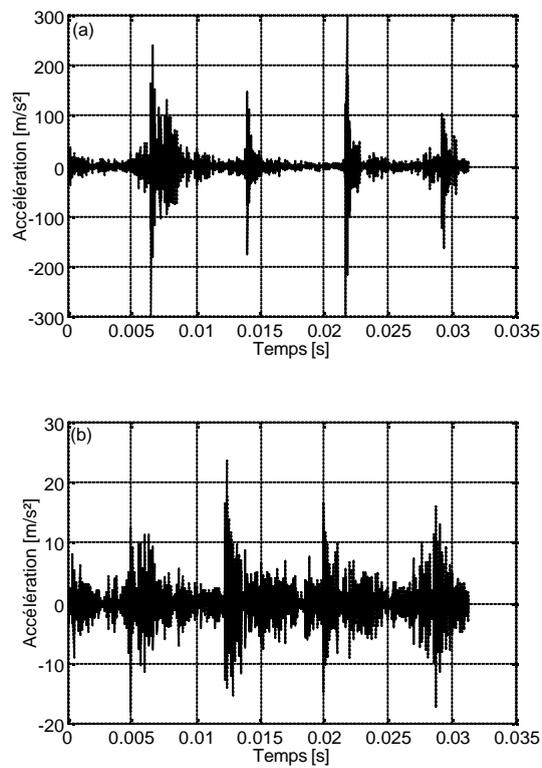


Figure 5.29. Signaux reconstruits pour : (a) Point 1 et (b) Point 2

## 4. Analyse de variance

En réalité, vu le nombre important de séries d'expérience et de signaux mesurés, nous étions motivé par l'idée de procéder à une analyse de variance. Cette motivation s'est concrétisée par l'utilisation d'un logiciel de calcul sous Excel, nommé Xlstat<sup>®</sup> 7.5.3. La particularité de ce logiciel est de procéder à la détermination du prédicteur mathématique d'une variable donnée à partir de plusieurs variables quantitatives. Dans notre cas, l'objectif était de définir des modèles mathématiques pour le kurtosis et le facteur de crête des signaux reconstruits, ce qui permet de les estimer sans l'application proprement dit de l'AMRO et donc sans avoir recourt à une longue programmation informatique.

A partir des résultats obtenus dans la première campagne, des modèles ont été définis pour un défaut sur la bague extérieure et intérieure. Les paramètres retenus sont la vitesse de rotation, la fréquence d'échantillonnage, la fréquence du défaut et la valeur mesurée de l'indicateur. En effet plusieurs modèles ont été comparés en utilisant les variables cités ainsi que leur couplage. Nous avons retenus seulement ceux qui ont donné les coefficients de corrélation les plus élevés.

L'idée principale de cette application est de pouvoir utiliser ces modèles concrètement, ce qui explique la non prise en considération de la gravité du défaut dans les modèles malgré que c'est un paramètre qu'on a fait varier. Pratiquement, on ne peut savoir le degré de gravité d'un défaut à partir d'un indicateur scalaire, on peut seulement le classer comme étant grand ou petit. D'un autre coté, tous les modèles contiennent les valeurs mesurées des indicateurs, qui elles sont tout à fait calculables et prennent aussi en considération indirectement la gravité du défaut.

L'analyse de variance est utilisée dans notre cas afin de permettre une estimation des indicateurs scalaires des signaux reconstruits à partir de quelques paramètres, notamment le kurtosis et le facteur de crête des signaux mesurés. Le degré d'influence de chaque paramètre, nommé poids, sera aussi défini. En réalité les études, que se soient théoriques ou expérimentales, menées jusqu'à maintenant permettent de savoir l'influence d'un paramètre mais pas son poids.

### 4.1. Notations

Ksr : Kurtosis du signal reconstruit

Fcsr : Facteur de crête du signal reconstruit

Ksm : Kurtosis du signal mesuré

F<sub>cs</sub>m : Facteur de crête du signal mesuré

F<sub>e</sub> : Fréquence d'échantillonnage

F<sub>c</sub> : Fréquence du choc

N : Vitesse de rotation

## 4.2. Résultats numériques et modèles mathématiques

### 4.2.1. Défaut sur la bague extérieure

#### 4.2.1.1. Kurtosis

Le tableau (5.1) montre les résultats de l'analyse de variance (paramètres du modèle) menée à partir des valeurs de défauts sur la bague extérieure. On remarque le poids important du kurtosis des signaux mesurés dont le coefficient est le plus élevé. En plus on peut constater le signe négatif du coefficient de la vitesse de rotation qui veut juste dire qu'elle est inversement proportionnelle au kurtosis, ce que nous l'avons déjà mentionné auparavant. Enfin le rapport fréquence d'échantillonnage-fréquence de chocs semble avoir une légère importance en terme de poids.

Paramètre	Valeur
Constante	3,465
N [Hz]	-0,041
Fe/Fd	0,050
K <sub>sm</sub>	0,749

Tableau 5.1. Valeurs numériques des paramètres du modèle

Le modèle mathématique correspondant se met donc sous la forme :

$$K_{sr} = 3,46454784431557 - 4,08903543267217E-02 * N \text{ [Hz]} + 5,03719285962233E-02 * Fe/Fd + 0,749424701441373 * K_{sm}$$

Le tableau (5.2) montre une comparaison entre les valeurs du kurtosis obtenues par le modèle et celles calculées. Le coefficient de corrélation (R<sup>2</sup>), égale à 0,96, est très satisfaisant, ce qui renforce l'idée de la faisabilité d'un prédicteur mathématique.

N°	Ksr	Ksr (Modèle)	N°	Ksr	Ksr (Modèle)
1	14,200	14,786	17	14,710	12,230
2	8,370	8,545	18	5,760	8,073
3	3,790	4,151	19	4,470	4,961
4	3,140	3,441	20	3,080	3,373
5	17,410	17,133	21	55,120	60,206
6	10,140	11,832	22	18,710	18,609
7	4,350	5,877	23	9,280	12,080
8	3,910	4,583	24	8,760	8,252
9	30,850	23,854	25	4,430	4,838
10	6,480	9,612	26	82,540	82,575
11	7,280	6,921	27	46,860	38,636
12	32,600	41,025	28	17,690	19,560
13	33,160	25,694	29	8,890	11,021
14	8,740	11,773	30	10,170	7,798
15	13,000	10,048	31	8,120	11,166
16	29,390	23,048	32	9,800	9,501

Tableau 5.2. Valeurs du kurtosis calculées et obtenues par le modèle

#### 4.2.1.2. Facteur de crête

Le tableau (5.3) montre les résultats de l'analyse de variance (paramètres du modèle) menée à partir des valeurs de défauts sur la bague extérieure. Les mêmes remarques d'auparavant sont à notre avis applicables.

Le modèle mathématique correspondant se met donc sous la forme :

$$F_{csr} = 1,84364359754728 - 1,01397732349445E-02 * N \quad [Hz] + 5,37254225160939E-03 * Fe/Fd + 0,855411373489609 * F_{csm}$$

Paramètre	Valeur
Constante	1,844
N [Hz]	-0,010
Fe/Fd	0,005
F <sub>csm</sub>	0,855

Tableau 5.3. Valeurs numériques des paramètres du modèle

Le tableau (5.4) montre une comparaison entre les valeurs du facteur de crête obtenues par le modèle et celles calculées. Le coefficient de corrélation ( $R^2$ ), égale à 0,94 est un peu moins que pour le cas du kurtosis, reste très satisfaisant.

N°	Fcsr	Fcsr (Modèle)	N°	Fcsr	Fcsr (Modèle)
1	7,580	8,040	17	9,120	7,552
2	6,060	5,638	18	5,550	5,877
3	3,650	4,290	19	4,440	5,145
4	3,280	3,786	20	3,310	3,786
5	9,540	7,547	21	16,250	16,574
6	6,980	7,879	22	9,160	7,863
7	4,390	4,416	23	6,140	6,519
8	3,860	4,215	24	7,090	6,666
9	11,100	10,003	25	4,180	4,395
10	5,860	6,539	26	16,250	17,915
11	4,900	5,299	27	12,930	12,121
12	10,920	11,074	28	8,330	7,950
13	10,440	9,201	29	6,940	6,907
14	5,980	6,378	30	6,720	5,803
15	5,720	6,169	31	5,590	6,806
16	11,110	10,808	32	6,660	6,870

*Tableau 5.4. Valeurs du facteur de crête calculées et obtenues par le modèle*

#### 4.2.2. Défaut sur la bague intérieure

##### 4.2.2.1. Kurtosis

Le tableau (5.5) montre les résultats de l'analyse de variance (paramètres du modèle) menée à partir des valeurs de défauts sur la bague intérieure. Mis à part les mêmes constatations précédentes, le coefficient de corrélation est par contre moins important (0,89), ceci peut mettre à l'esprit le fait que le kurtosis d'un défaut sur la bague intérieure est moins obéissant à un prédicteur mathématique que celui sur la bague extérieure.

Paramètre	Valeur
Constante	0,940
N [Hz]	-0,020
Fe/Fd	0,015
Ksm	1,173

Tableau 5.5. Valeurs numériques des paramètres du modèle

Le modèle mathématique correspondant se met donc sous la forme :

$$Ksr = 0,940459207337277 - 1,99770197848109E-02 * N \text{ [Hz]} + 1,49065671083117E-02 * Fe/Fd + 1,17263090935846 * Ksm$$

Le tableau (5.6) montre une comparaison entre les valeurs du kurtosis obtenues par le modèle et celles calculées.

N°	Ksr	Ksr (Modèle)	N°	Ksr	Ksr (Modèle)
1	15,400	13,801	17	5,330	4,420
2	10,930	9,873	18	31,540	37,687
3	7,170	6,449	19	20,670	13,860
4	2,780	3,201	20	9,330	11,937
5	3,190	2,894	21	4,980	3,729
6	12,510	18,567	22	3,290	2,870
7	8,210	8,240	23	48,420	47,158
8	4,610	4,981	24	20,190	24,500
9	5,240	4,034	25	15,770	13,998
10	11,800	23,737	26	7,730	7,795
11	11,500	13,602	27	4,840	4,761
12	4,930	5,945	28	66,250	57,884
13	4,840	4,122	29	25,270	17,354
14	15,160	27,122	30	8,260	9,041
15	13,240	12,770	31	32,730	25,586
16	9,990	9,734	32	22,400	17,918

Tableau 5.6. Valeurs du kurtosis calculées et obtenues par le modèle

#### 4.2.2.2. Facteur de crête

Le tableau (5.7) montre les résultats de l'analyse de variance (paramètres du modèle), menée à partir des valeurs du facteur de crête d'un défaut sur la bague intérieure. Ici, il est important de noter que le coefficient de corrélation est le plus faible (0,82), ceci confirme en réalité que le facteur de crête d'un défaut sur la bague intérieure est moins ajustable que dans les autres cas. En réalité, même étant moins important que dans les autres configurations, il reste acceptable.

Paramètre	Valeur
Constante	1,230
N [Hz]	-0,002
Fe/Fd	0,002
FCsm	0,917

**Tableau 5.7. Valeurs numériques des paramètres du modèle**

Le modèle mathématique correspondant se met donc sous la forme :

$$F_{csr} = 1,22984267272775 - 1,83304671222526E-03 \cdot N \text{ [Hz]} + 2,31575408740473E-03 \cdot Fe/Fd + 0,916672884851858 \cdot FCsm$$

Le tableau (5.8) montre une comparaison entre les valeurs du facteur de crête obtenues par le modèle et celles calculées.

N°	Fcsr	Fcsr (Modèle)	N°	Fcsr	Fcsr (Modèle)
1	10,530	7,633	17	4,560	3,922
2	6,200	6,503	18	10,270	11,437
3	5,440	5,617	19	8,950	6,980
4	3,270	3,844	20	6,410	7,029
5	3,240	3,646	21	4,130	4,376
6	5,330	7,382	22	3,290	3,591
7	7,300	6,199	23	12,650	12,581
8	4,560	5,000	24	8,070	9,197
9	4,850	4,544	25	8,200	7,574
10	6,240	8,694	26	5,140	5,385
11	6,760	7,437	27	4,870	4,755
12	5,060	4,911	28	13,600	13,279

13	4,560	4,769	29	10,360	8,482
14	7,140	8,869	30	5,860	6,240
15	8,480	6,741	31	5,250	5,888
16	7,080	7,141	32	11,530	10,482

Tableau 5.8. Valeurs du kurtosis calculées et obtenues par le modèle

### 4.3. Représentation graphique des résultats et conclusions

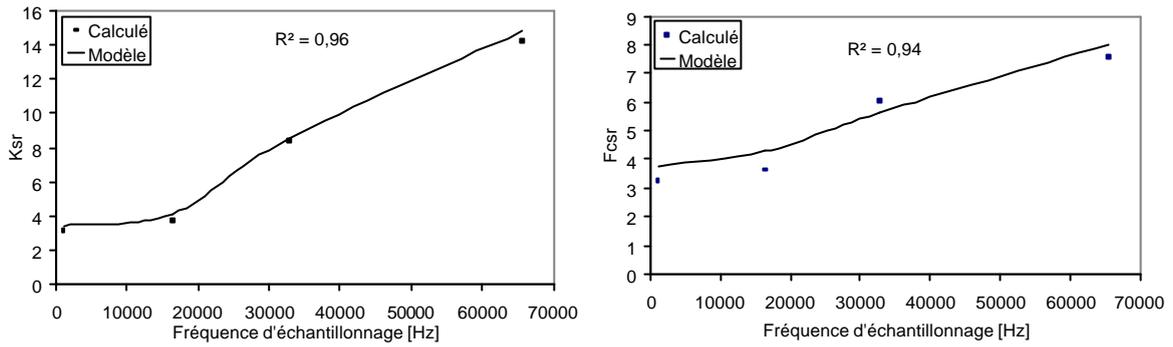


Figure 5.30. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la fréquence d'échantillonnage. Défaut sur la bague extérieure,  $N=50$  Hz

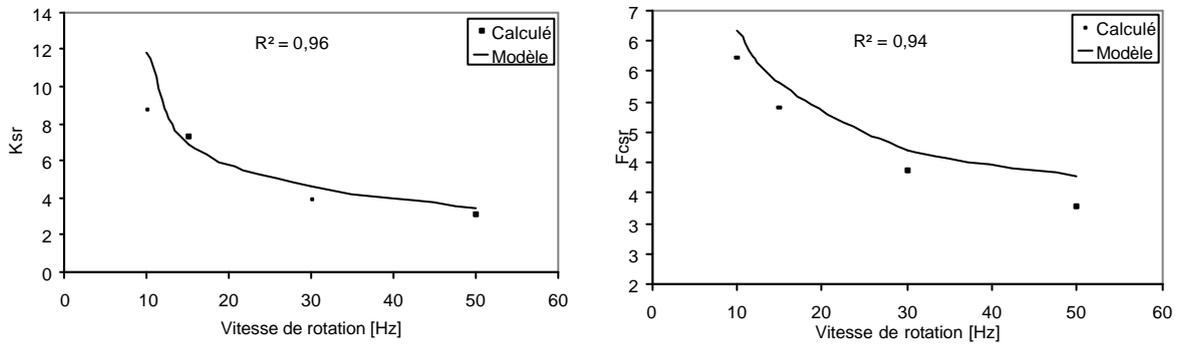


Figure 5.31. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la vitesse de rotation. Défaut sur la bague extérieure,  $F_e=1024$  Hz

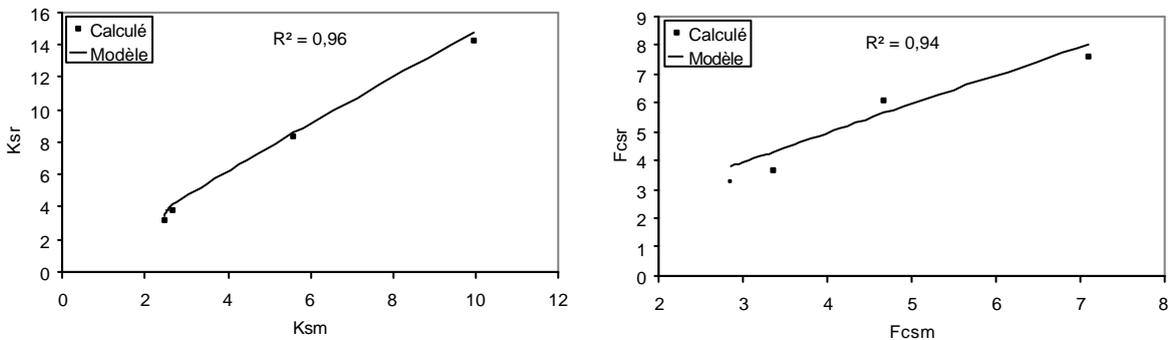


Figure 5.32. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de ceux mesurés. Défaut sur la bague extérieure

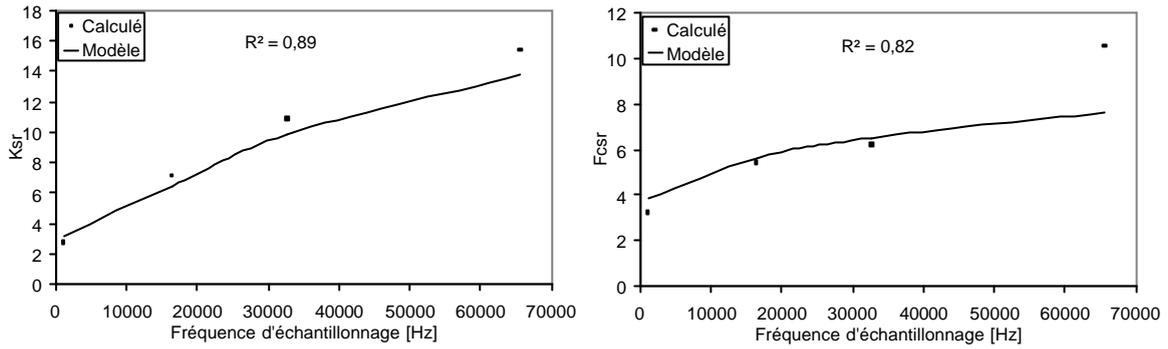


Figure 5.33. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la fréquence d'échantillonnage. Défaut sur la bague intérieure,  $N=50$  Hz

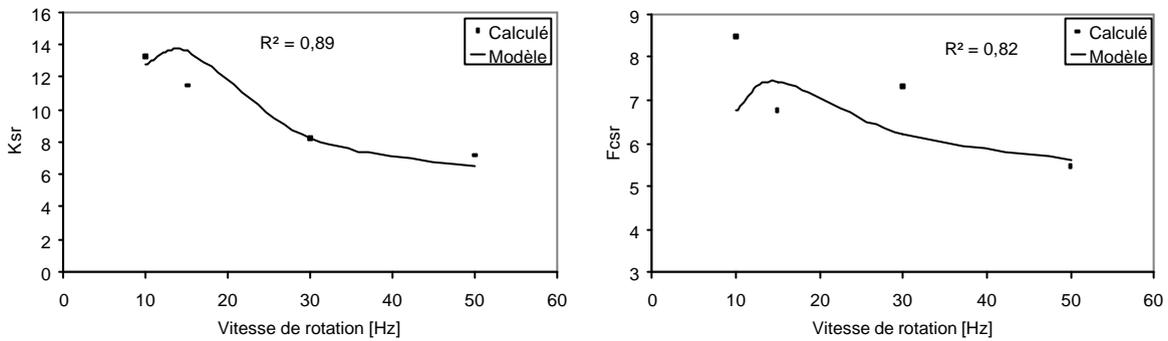


Figure 5.34. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de la vitesse de rotation. Défaut sur la bague intérieure,  $F_e= 16384$  Hz

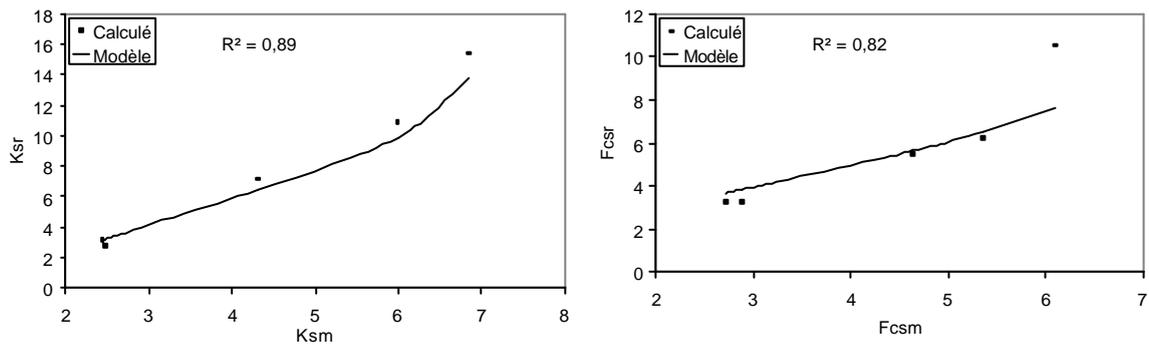


Figure 5.35. Kurtosis et facteur de crête des signaux reconstruits, calculés et estimés par le modèle, en fonction de ceux mesurés. Défaut sur la bague intérieure

D'après les modèles conçus, quelques remarques sont à signaler :

1. Le défaut sur la bague extérieure peut être ajusté par un modèle mathématique mieux que celui sur la bague intérieure vu ses coefficients de corrélation qui sont plus importants;

2. Le kurtosis peut obéir à un modèle mathématique mieux que le facteur de crête, ses coefficients de corrélation sont plus importants aussi bien pour un défaut sur la bague extérieure que sur la bague intérieure;
3. Les valeurs du kurtosis et du facteur de crête des signaux mesurés influent le plus sur ceux reconstruits et donc sur le modèle. Leurs poids sont plus importants que les autres facteurs. La fréquence d'échantillonnage et la vitesse de rotation ont une moindre influence vu leurs coefficients modérés. Néanmoins, le signe négatif des coefficients de la vitesse de rotation veut simplement dire qu'elle varie inversement au kurtosis des signaux reconstruits;
4. Les modèles établis sont acceptables du point de vue de leurs coefficients de corrélation, situés dans un intervalle allant de 0,82 à 0,96;
5. Les indicateurs scalaires des signaux reconstruits évoluent quasi-linéairement avec ceux des signaux mesurés, aussi bien pour ceux calculés que ceux tirés des modèles.

## 5. Application en milieu industriel

Comme mentionné dans le chapitre 4, cette application a été réalisée sur un groupe turbo-alternateur d'un complexe de raffinage de sucre de la ville de Guelma. Plusieurs signaux d'accélération ont été mesurés sur les huit paliers dans les deux directions ; horizontale et verticale. Pour chaque signal mesuré, le kurtosis et le facteur de crête ont été calculés. L'analyse multirésolution en ondelettes a été ensuite appliquée sur les signaux mesurés. Les valeurs des indicateurs scalaires des signaux reconstruits sont en générale dans les normes sauf pour les points 2 et 8 situés respectivement sur le palier de sortie de la turbine et sur le roulement de sortie de l'alternateur où les valeurs sont très importantes, notamment pour le point 8. Le tableau (5.9) regroupe les résultats obtenus.

Une première conclusion met en évidence une détérioration probable du palier lisse et du palier de roulement. Les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits dans les deux points ont été calculés (fig. 5.36). En effet sur celui du point 2, une composante dominante correspond à la moitié de la fréquence de rotation de l'arbre, à savoir 50 Hz ainsi que des sous harmoniques dont l'amplitude est supérieure à celle de la vitesse de rotation. Ceci met en évidence l'existence d'un fouettement d'huile qui se manifeste généralement

à la moitié de la vitesse de rotation et induit, lorsqu'il est sévère, des chocs périodiques. Pour le point 8, le spectre ne montre aucune composante fréquentielle correspondant à une fréquence caractéristiques d'un défaut, mais plutôt à la fréquence de rotation (25 Hz) et plusieurs de ses harmoniques. Ceci confirme que le roulement est en bon état mais que le montage est avec jeu, le roulement tourne dans l'arbre. Des recommandations ont été données aux responsables de maintenance. Une première intervention a confirmé que le coussinet du palier 2 est usé, raison pour laquelle ce fouettement a eu lieu.

En réalité cette application montre, en plus de l'apport de l'AMRO, son éventuelle application sur les autres défauts induisant des forces impulsives périodique comme ceux d'un palier instable, ou tout simplement sur d'autres anomalies rencontrées sur les roulements mais qui ne peuvent être considérés comme des défauts proprement dit.

Point de mesure		2	8
Type		Palier lisse	Roulement du type SKF NU 330 MIC 3
Kurtosis	Signal mesuré	3,11	4,96
	Signal reconstruit	<b>3,66</b>	<b>9,47</b>
Facteur de crête	Signal mesuré	3.67	2.11
	Signal reconstruit	4.39	<b>6.66</b>

Tableau 5.9. Kurtosis et facteur de crête avant et après application de l'AMRO pour les points 2 et 8

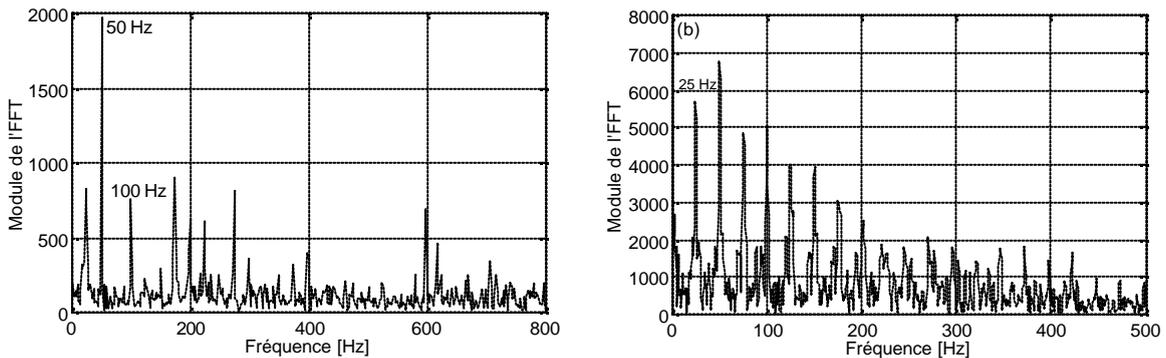


Figure 5.36. (a) Spectre au point 2 et (b) Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes calculé au point 8

## 6. Synthèse du chapitre

Ce chapitre a été consacré à la validation expérimentale des fondements théoriques étudiées et discutées dans les chapitres précédents. En premier lieu, le grand apport de l'Analyse Multirésolution en Ondelettes dans la détection du type de défaut a été prouvé. En simulant plusieurs types de défauts sur deux types de roulements, les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes issus des signaux reconstruits après application de l'AMRO permettaient, à chaque fois, la détection de la fréquence caractéristique du défaut et par suite sa nature. L'amélioration de la sensibilité des indicateurs scalaires, notamment le kurtosis, a été démontrée.

L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité des indicateurs scalaires a également été étudiée. Vitesse de rotation, échantillonnage, gravité du défaut, graissage, point de mesure et autres, sont des facteurs à ne pas négliger lors de la mesure ou le traitement d'un signal. Cette étude a permis de savoir exactement l'allure de la tendance des indicateurs scalaires en fonction de ces paramètres ce qui permet de choisir les valeurs optimales afin de pousser les limites de détection du kurtosis et du facteur de crête au maximum.

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. L'étude de l'influence du graissage montre que celui-ci influe d'une manière remarquable en cas d'un manque. Quelques grammes de graisse en moins vont induire des chocs aléatoires masquant d'éventuels impacts dus au défaut et rendant la détection moins évidente, voire plus difficile. L'application de l'AMRO a permis de surmonter ce problème en filtrant les chocs aléatoires pour ne garder que ceux dus au défaut. L'AMRO a aussi prouvé son efficacité à détecter des défauts même en mesurant le signal sur un roulement sain lointain de celui défectueux. L'AMRO s'est aussi montrée supérieure au filtrage passe bande, néanmoins le jumelage des deux est encore plus intéressant, donnant ainsi l'opportunité de la détection de défauts naissants qui ne peuvent être détectés par l'une ou l'autre des méthodes seules.

Des modèles mathématiques ont été établis pour prédire le kurtosis et le facteur de crête, après application de l'AMRO, à partir de plusieurs facteurs. Cette étude a permis également de savoir le degré d'influence (ou le poids) de chacun des paramètres sur le modèle. Les résultats nous semblent satisfaisants vu les coefficients de corrélation qui varient dans un intervalle allant de 0.82 à 0.96. Il est à noter

également que le kurtosis obéit mieux que le facteur de crête à un modèle mathématique et pour un défaut sur la bague extérieure mieux que celui sur la bague intérieure.

Enfin l'application industrielle menée sur une machine de production valide à une grande échelle, dépassant celui du laboratoire, la méthode proposée qui a permis de déceler deux défauts potentiels sur un groupe turbo-alternateur. En réalité la déception de trouver des défauts semblables à ceux qu'on a simulé sur le banc d'essais, a été comblée par la détection d'autres types de défauts, ce qui à notre avis permet l'extension de l'application de l'AMRO optimisée à d'autres défauts induisant des chocs hormis ceux des roulements.

## Chapitre 6 : Conclusion générale

La détection précoce des défauts de roulements reste un domaine de recherche d'actualité visant essentiellement le développement de méthodes fiables et pratiques, voire d'en créer de nouvelles. Dans cet esprit, l'objectif de cette thèse est d'optimiser une technique, qui est l'analyse multirésolution en ondelettes, afin de l'adapter à cette fin permettant ainsi l'amélioration de certains indicateurs de détection jugés limités.

En effet, dans plusieurs études bibliographiques les indicateurs scalaires ont été présentés comme étant un outil fiable et pratique pour la détection des défauts induisant des forces impulsives périodiques sans toutefois une optimisation réelle de leurs conditions d'utilisation, la raison pour laquelle d'ailleurs plusieurs d'entre eux sont souvent limités. De même, l'analyse multirésolution en ondelettes a certainement été proposée comme un outil de traitement de signaux vibratoires mesurés sur des roulements défectueux, mais, d'après notre recherche bibliographique, n'a jamais été adaptée spécialement pour les signaux de chocs. Les paramètres d'analyse ont été souvent choisis d'une manière aléatoire ou dans les meilleurs des cas après plusieurs essais, ce qui influe sur la qualité des résultats obtenus. Ce travail a permis, en outre, de jumeler l'analyse multirésolution en ondelettes avec les indicateurs scalaires ce qui a permis d'avoir une méthodologie offrant une détection aussi claire en temporel qu'en fréquentiel.

L'approche théorique, menée sur un modèle mathématique, a permis d'étudier l'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité de quelques indicateurs scalaires. Un choix optimal de ces paramètres a permis de pousser les limites de détection aussi loin que possible. Une étude comparative a également permis de choisir le kurtosis comme étant l'indicateur le plus sensible aux chocs, celui-ci est d'autant plus important que la fréquence de chocs est faible et la fréquence d'échantillonnage est importante. En plus l'étude de l'influence du temps de relaxation et du nombre de chocs a expliqué les limites du kurtosis, tant évoquées par les chercheurs.

L'analyse multirésolution en ondelettes a été proposée pour améliorer la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête en filtrant le bruit aléatoire et les

autres composantes de la machine pour n'avoir uniquement que la signature du défaut. Ces deux paramètres ont été étudiés dans l'approche théorique précédente, leur grande influence, notamment l'effet de masque, a également été démontrée même avec une optimisation des autres paramètres étudiés, ce qui rend leur filtrage une nécessité absolue. L'analyse multirésolution en ondelettes, grâce à ses grandes propriétés, semblait la plus intéressante à appliquer. En effet, son pouvoir de décomposition des fréquences et de détection des discontinuités dans un signal nous ont incité à l'adapter pour l'analyse des signaux de chocs. A ce propos, plusieurs de ses paramètres ont été spécialement optimisés, le kurtosis a été utilisé comme un critère d'optimisation et d'évaluation. Son application sur des signaux simulés a donné entière satisfaction, la méthode proposée ne fait pas qu'enlever le bruit mais aussi toutes les composantes n'induisant pas des forces impulsives. Les kurtosis des signaux reconstruits après l'application de l'AMRO sont nettement plus importants que ceux des signaux bruts, permettant la détection des défauts simulés pour de très faibles SNR. En plus, le nombre de fréquences, qui modélisent les autres composantes de la machine, n'a aucune influence sur les kurtosis des signaux reconstruits, en d'autres termes l'AMRO améliore la sensibilité du kurtosis peu importe les composantes parasites dans le signal. Une autre simulation a permis de montrer le grand apport de l'AMRO dans le cas de son application sur des signaux pré-filtrés par un filtrage passe-bande, prouvant encore une fois sa supériorité par rapport à lui.

L'approche expérimentale, réalisée sur un banc d'essais et sur une machine de production, a permis de valider les fondements théoriques obtenus par la simulation. L'apport de l'AMRO optimisée dans la détection des types de défauts a été démontré. L'influence de plusieurs paramètres sur la sensibilité du kurtosis et du facteur de crête a également été étudiée. L'avantage de cette étude expérimentale est la prise en compte de plusieurs facteurs qu'on n'a pas pu, ou voulu, simuler dans l'approche théorique; notamment le graissage, le type du défaut, la gravité du défaut et le point de mesure. Validation faite, et vu le nombre important de signaux mesurés et des paramètres variés, une analyse de variance a été entamée. Plusieurs modèles mathématiques ont été établis par le biais d'un logiciel de statistiques. L'objectif était de prédire mathématiquement le kurtosis et le facteur de crête des signaux reconstruits par la prise en compte de quelques paramètres connus à priori. Les résultats étaient très encourageants vu les coefficients de corrélation obtenus qui ont été très satisfaisants. Une dernière application réalisée sur un groupe tubro-

alternateur en industrie a encore prouvé une fois la fiabilité de la méthode proposée, en plus elle nous a ouvert les yeux sur la possibilité de l'extension de son application sur d'autres défauts induisant des chocs, comme les paliers instables par exemple ou les engrenages, objet de nos prochaines investigations.

En perspectives :

- L'application de la méthode proposée sur des signaux mesurés sur des engrenages défectueux, en réalité ceci nécessitera une optimisation particulière allant avec les spécificités de l'engrenage;
- L'optimisation de l'analyse par paquet d'ondelettes, qui est une généralisation de l'AMRO, et son éventuelle application pour la détection des défauts de roulements et d'engrenages.

## Références bibliographiques\*

- [Mec 05\_a] B. Mechin, *Maintenance : préface*, traité de maintenance, Techniques de L'Ingénieur MT9000, version 2005.
- [Pri 76] V. Priel, *La maintenance*, EME, 1976.
- [Mon 95] F. Monchy, *La fonction maintenance*, Masson, 1995.
- [Mec 05\_b] B. Mechin, *Introduction aux méthodes de maintenance*, traité de maintenance, Techniques de L'Ingénieur MT9280, version 2005.
- [Mor 05] J. Morel, *Surveillance vibratoire et maintenance prédictive*, traité mesure et contrôle, Techniques de L'Ingénieur R6100, version 2005.
- [Lyo 92] P. Lyonnet, *La maintenance mathématiques et méthodes*, Tec & Doc, 1992.
- [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.
- [Duc 05] G. Duchemin, *Maintenance des machines et des moteurs*, Techniques de L'Ingénieur BM4188, version 2005.
- [Mor 92] J. Morel, *Vibration des machines et diagnostic de leur état de fonctionnement*, Eyrolles, 1992.
- [SNR 04] *Maintenance Service*, Document SNR, SNR Industry, 2004.
- [Mar 87] S. L. Marple Jr., *Digital spectral analysis*, Prentice Hall, 1987.
- [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.
- [Orh 06] S. Orhan, N. Aktürk et V. Celik, *Vibration monitoring for defect diagnosis of rolling element bearings as a predictive maintenance tool: comprehensive case studies*, NDT&E International, 39 (2006), 293-298.
- [Bou 05] A. Boulenger, *Maintenance conditionnelle par analyse vibratoire*, traité de maintenance, Techniques de L'Ingénieur MT9285, version 2005.
- [Mac 84\_a] P.D. MacFadden et J. Smith, *Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique, a review*, Tribology International, 17 (1) (1984), 447-453.

---

(\*) Pour faciliter la lecture, les références bibliographiques sont classées selon leur ordre d'apparition dans la thèse.

- [Lin 02] R. Lin, S. Zhu, H. Wu et J. Zheng, *Rolling bearings faults diagnosis based on energy operator demodulation approach*, Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 10-14 2002, China.
- [Ran 81] R. B. Randall et J. Hee, *Cepstrum analysis*, Note d'application Brüel & Kjæher, 1981.
- [Ran 82] R. B. Randall, *A new method of modelling gear faults*, Journal of Mechanical Design, 104 (1982), 259-267.
- [Cou 04] O. Cousinard, P. Rousseau, F. Bolaers et P. Marconnet, *Paramétrage, utilisation et apport de l'analyse cepstrale en maintenance prévisionnelle*, Mécanique & Industries 5, 393-406 (2004).
- [Pac 97] C. Pachaud, R. Salvétat et C. Fray, *Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces*, Mechanical Systems and signal processing, (1997) 11 (6), 903-916.
- [Bou 98] A. Boulenger et C. Pachaud, *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*, Dunod, 1998.
- [Hen 98] R.B.W. Heng et M. J. Nor, *Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition*, Applied Acoustics, Vol. 53, N°1-3, 211-226 (1998).
- [Chat 82] G.K. Chaturvedi et D.W. Thomas, *Bearings faults detection using adaptive noise cancelling*, Journal of Mechanical Design, 104 (1982) 280-289.
- [Khe 05] I. Khemili et M. Chouchane, *Detection of rolling element bearing defects by adaptive filtering*, European Journal Of Mechanics A/Solids, 24 (2005) 293-303.
- [Sha 05] N. Shao et K. Nezu, *Design of mixture de-noising for detecting faulty bearing signals*, Journal of Sound and Vibrations, 2005 282 (3-5) 899-917.
- [Cai 94] L. Cai et C. Vincent, *Débruitage de signaux chocs par soustraction spectrale du bruit*, Mécanique Industrielle et Matériaux, 47 (2) 1994, 320-322.
- [Dro 03] J.P. Dron, F. Bolaers, et L. Rasolofondraibe, *Optimisation de la détection des défauts de roulements par débruitage des signaux par soustraction spectrale*, Mécanique & Industries, 4 (2003) 213-219.
- [Dro 04] J.P. Dron, F. Bolaers et L. Rasolofondraibe, *Improvement of the sensitivity of the scalar 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 spalling from de-noising vibratory signals*, Control Engineering Practice, 12 (2004), 181-190.
- [Don 94] D.L. Donoho, *De-noising by soft thresholding*, IEEE Transaction of Information Theory, 41 (3) (1995), 613-627.
- [Jin 00] L. Jing, *Feature extraction based on Morlet 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\_a] 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.
- [Pet 00] W. Peter, *Wavelets analysis-A flexible and efficient fault diagnostic method for rolling element bearing*, 7<sup>th</sup> International Congress on Sound and Vibration, Germany 4-7 July 2000, 507-514.
- [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.
- [Bol 03] M. Boltežar, I. Simonovski et M. Furlan, *Fault Detection in DC Electro Motors Using the Continuous Wavelet Transform*, Meccanica 38 251-264, 2003.
- [Yan 03] D. M. Yang, A. F. Stronach et P. MacConnell, *The application of advanced signal processing techniques to induction motor bearing condition diagnosis*, Meccanica 38 297-308, (2003).
- [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.
- [Lia 98] J. Liang, S. Elangovan et J. B. X. Devotta, *A wavelet multiresolution analysis approach to fault detection and classification in transmission lines*, Electrical Power & Energy Systems, (20) 5 1998, 327-332
- [Li 97] C. J. Li et J. Ma, *Wavelet decomposition of vibrations for detection of bearing-localised defects*, NDT&E International, (30) 3 1997, 143-149.

- [Bra 02] S. Brabhaakar, A.R. Mohanty, et A.S. Sekhar, *Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearings race faults*, Tribology International, 35 (2002), 793-800.
- [Lou 04] X. Lou et K. A. Loparo, *Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference*, Mechanical Systems and Signal Processing 18 (2004), 1077-1095.
- [Pur 05] V. Purushotham, S. Narayanan et S. A. N. Prasad, *Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition*, NDT&E International, 38 (2005), 654-664.
- [Wal 97] B. Walczak et D. Massart, *Noise suppression and signal compression using the wavelet packet transform*. Chemon Intell. Lab. Syst., 1997, 36 81-94.
- [Nik 02\_b] N.G. Nikolaou et I.A. Antoniadis, *Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets*, NDT & E International, 35 (2002), 197-205.
- [Che 02] D. Chen et W. J. Wang, *Classification of wavelet map patterns using multi-layer neural networks for gear fault detection*, Mechanical Systems and Signal Processing (2002) 16(4), 695-704.
- [Lou 06] S. J. Loutridis, *Instantaneous energy density as a feature for gear fault detection*, Mechanical Systems and Signal Processing, (2006) 20(5), 1239-1253.
- [Mel 05] 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.
- [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.
- [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.
- [Yos 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.
- [Sun 00] C.K. Sung, H. M. Tai et C.W. Chen, *Locating defects of gear system by the technique of wavelet transform*, Mechanism and machine theory, 35 (2000), 1169-1182.

- [Chin 06] K. Chinmaya et A.R. Mohanty, *Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform*, Mechanical Systems and Signal Processing, 20 (1) 2006, 158-187.
- [Mac 84\_b] P.D. McFadden et J.D. Smith, *Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing*, Journal of Sound and Vibration, 1984 96(1), 69-82.
- [Mac 85] P.D. McFadden et J.D. Smith, *The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing*, Journal of Sound and Vibration, 1985 98(2), 263-73.
- [Su 92] Y.T. Su et S.J. Lin, *On initial detection of a tapered roller bearing: frequency domain analysis*, Journal of Sound and Vibration, (1992) 155, 75-84.
- [Ran 00] D. Ho et R.B. Randall, *Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals*, Mechanical Systems and Signal Processing, (2000) 14(5), 763-788.
- [Eri 05] E. Ericsson et al., *Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines*, Mechanical Systems and Signal Processing, 19 (2005), 509-535.
- [Sas 04] S. Sassi, M. Thomas et B. Badri, *Numerical simulation for vibration response of a ball bearing affected by localized defect*, Surveillance 5, SETIM Senlis 11-13 Octobre 2004.
- [Kir 03] Z. Kiral et H. Karagülle, *Simulation and analysis of vibration signals generated by rolling element bearing with defects*, Tribology International, 36 (2003), 667-678.
- [She 04] Y.T. Sheen, *A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis*, Journal of Sound and Vibration, (2004), 276 (1-2), 105-119.
- [Yia 04] C.T. Yiakopoulos N.G. Nikolaou et I.A. Antoniadis, *Sensitivity of time-domain and morphological indices for fault detection and trending of defective rolling bearings*, Surveillance 5, SETIM Senlis 11-13 Octobre 2004.
- [Sei 03] E. Seier et D. Bonett, *Two families of kurtosis measures*, Metrika, (2003) 58, 59-70
- [Dye 78] D. Dyer et R.M. Stewart, *Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis*, Journal of Mechanical Design, 100 (1978), 229-235.
- [Rus 79] A.A. Rush, *Kurtosis-a crystal ball for maintenance engineers*. Iron Steel International, 1979, 23-7.
- [Whi 84] M.F. White, *Simulation and analysis of machinery fault signals*, Journal of Sound and Vibration, (1984) 93, 95-116.

- [Alf 85] R.J. Alfredson et J. Mathew, *Time domain methods for monitoring the condition of rolling element bearings*, Mech. Eng. Trans., IE Australia (1985),ME10(2),102-7.
- [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.
- [Mar 01] M. Martinet, *Analyse multirésolution en ondelettes du rayonnement acoustique des structures planes*, Thèse de Doctorat, INSA de Lyon, 2001

## Notations<sup>(\*)</sup>

$a$	paramètre d'échelle	$F_r$	fréquence de résonance
$A_i$	approximations	$M_2$ et $M_4$	Moments statistiques d'ordre 2 et 4
$b$	paramètre de translation	$N_e$	nombre d'échantillons
$cA_i$	coefficients d'approximation	$n$	nombre de niveaux
$cD_i$	coefficients de détail	$N$	vitesse de rotation
$CWT$	Continuous Wavelets Transform	$Q$	facteur de qualité
$D_i$	détails	$s(t)$	signal temporel
$dbN$	ondelettes de Daubechies d'ordre N	$S(t)$	signal du modèle
$DWT$	Discrete Wavelet Transform	$\bar{s}$	valeur moyenne
$F_c$	fréquence de chocs	$T_d$	pas de peigne de Dirac
$F_L$	fréquence d'oscillation libre	$t$	temps
$F_{max}$	fréquence maximale	$\mathbf{t}$	temps de relaxation
$F_e$	fréquence d'échantillonnage	$\mathbf{y}(t)$	ondelette mère
$F_0$	fréquence de résonance de phase		

(\*) Les notations dont les désignations ne figurent pas dans ce tableau seront identifiées dès leur citation dans le texte.