

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

**UNIVERSITE FERHAT ABBAS
SETIF1**

THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES

De l'Institut d'Optique et Mécanique de Précision

Présentée par

M^{elle} MAHGOUN Hafida

**Option
Optique et Mécanique de précision**

⌘ Titre de la thèse ⌘

**ANALYSE NON STATIONNAIRE DES SIGNAUX VIBRATOIRES DANS LA
SURVEILLANCE DES MACHINES ET LA PREVENTION DES DEFAILLANCES.**

⌘⌘

Date de soutenance : 13/ 06/ 2013

Devant le jury composé de :

Président	Pr ZEGADI R.	Université de Sétif1
Rapporteur	Pr BEKKA R. E.	Université de Sétif1
Examineurs	Pr CHICOUCHE D.	Université de M'sila
	Dr. MEZACHE A.	Université de M'sila
	Dr. CHAFAA K.	Université de Batna

⌘ Année : 2012 / 2013 ⌘

Remerciements

Je remercie tout d'abord mon directeur de thèse Monsieur BEKKA R. E., Professeur à l'université Ferhat Abbas Sétif 1, pour m'avoir fait confiance et pour m'avoir guidé, encouragé, conseillé tout au long de ces années.

Je tiens à remercier également les membres du jury de me faire l'honneur de juger cette thèse : Monsieur Zegadi R., Professeur à l'université Ferhat Abbas Sétif 1, pour avoir accepté de présider le jury.

Monsieur CHIKOUCHE D., Professeur à l'université de M'sila, Monsieur MEZACHE.A., Maître de conférences à l'université de M'sila et Monsieur CHAFAA.K., Maître de conférences à l'université de Batna, d'avoir accepté de prendre ce travail en considération en tant qu'examineurs de ce jury. Pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour l'avoir enrichi de toutes leurs remarques.

Mes remerciements vont à tous les membres du Laboratoire de mécanique de précision appliquée (LMPA) et en particulier à Monsieur FELKAOUI A., Maître de conférences à l'université Ferhat Abbas Sétif 1, pour leur aide précieuse.

Je voudrais également remercier tous les enseignants pour la confiance qu'ils m'ont accordée et l'expérience qu'ils m'ont fait découvrir.

Un grand merci à toute ma famille et plus particulièrement à ma mère qui m'a toujours encouragée et soutenue dans les moments difficiles.

Hafida

Table des Matières

<i>Table des matières</i>	<i>I</i>
<i>Table des figures</i>	<i>IV</i>
<i>Table des tableaux</i>	<i>X</i>
<i>Notations</i>	<i>XI</i>
<i>Introduction Générale</i>	<i>1</i>
<i>Chapitre 1 Maintenance et Analyse Vibratoire des Principaux Defauts sur les Machines</i>	
<i>Tournantes</i>	<i>5</i>
<i>1.1. Introduction</i>	<i>5</i>
<i>1.2. Maintenance</i>	<i>6</i>
<i>1.2.1 Définition</i>	<i>6</i>
<i>1.2.2 Types de maintenance</i>	<i>6</i>
<i>1.3. Surveillance par analyse vibratoire</i>	<i>9</i>
<i>1.3.1. Principe</i>	<i>9</i>
<i>1.3.2. Capteur d'acquisition</i>	<i>10</i>
<i>1.3.3. Les points de mesure</i>	<i>12</i>
<i>1.3.4. Le conditionnement du signal</i>	<i>13</i>
<i>1.4. Défaits sur les machines tournantes</i>	<i>13</i>
<i>1.4.1. Défaits des arbres</i>	<i>14</i>
<i>1.4.2. Défaits des engrenages</i>	<i>17</i>
<i>1.4.2.1. Les Différents types de défauts des dentures d'engrenages</i>	<i>18</i>
<i>1.4.2.2 Erreur de transmission</i>	<i>21</i>
<i>1.4.2.3 Interférences de fonctionnement</i>	<i>22</i>
<i>1.4.2.4 Jeu de fonctionnement</i>	<i>23</i>
<i>1.4.2.5 Fréquence d'engrènement</i>	<i>23</i>
<i>1.4.2.6 Images vibratoires des défauts d'engrènement</i>	<i>23</i>
<i>1.4.2.7 Modèle de la signature vibratoire d'un train simple d'engrenage</i>	<i>26</i>
<i>1.4.3. Défaits sur les roulements</i>	<i>27</i>
<i>1.4.3.1. Effets des contraintes mécaniques</i>	<i>28</i>
<i>1.4.3.2. Durée nominale de fonctionnement</i>	<i>28</i>
<i>1.4.3.3. Relation entre processus de dégradation et signature vibratoire</i>	<i>29</i>
<i>1.4.3.4. Origine des défauts de roulement</i>	<i>31</i>
<i>1.4.3.5. Quelques défauts de roulement</i>	<i>31</i>
<i>1.4.3.6. Fréquences caractéristiques des défauts de roulement</i>	<i>35</i>

1.4.3.7. Images vibratoires de quelques défauts de roulement	36
1.4.3.8. Signal vibratoire d'un roulement	39
1.5. Conclusion	40
Chapitre 2 Représentations Temps-Fréquence et Temps-Echelle	41
2.1. Introduction	41
2.2. Représentation temporelle	41
2.2.1. Les indicateurs statistiques	42
2.2.2. La démodulation d'amplitude et de phase	42
2.2.3. La moyenne synchrone	43
2.2.4. Le signal résiduel	43
2.3. L'analyse de Fourier	44
2.4. Transformée de Fourier à court terme	45
2.5. La transformée en ondelettes	48
2.5.1. La transformée en ondelettes continue (TOC)	48
2.5.2. La transformée d'ondelettes discrète (TOD)	50
2.5.3. Les ondelettes orthogonales	51
2.5.4. L'analyse multirésolution	52
2.5.5. Les paquets d'ondelettes	56
2.6. Application des ondelettes dans la détection des défauts mécaniques	57
2.7. Problème du choix de l'ondelette mère	59
2.8. La transformée de Hilbert Huang	59
2.8.1. Introduction	59
2.8.2. Décomposition en mode empirique (EMD)	60
2.8.3. Intrinsic Mode Function (IMF)	60
2.8.4. Tamisage (sifting process)	61
2.8.5. La reconstruction de signal	64
2.9. Décomposition en Mode Empirique d'Ensemble (EEMD)	64
2.10. Signal analytique	66
2.10.1. Fréquences et Amplitudes Instantanées	66
2.11. Debruitage par EEMD	68
2.12. Application à la détection des défauts mécaniques	69
2.13. Conclusion	70
Chapitre 3 Exemples Simulés et Comparaisons	72
3.1. Introduction	72
3.2. Quelques formes de signaux vibratoires typiques	72
3.2.1. Signaux sinusoïdaux	72
a) Signal sinusoïdal d'une seule fréquence	72
b) La somme de plusieurs sinusoïdes	74

3.3.	<i>Effet de la fréquence d'échantillonnage</i>	77
3.4.	<i>Signal sinusoïdal bruité</i>	78
3.5.	<i>Signal modulé</i>	80
3.5.1.	<i>Signal modulé en amplitude</i>	80
3.5.2.	<i>Signal modulé en fréquence</i>	81
3.5.3.	<i>Signal modulé en amplitude et en fréquence</i>	83
3.5.4.	<i>Variation linéaire de la fréquence</i>	85
3.5.5.	<i>Signal impulsionnel</i>	87
3.5.6.	<i>Analyse des signaux multi-composants</i>	88
3.6.	<i>Analyse des signaux d'engrenages simulés</i>	91
3.7.	<i>Analyse des signaux de roulement simulés</i>	92
3.8.	<i>Conclusion</i>	93
<i>Chapitre 4 Etude des Signaux Réels</i>		94
4.1.	<i>Introduction</i>	94
4.2.	<i>Analyse des signaux d'engrenages (Signaux de CETIM)</i>	94
4.2.1.	<i>Debruitage des signaux de CETIM par EEMD et Ondelettes.</i>	99
4.2.2.	<i>Calcul du signal résiduel par EEMD</i>	100
4.2.3.	<i>Résultats et discussion</i>	101
4.3.	<i>Analyse des signaux de roulement (Signaux de Case Western Reserve Univ)</i>	103
4.3.1.	<i>Etude des signaux échantillonnés à 12000Hz.</i>	104
4.3.2.	<i>Etude des signaux échantillonnés à 48000Hz.</i>	110
4.4.	<i>Séparation des signaux d'engrenages de ceux de roulements (Signaux de l'UNSW)</i>	113
4.5.	<i>Conclusion</i>	119
<i>Conclusion générale</i>		121
<i>Bibliographie</i>		123

Tables des figures

<i>Fig. 1.1. Contrôle de l'équilibre entre la maintenance préventive et la maintenance corrective.</i>	9
<i>Fig. 1.2. Exemple type d'une chaîne de mesure</i>	10
<i>Fig. 1.3. Exemple d'accéléromètre.</i>	11
<i>Fig. 1.4. Courbe de la réponse en fréquence d'un accéléromètre.</i>	11
<i>Fig. 1.5. Exemples de réponse en fréquences en fonction du mode de fixation du capteur</i>	12
<i>Fig. 1.6 Points de mesure.</i>	12
<i>Fig. 1.7. Force centrifuge due à un balourd</i>	14
<i>Fig. 1.8. Spectre d'un signal vibratoire d'un défaut de balourd</i>	14
<i>Fig. 1.9. Balourd statique et Balourd dynamique</i>	16
<i>Fig. 1.10. Désalignement a) parallèle « décalage », b) angulaire</i>	16
<i>Fig. 1.11. Spectres des défauts d'alignement angulaire et axial</i>	17
<i>Fig. 1.12. Usure des engrenages a) usure par interférence b) usure abrasive</i>	19
<i>Fig. 1.13. Piqûres</i>	20
<i>Fig. 1.14. Ecaillage des dents</i>	20
<i>Fig. 1.15. Grippage a) à froid b) à chaud</i>	21
<i>Fig. 1.16. Erreur de transmission</i>	22
<i>Fig. 1.17. Phénomène d'interférence</i>	22
<i>Fig. 1.18. Spectre d'un engrenage sain.</i>	23
<i>Fig. 1.19. Spectre de l'erreur statique de transmission sous charge.</i>	24
<i>Fig. 1.20 Spectre d'un signal vibratoire d'un engrenage, a) présentant une dent détériorée</i>	25
<i>Fig. 1.21. Comparaison des effets des défauts localisés et répartis des engrenages dans les domaines temporel et fréquentiel</i>	26
<i>Fig. 1.22 Répartition des contraintes mécaniques radiales et zones de charge au sein d'un roulement à bague externe fixe.</i>	28
<i>Fig. 1.23. Spectre du signal au début de l'écaillage du roulement.</i>	30
<i>Fig. 1.24. Spectre d'un signal du roulement totalement écaillé.</i>	31
<i>Fig. 1.25. Phénomène de piquetage observé sur une piste de roulement.</i>	32
<i>Fig. 1.26. Cannelure sur un roulement</i>	32

<i>Fig.1.27. Grippage d'une bague.</i>	33
<i>Fig.1.28. Rupture des éléments d'un roulement.</i>	34
<i>Fig. 1.29. Criques de corrosion sur une piste de roulement</i>	34
<i>Fig. 1.30. Écaillage superficiel .</i>	35
<i>Fig. 1.31. Caractéristiques géométriques d'un roulement.</i>	35
<i>Fig. 1.32. Calcul des fréquences de défaut de roulement par logiciel SKF.</i>	37
<i>Fig.1.33. Image vibratoire théorique de défauts de déversement de bagues externe et interne</i>	38
<i>Fig. 1.34. Images vibratoires de défaut d'écaillage du roulement.</i>	38
<i>Fig.2.1. Valeur moyenne et la variance d'une distribution normale</i>	42
<i>Fig.2.2. Densité de probabilité du signal réel</i>	42
<i>Fig.2.3. Représentation temporelle du signal et son spectre.</i>	44
<i>Fig.2.4. Principe de la transformée de Fourier à court terme (TFCT).</i>	45
<i>Fig. 2.5. Localisations des fenêtres en temps et en fréquences</i>	46
<i>Fig. 2.6. Transformée de Fourier à court terme (TFCT) du signal</i>	47
<i>Fig.2.7. Les boîtes temps-fréquence de deux ondelettes (quand l'échelle diminue, le support en temps est réduit mais l'étalement des fréquences augmente et couvre les hautes fréquences)</i>	48
<i>Fig.2.8. Translation (changement de position) des ondelettes</i>	49
<i>Fig.2.9. Changement d'échelle (niveau) des ondelettes</i>	49
<i>Fig. 2.10. Principe de la TO continue</i>	50
<i>Fig.2.11. Transformée en ondelettes continue du signal (l'ondelette de Morlet).</i>	50
<i>Fig.2.12. L'ondelette psi (db10) et sa fonction d'échelle (phi).</i>	52
<i>Fig.2.13. Principe de la multirésolution</i>	52
<i>Fig. 2.14. L'algorithme de a) décomposition, b) reconstruction du signal par les ondelettes discrètes.</i>	55
<i>Fig.2.15. TOD avec (db10) et cinq niveaux du signal</i>	56
<i>Fig.2.16. L'algorithme pyramidal</i>	57
<i>Fig.2.17. Paquet d'ondelettes (l'ondelette de Haar).</i>	57
<i>Fig. 2.18. L'arbre de décomposition des paquets d'ondelettes du signal</i>	57
<i>Fig.2.19. Processus de tamisage pour l'extraction de la première IMF</i>	62
<i>Fig. 2.20. Organigramme de l'algorithme de l'EMD.</i>	63

Fig.2.21. Représentation temporelle du signal $x_2(t)$ et ses composantes	65
Fig.2.22. EMD du signal $x_2(t)$	65
Fig.2.23. EEMD du signal $x_2(t)$	66
Fig.2.24. Principe de la transformée de Hilbert.	67
Fig.2.25. La fréquence instantanée de la première IMF.	67
Fig.2.26. L'amplitude instantanée de la première IMF.	67
Fig.2.27. La première IMF obtenu par EEMD	68
Fig. 2.28. Amplitude instantanée de l'IMF1 obtenu par EEMD.	68
Fig. 2.29. Fréquence instantanée de l'IMF1 obtenu par EEMD.	68
Fig.2.30. Organigramme de la méthode de débruitage par EEMD.	69
Fig. 3.1. a) Le signal $x_3(t)$ b) Spectre du signal $x_3(t)$	73
Fig. 3.2. La décomposition de $x_3(t)$ par la méthode EMD.	73
Fig. 3.3. Transformée en ondelettes du signal $x_3(t)$	74
Fig. 3.4. Le signal $x_4(t)$, b) Ses composantes de fréquences c) Son spectre.	75
Fig. 3.5. Décomposition EMD du signal $x_4(t)$	75
Fig.3.6. Transformée en ondelettes du signal $x_4(t)$	76
Fig.3.7. Spectre des détails.	76
Fig.3.8. Spectre des approximations.	77
Fig.3.9. Spectre des IMFs.	77
Fig.3.10. Spectre des IMFs pour une fréquence de 10000Hz.	78
Fig.3.11. Les approximations pour huit niveaux.	78
Fig.3.12. Les détails pour huit niveaux.	79
Fig. 3.13. Signal $x_4(t)$ bruité.	79
Fig. 3.14. EEMD du signal $x_4(t)$ bruité.....	79
Fig. 3.15. a) Signal $x_5(t)$ modulé en amplitude, b) son spectre de fréquences.....	80
Fig. 3.16. EEMD du signal $x_5(t)$	80
Fig. 3.17. La transformée de Hilbert –Huang du signal $x_5(t)$	81
Fig. 3.18. La transformée en ondelette continue du signal $x_5(t)$	81
Fig.3.19. a) Signal modulé $x_6(t)$ en fréquence, b) Son spectre.	77

Fig.3.20 EEMD du signal $x_6(t)$.	82
Fig.3.21. La transformée de Hilbert –Huang du signal $x_6(t)$.	82
Fig.3.22. La transformée en ondelette continue du signal $x_6(t)$.	82
Fig.3.23 Signal $x_7(t)$ et son zoom.	83
Fig.3.24. Spectre du signal $x_7(t)$.	83
Fig.3.25. Décomposition EEMD du signal $x_7(t)$.	84
Fig.3.26. Transformée de Hilbert –Huang du signal $x_7(t)$.	84
Fig.3.27. Transformée en ondelettes continue du signal $x_7(t)$.	84
Fig.3.28 Signal Chirp et son spectre.	85
Fig.3.29. Décomposition EEMD d'un Chirp linéaire.	85
Fig.3.30. TOD d'un Chirp linéaire.	86
Fig.3.31. La transformée en ondelette continue d'un signal chirp ($a=2, f=400\text{Hz}$, $a=60, f=12\text{Hz}$)	86
Fig.3.32. La transformée de Hilbert –Huang d'un signal Chirp.	86
Fig.3.33 Signal impulsionnel $x_9(t)$ et son spectre.	87
Fig. 3.34. La transformée de Hilbert –Huang du signal $x_9(t)$	87
Fig. 3.35. La transformée en ondelettes du signal $x_9(t)$	88
Fig.3.36. La représentation temporelle du signal $x_{10}(t)$.	89
Fig.3.37. La THH de $x_{10}(t)$.	89
Fig.3.38. La TOC de $x_{10}(t)$.	89
Fig.3.39. a) Représentation temporelle d'un signal d'engrenage sans défaut, b) son spectre.	90
Fig.3.40. THH d'un signal d'engrenage sans défaut.	91
Fig.3.41. a) Représentation temporelle d'un signal d'engrenage défectueux, b) son spectre.	91
Fig.3.42. THH d'un signal d'engrenage défectueux.	91
Fig.3.43. a) Signal d'un défaut de roulement simulé, b) son spectre.	92
Fig.3.44. THH d'un signal simulé de roulement avec défaut.	93
Fig.4.1. Photos d'une roue du banc du CETIM a) sans défaut, b) avec défaut.	95
Fig. 4.2. Représentation temporelle des signaux des (2ème, 5ème, 9ème, 11ème et 12ème) jours	96

<i>Fig.4.3. EEMD du signal du 2ème jour.</i>	96
<i>Fig.4.4 EEMD du signal du 5ème jour.</i>	97
<i>Fig.4.5. EEMD du signal du 9ème jour.</i>	97
<i>Fig.4.6. EEMD du signal du 11ème jour.</i>	98
<i>Fig.4.7. EEMD du signal du 12ème jour.</i>	98
<i>Fig.4.8.Spectre des IMFs du signal du 2ème jour.</i>	99
<i>Fig.4.9. Variation des valeurs du Kurtosis du signal initial et résiduel.</i>	102
<i>Fig.4.10. Résultats obtenus par Elbadaoui et al.</i>	102
<i>Fig.4.11. Banc d'essai Case Western Reserve University.</i>	103
<i>Fig.4.12. Les signatures temporelles de la bague intérieure($f_e=12000\text{Hz}$).</i>	104
<i>Fig.4.13. IMF1 des signaux de la bague intérieure.</i>	105
<i>Fig.4.14. IMF2 des signaux de la bague intérieure.</i>	105
<i>Fig.4.15. IMF3 des signaux de la bague intérieure.</i>	106
<i>Fig.4.16. Variation de coefficient de corrélation de chaque signal et ces IMFs.</i>	106
<i>Fig.4.17. Variation de de kurtosis des IMFs de chaque signal.</i>	106
<i>Fig.4.18. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal cas sans défaut.</i>	107
<i>Fig.4.19. Spectre de l'amplitude instantanée de l'IMF2 cas sans défaut.</i>	108
<i>Fig.4.20. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal pour un défaut=0.007".....</i>	108
<i>Fig.4.21. spectre de l'amplitude instantanée d'IMF2 du signal pour un défaut=0.007".....</i>	108
<i>Fig.4.22. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal pour un défaut=0.014".....</i>	109
<i>Fig.4.23. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF2 du signal pour un défaut=0.014".....</i>	109
<i>Fig.4.24. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal pour un défaut=0.021".....</i>	109
<i>Fig.4.25. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF2 du signal pour un défaut=0.021".....</i>	110
<i>Fig.4.26. Les signatures temporelles de la bague intérieure ($f_e=48000\text{Hz}$).</i>	110
<i>Fig.4.27. IMF1 des signaux de la bague intérieure.</i>	111
<i>Fig.4.28. IMF2 des signaux de la bague intérieure.</i>	112
<i>Fig.4.29. Comparaison du IMF1($f_e=12000\text{Hz}$ et $f_e=48000\text{Hz}$).</i>	112
<i>Fig.4.30. Comparaison du spectre d'IMF1($f_e=12000\text{Hz}$ et $f_e=48000\text{Hz}$).</i>	112
<i>Fig.4.31.Différence entre un défaut localisé et un défaut réparti.</i>	113
<i>Fig.4.32. Banc d'essai de Peter Rig.</i>	114

<i>Fig.4.33. Roulement sous test (koyo1205).</i>	<i>114</i>
<i>Fig.4.34. Signal temporel des engrenages et du roulement sans défaut.</i>	<i>115</i>
<i>Fig.4.35. Spectre du signal d'engrenage et du roulement sans défaut.</i>	<i>116</i>
<i>Fig.4.36. Signal de roulement avec défaut.</i>	<i>116</i>
<i>Fig.4.37. Spectre du signal de roulement avec défaut.</i>	<i>116</i>
<i>Fig.4.38. EEMD du signal avec défaut.</i>	<i>117</i>
<i>Fig.4.39. Spectre de la 1ème IMF.</i>	<i>117</i>
<i>Fig.4.40. Spectre de l'amplitude instantané de la 5ème IMF.</i>	<i>118</i>
<i>Fig.4.41. Spectre de l'amplitude instantané de la 6ème IMF.</i>	<i>118</i>
<i>Fig.4.42. Spectre de la 8ème IMF.</i>	<i>118</i>
<i>Fig.4.43. Zoom autour d'une fréquence de résonance.</i>	<i>119</i>
<i>Fig.4.44. Spectre de la 13ème IMF.</i>	<i>119</i>
<i>Fig.4.45. Spectre de la moyenne synchrone du signal vibratoire avec défaut de roulement.</i>	<i>119</i>

Table des Tableaux

Tab.1.1. Distributions des défaillances dans les boites de vitesses	13
Tab.1.2. Influence des paramètres de fonctionnement sur la durée de vie des roulement	29
Tab.2.1. Les applications de la transformée en ondelettes dans la détection des défauts mécaniques.....	58
Tab.2.2. Application de l'EMD à la détection des défauts mécaniques.....	70
Tableau.4.1. Rapport d'expertise.....	95
Tableau. 4.2. Valeurs du Kurtosis des signaux de CETIM avant et après débruitage.....	100
Tableau.4.3. Valeurs du Kurtosis des signaux résiduels.....	101
Tableau.4.4. Les fréquences caractéristiques du roulement coté moteur.....	103

Liste des Sigles et Notations

Notation

a	<i>Paramètre échelle</i>
$a_m(t)$	<i>Modulation d'amplitude</i>
$A_i(t)$	<i>Amplitude instantanée</i>
ANN	<i>Artificial neural network</i>
A_{mn}	<i>Amplitude</i>
$A_{j,k}$	<i>Coefficients d'approximation</i>
$b_m(t)$	<i>Modulation e phase</i>
b	<i>Paramètre de translation</i>
$b(t)$	<i>Bruit de fond aléatoire</i>
B_{mn}	<i>Amplitude</i>
α_{mn}	<i>Phase</i>
β_{mn}	<i>Phase</i>
ε	<i>Facteur de la répartition des charges,</i>
θ	<i>Etendu angulaire de la zone du charge</i>
$\Phi(t)$	<i>Fonction d'échelle</i>
ϕ	<i>Phase</i>
μ	<i>Moyenne</i>
CWT	<i>Continuous wavelet transform</i>
D	<i>Diamètre moyen du roulement</i>
d	<i>Diamètre des éléments roulants</i>

$d_{j,k}$	<i>Coefficients de détail</i>
α	<i>Angle de contact</i>
σ^2	<i>Variance</i>
ψ	<i>Ondelette</i>
EMD	<i>Décomposition en mode empirique</i>
EEMD	<i>Décomposition en mode empirique d'ensemble</i>
f	<i>Fréquence (Hz)</i>
$f_{b \text{ ext}}$	<i>Fréquence de défaut sur la bague extérieure</i>
$f_{b \text{ int}}$	<i>Fréquence de défaut sur la bague intérieure</i>
f_{cage}	<i>Fréquence de défaut sur la cage</i>
f_{bille}	<i>Fréquence de défaut sur les billes</i>
f_{co}	<i>fréquence de coïncidence</i>
f_{eng}	<i>Fréquence d'engrènement</i>
f_r	<i>Fréquence de rotation de l'arbre où $(f_r = \frac{Nr}{60})$</i>
f_e	<i>Fréquence d'échantillonnage</i>
f_i	<i>Fréquence instantanée</i>
$g(n)$	<i>Filtres</i>
$H(x(t))$	<i>Transformation de Hilbert de $x(t)$</i>
HHT	<i>Transformée de Hilbert Huang</i>
IMF	<i>Intrinsic Mode Function</i>
$h(n)$	<i>Filtre</i>
M	<i>Masse</i>
M_3	<i>Moment d'ordre 3</i>

M_r	<i>Moment statistique</i>
MSE	<i>Mean square error</i>
N_r	<i>Vitesse de rotation de l'arbre.</i>
N_s	<i>Nombre de segment (la moyenne synchrone)</i>
N	<i>Nombre d'ensemble</i>
n	<i>Nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles)</i>
$P(x)$	<i>Densité de probabilité du signal.</i>
R	<i>Rayon</i>
r	<i>Résidu</i>
ω	<i>Vitesse de rotation</i>
t	<i>Temps(s)</i>
TF	<i>Transformée de Fourier</i>
$TFCT$	<i>Transformée de Fourier à court terme.</i>
TOC	<i>Transformée en ondelettes continue</i>
TOD	<i>Transformée en ondelettes discrète</i>
T_{eng}	<i>Période d'engrènement</i>
T_p	<i>Période de rotation du pignon</i>
T_r	<i>Période de rotation de la roue</i>
THH	<i>Transformation de Hilbert-Huang</i>
TO	<i>Transformée en Ondelettes</i>
δ	<i>Impulsion de Dirac</i>
$q(t)$	<i>Distribution des charges</i>
$STFT$	<i>Short Fourier transformation</i>

<i>SVM</i>	<i>Support vector machines</i>
<i>WVD</i>	<i>Wigner ville distribution</i>
$x_{eng}(t)$	<i>Signal d'engrènement</i>
$x_p(t)$	<i>Signal induit par la rotation du pignon</i>
$x_r(t)$	<i>Signal induit par la rotation de la roue</i>
x_{sd}	<i>Signal sans défaut</i>
x_{ad}	<i>Signal avec défaut</i>
$X(f)$	<i>Transformée de Fourier de $x(t)$</i>
Z	<i>Nombre des dents des roues</i>

INTRODUCTION GENERALE

Une machine se compose d'un ensemble d'organes ou de pièces, assemblés et destinés à remplir une fonction déterminée (entraînement, freinage, etc.). Les défauts de ces organes ont une influence néfaste sur certains paramètres physiques mesurables, tels que les vibrations, le bruit, les courants électriques, la pression, etc. Un mécanisme ne peut fonctionner sans contraintes qui se manifestent sous forme de vibrations et tout changement de ces contraintes se traduira par une modification de l'amplitude ou des fréquences des vibrations. Ainsi, les défauts peuvent être décelés suffisamment tôt grâce à un suivi correct des niveaux vibratoires [Alboul2007]. Cette surveillance permet d'éviter une panne qui peut paralyser une partie de l'usine et conduire à une perte financière importante.

Les techniques classiques telles que la valeur efficace et la valeur crête à crête ont été utilisées pour avoir une idée globale sur le niveau vibratoire d'une machine [Tandon1999], [Alboul1995]. L'analyse de Fourier permet aussi de mettre en relation les amplitudes et les fréquences des phénomènes vibratoires stationnaires [Randal1987], [Morel1992], [Sidh1990], [Xiaoho2005]. Cependant, certains défauts mécaniques sont représentés par des signaux transitoires de caractère non stationnaires caractérisés par des variations complexes du spectre [Wang1993]. Ces défauts mécaniques ne peuvent être détectés dans les premiers stades de leurs apparition par l'utilisation de la transformée de Fourier et les méthodes de filtrage classique [Hyun2008], [Zhan2005]. Mais ils peuvent être détectés par l'application des méthodes de traitement du signal avancées telles que la transformée en ondelettes [Wang1997], [Rubini2001], [Xianf2006], la décomposition en modes empiriques [Qiuhua2007], [Rai2007], ou par l'utilisation d'une méthode hybride basée sur la combinaison de deux méthodes ou plus [Xianf2006], [Rai2007], [Mah2012]. Par ailleurs, nous pouvons utiliser des techniques basées sur :

- i) des méthodes de pré-traitement tels que le filtrage [Anton2004], [Hyun2008], le débruitage (Denoising) [Jafariz2008] [Junlin2010] et la moyenne synchrone [Halim2008] ;
- ii) des méthodes de traitements tels que le spectrogramme [Yesily2004], le scalogramme [Peng2007], le Kurtosis spectral [Anton2006] et l'échantillonnage angulaire [Combet2007], etc.) ;
- iii) et des méthodes de décision telles que les méthodes statistiques et de corrélation [Peng2007].

Pour les signaux non stationnaires, la représentation temporelle du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples et la représentation fréquentielle ne permet pas l'accès à aucune information sur la localisation temporelle des composantes fréquentielles. Pour avoir simultanément les deux informations en temps et en fréquence, les représentations temps-fréquences et temps-échelle ont été proposées pour fournir des informations sur la variation des fréquences des signaux en fonction du temps. La transformée de Wigner ville est une distribution temps-fréquence qui a trouvé des applications dans la détection des défauts mécaniques [Meng1991]. Mais, à cause de sa nature bilinéaire, elle pose un problème pour l'interprétation et la lisibilité des résultats. La transformée de Wigner ville lissée (DWV) a permis de réduire le problème des interférences mais a introduit à son tour des erreurs de localisation en temps et en fréquence [Stasz1997a]. La transformée de Fourier à court terme (TFCT) ou spectrogramme, inspirée de la transformée de Fourier, a été utilisée dans la détection des défauts d'engrenages par Staszewski [Stasz1997b], mais son problème était dans les fenêtres d'analyse. Pour améliorer la localisation en temps, il est nécessaire de diminuer la largeur de la fenêtre d'analyse ce qui a pour conséquence de dégrader la localisation fréquentielle. La TFCT ne permet pas, selon le principe d'incertitude d'Heisenberg, d'avoir à la fois une bonne résolution en temps et en fréquence [Cohen1989].

Pour résoudre les problèmes de la TFCT et de la DWV, la transformée en ondelettes (TO) a été proposée [Daub1992], [Mal2003]. La TO utilise des fenêtres de courtes durées pour les hautes fréquences et des fenêtres de longues durées pour les faibles fréquences. La linéarité de la TO la met à l'abri des termes d'interférences. Mais les résultats d'analyse des signaux vibratoires d'engrenages par la TO dépendent fortement de l'ondelette analysante [Peng2005].

En se basant sur les limitations énumérées ci-dessus, Huang et al. [Huang1998], [Huang1999] ont proposé la décomposition modale empirique, en Anglais empirical mode decomposition (EMD). Cette méthode aborde sous un autre angle la problématique d'analyse des signaux non stationnaires. Contrairement aux représentations temps-fréquence et aux ondelettes, la base de décomposition de l'EMD est intrinsèque au signal. Elle décompose un signal complexe en plusieurs modes en anglais intrinsic mode function (IMF). Ces IMFs sont des simples oscillations, de moyenne nulle. L'EMD est basée sur un algorithme et le résultat obtenu ne s'exprime pas de manière analytique [Gabr2003]. La méthode EMD réalise une décomposition en sous bandes très proche de ce que donnerait

l'analyse en ondelettes (multi-résolutions). En effet, l'EMD explore le signal depuis les plus hautes fréquences jusqu'aux basses fréquences. Cependant, l'EMD souffre à son tour du problème de mélange de mode qui a été réglé par la proposition d'une nouvelle version de l'EMD qui est la décomposition en mode empirique d'ensemble EEMD [Wuz2009]. Pour obtenir une représentation conjointe temps-fréquence à partir de l'EMD, Huang et al. ont proposé d'utiliser la transformée d'Hilbert pour calculer l'amplitude instantanée de chaque IMF et voir comment elle varie dans le temps et d'utiliser la fréquence instantanée pour suivre la variation de la fréquence dans le temps. Le résultat obtenu est nommé la transformée d'Hilbert-Huang [Huang1998].

Le mécanisme d'usure des organes mécaniques est un mécanisme complexe dû à plusieurs facteurs externes tels que les charges mécaniques excessives, les défauts de montage, la corrosion et la qualité de lubrifiant. Les travaux de cette thèse ont été basés sur la problématique du diagnostic de dysfonctionnement provenant des défauts mécaniques tels que les défauts de roulements et d'engrenages dans les cas où les défauts se manifestent soit d'une manière isolée soit d'une manière combinée (la présence de plusieurs défauts en même temps). Pour atteindre ces objectifs, nous avons analysé par différentes méthodes basées sur la méthode EMD plusieurs signaux simulés à partir de modèles publiés [Rand1982], [Rand1984], [Mcfad1987], [Capd1992], [Arqs1996], [Bogar2000], [Anton2002] et des signaux réels enregistrés par différents banc d'essais. Ces signaux nous ont permis d'étudier l'effet de plusieurs paramètres et de séparer les signatures d'engrenages de celles de roulements.

La thèse est organisée en quatre chapitres résumés comme suit :

Le premier chapitre donne un aperçu sur les défauts d'engrenages et de roulements et leurs fréquences caractéristiques qui conduisent au concept d'une maintenance conditionnelle préventive.

Le deuxième chapitre rappelle les principales méthodes de traitement des signaux non stationnaires utilisées dans la détection des défauts dans les machines tournantes (la transformée de Fourier à court terme, la transformée en ondelettes et la transformée de Hilbert Huang basée sur l'EEMD).

Le troisième chapitre concerne la modélisation de quelques signaux vibratoires, leurs analyses par la transformée en ondelettes, les méthodes EMD et EEMD ainsi que la transformée de Hilbert Huang. Des études comparatives sont également faites en montrant les inconvénients et les avantages de chaque méthode.

Le quatrième chapitre présente une étude réalisée sur des signaux vibratoires réels dont le but de diagnostic des défauts de roulement et d'engrenage pour des cas isolés et combinés. Une méthode hybride basée sur le signal résiduel et l'EEMD et un autre algorithme de débruitage hybride basé sur l'EEMD et la transformée en ondelettes sont également décrits. Le dernier algorithme est inspiré de celui du seuillage des coefficients d'ondelettes proposé par Donnoho [Dono1995], [Dono1995].

Un bilan de l'ensemble des résultats est donné en conclusion en soulignant les points positifs et négatifs des méthodes utilisées dans ce travail. Les points négatifs peuvent être améliorés par d'autres études ultérieures.

CHAPITRE 1

MAINTENANCE ET ANALYSE VIBRATOIRE DES PRINCIPAUX DEFAUTS SUR LES MACHINES TOURNANTES

CHAPITRE 1

MAINTENANCE ET ANALYSE VIBRATOIRE DES PRINCIPAUX DEFAUTS SUR LES MACHINES TOURNANTES

1.1. Introduction

Les outils de maintenance préventive jouent un rôle de plus en plus déterminant dans la surveillance des machines. Les capteurs, les systèmes de mesure et de traitement des données fournissent de précieuses informations sur les tendances et les évolutions du comportement de certains organes. Ces outils permettent de mieux apprécier la santé des machines et des systèmes en temps réel et cela grâce à la maintenance préventive en utilisant différents paramètres tels que les vibrations, la température, les déformations et les bruits [Alboul2009], [Xavi2007].

Les systèmes de production exigent une fréquence de maintenance préventive élevée. Du point de vue économique, il peut être intéressant de ne pas trop intervenir fréquemment pour ne pas ralentir la production [Monc2010]. Dans le but de minimiser les coûts de maintenance et maximiser la durée de fonctionnement, il est nécessaire de trouver un compromis entre la maintenance préventive et la maintenance corrective qui est une maintenance effectuée après la défaillance.

Une stratégie de maintenance qui semble prometteuse est la maintenance conditionnelle qui est basée sur une surveillance continue de l'état de fonctionnement via des indicateurs spécifiques. C'est ce type de maintenance qui intéresse le monde industriel par sa capacité à appréhender le fonctionnement d'un équipement. Elle consiste à intégrer dans le processus de décision des informations sur l'état courant du système.

Si le phénomène physique utilisé dans cette maintenance est les vibrations, la maintenance conditionnelle n'est alors possible que si seulement on connaît les symptômes vibratoires associés aux défauts de chaque organe et les images vibratoires liées à la cinématique de la machine. Cette connaissance permet de formuler un diagnostic de l'état de la machine et d'éliminer les éventuels défauts et par conséquent d'augmenter la durée de vie des machines et d'assurer leur régularité de fonctionnement.

Dans ce chapitre, nous allons introduire les différents termes de maintenance et nous allons

étudier les différents paramètres de la maintenance conditionnelle basée sur les vibrations. En plus, nous donnerons un aperçu général sur les défauts qui se présentent sur des roulements et des engrenages ainsi que l'image vibratoire de chaque défaut.

1.2. Maintenance

1.2.1. Définition

D'après la norme française « NF EN 13306 X 60-319 » [Monc2010], la définition de la maintenance est l'ensemble des actions techniques, administratives et de management destinées à maintenir un bien industriel en bon état de marche durant un cycle de vie ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise. La maintenance a pour objectifs [Neyr1981], [Baud1995] :

- L'optimisation de la fiabilité du matériel.
- Le maintien en bon état de marche des installations dans les meilleures conditions de qualités, de délai et de prix de revient.
- Le dépannage rapide des équipements.
- L'amélioration de la sécurité du travail.

1.2.2. Types de maintenance [Heng2002], [Monc2010], [Zwin1995]

a) Maintenance corrective

La maintenance corrective est définie comme «la maintenance effectuée après la défaillance». L'intervention s'effectue après l'apparition de la panne, elle est donc curative. Ce type de maintenance peut parfois être suffisant notamment dans le cas où la défaillance d'une machine ne risque pas de perturber la production.

La maintenance corrective peut être de nature :

- palliative où des réparations ou des remises en état à caractère provisoire sont effectuées,
- curative où des réparations, des modifications ou des remises en état à caractère permanent sont effectuées.

Cette maintenance est utilisée lorsque l'indisponibilité du système n'a pas de conséquences majeures ou quand les contraintes de sécurité sont faibles.

b) Maintenance préventive

La maintenance préventive peut être systématique, conditionnelle ou prévisionnelle.

- Maintenance systématique

Lorsque la maintenance préventive est réalisée à des intervalles de temps prédéterminés, on parle de maintenance systématique. Ce type de maintenance permet d'éviter l'arrêt brutal de la production car l'intervention de remplacement peut être programmée en période de non-production. L'optimisation d'une maintenance préventive systématique consiste à déterminer au mieux la périodicité des opérations de maintenance sur la base du temps, du nombre de cycles de fonctionnement, du nombre de pièces produites et de l'historiques de fonctionnement du matériel utilisé qui va permettre de déterminer une date de révision. Cependant, cette maintenance se caractérise souvent par un coût prohibitif et l'on cherche de plus en plus à la remplacer par la maintenance conditionnelle.

- Maintenance conditionnelle

Cette surveillance, souvent conduite sur un parc de machines, consiste à suivre périodiquement la valeur d'un certain nombre d'indicateurs de l'état de santé des machines relevés par des capteurs. Une évolution dans le temps de ces indicateurs permet de détecter une anomalie. La surveillance des machines est alors indispensable si l'on veut remplacer la maintenance systématique par la maintenance préventive conditionnelle.

Cette maintenance est en général réservée aux machines importantes dont les pannes risquent de mettre en cause la sûreté ou d'entraîner des perturbations importantes de la production.

La planification des interventions repose sur la détermination de seuils critiques de ces indicateurs de dégradation. On parle alors de seuils de décision.

Il y a trois étapes incontournables pour réaliser une telle maintenance :

- 1.** Chercher et adapter un moyen de surveillance performant qui met en évidence un dysfonctionnement.
- 2.** Détecter un endommagement par une surveillance permanente.
- 3.** Diagnostiquer la gravité de l'endommagement et prévoir l'espérance de vie de bon fonctionnement par des lois mécaniques.

Ce type de maintenance est coûteux à mettre en place car il nécessite l'intégration

d'instruments de mesures sur le système à surveiller et fait appel à des compétences de plus en plus exigeantes. Cependant, cette maintenance reflète mieux l'état de fonctionnement de l'équipement concerné. Ces mesures sont ensuite extrapolées pour en déduire la durée de vie résiduelle avant une panne.

c) Maintenance prévisionnelle

Lorsque la maintenance préventive est effectuée sur la base de l'estimation du temps de fonctionnement correct qui subsiste avant l'observation de l'événement redouté, on parle de maintenance prévisionnelle.

La maintenance prévisionnelle a les avantages suivants [Alboul2007] :

- Une meilleure connaissance de l'état réel du parc machines.
- Une diminution du nombre de pannes.
- Une déduction des coûts de remise en état.
- Une réduction des rebuts de fabrication.
- Une réduction des stocks de pièces de rechange.
- Une augmentation de la longévité du matériel.
- Une meilleure planification des interventions de remise en état.
- Une réduction des pertes de matières et d'énergie.
- Une amélioration de la sécurité du personnel.

La figure 1.1 montre les effets de la fréquence des opérations de maintenance sur les coûts liés à la maintenance corrective et à la maintenance préventive. L'augmentation du nombre d'interventions sur le système permet de réduire les effets indésirables engendrés par une panne mais pénalise le fonctionnellement du système et peut entraîner une augmentation du coût global d'exploitation du système dans la mesure où chaque opération de maintenance engendre un coût.

Les outils de surveillance sont nombreux et adaptés à chaque industrie. On peut citer par exemple le contrôle des usures (analyse d'huiles, mesure de jeu, etc.), le contrôle des paramètres physiques (température, pression, débit, etc.) et le contrôle de la propagation de fissures (émission acoustique). Toutefois, l'outil le plus employé est le contrôle de vibrations qui offre la plus large palette d'analyse.

Dans ce travail, on s'intéresse à la surveillance des machines tournantes par l'analyse

vibratoire.

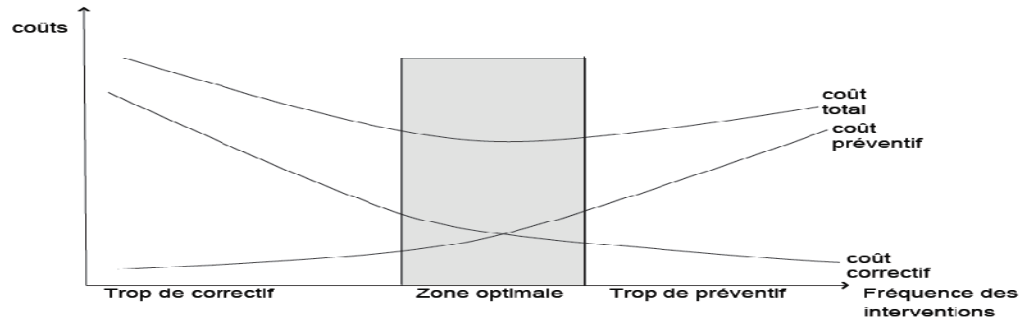


Fig. 1.1. Contrôle de l'équilibre entre la maintenance préventive et la maintenance corrective [Monc2010].

1.3.Surveillance par analyse vibratoire

1.3.1. Principe

L'analyse vibratoire est basée sur l'analyse du comportement vibratoire des machines en fonctionnement pour établir un diagnostic sur leur état de marche. En effet, Les vibrations reflètent fidèlement l'ensemble des efforts dynamiques engendrés par les pièces en mouvement.

La qualité d'un suivi par une analyse vibratoire passe par une bonne maîtrise de la chaîne de mesures (Fig. 1.2). Cette figure permet de distinguer trois grandes étapes pour réaliser l'acquisition :

- Transformation des vibrations mécaniques en signaux électriques grâce aux capteurs de vibrations dont un exemple est représenté en figure 1.3.
- Conditionnement des signaux électriques pour rendre exploitable les signaux par les appareils d'analyses.
- Numérisation du signal analogique. C'est le rôle du convertisseur analogique/numérique (CAN) qui transforme le signal en données numériques.
- Enregistrement des signaux par différents matériels tels que les analyseurs de spectre, les collecteurs des données ou les cartes d'acquisition associées à des logiciels de traitement. Le choix de la fréquence d'échantillonnage et du nombre d'échantillons va conditionner la qualité du signal enregistré.

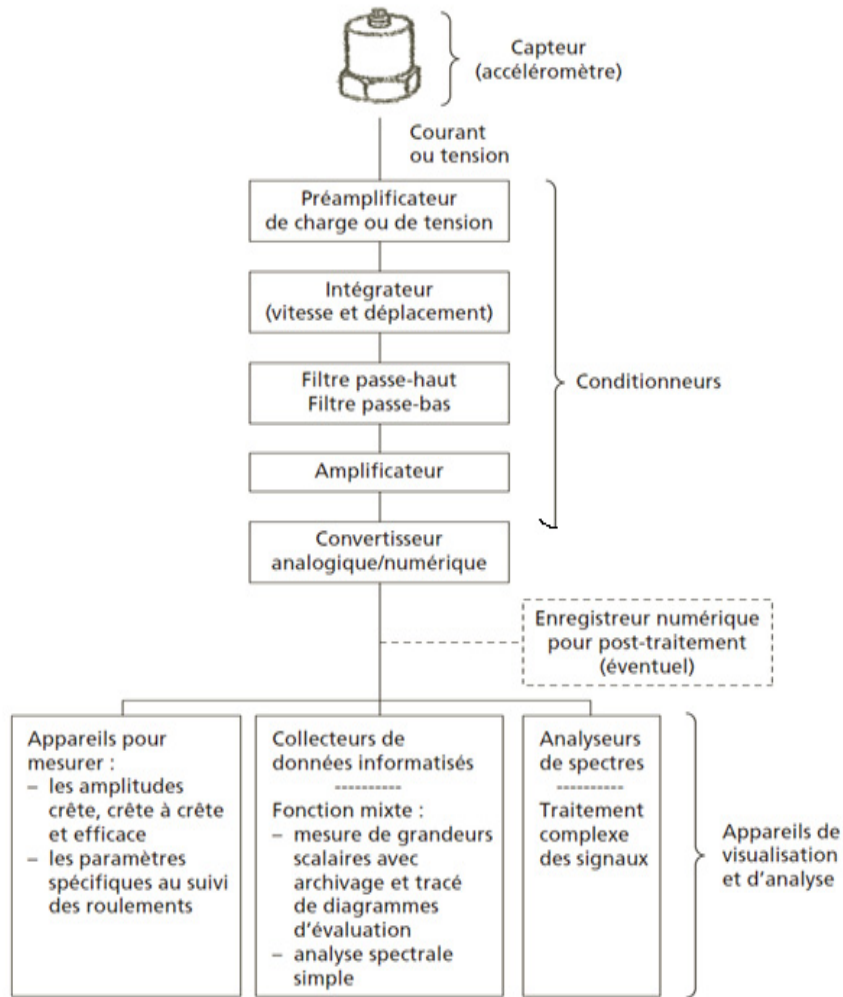


Fig. 1.2. Exemple type d'une chaîne de mesure [Alboul2009].

1.3.2. Capteur d'acquisition

C'est l'élément capital de la chaîne de mesure. Les capteurs de type accéléromètre sont les capteurs les plus utilisés en analyse vibratoire. Le principe de fonctionnement de l'accéléromètre repose sur la propriété que possède les matériaux piézo-électriques à générer une charge électrique proportionnelle à l'effort de compression ou de cisaillement (Fig. 1.3).

Un accéléromètre est constitué d'un disque en matériau piézo-électrique qui joue le rôle d'un ressort sur lequel repose une masse sismique précontrainte [Heng2002]. Quand la masse se déplace sous l'effet d'une accélération, elle exerce sur le disque piézo-électrique des efforts

induisant une charge électrique proportionnelle à cette accélération. Selon la direction de travail de l'élément piézoélectrique à l'intérieur du capteur, on parlera de capteur à compression ou de capteur à cisaillement. Un accéléromètre sensible aux forces multidirectionnelles susceptibles de les actionner. Les accéléromètres sont très appréciés car ils possèdent une large bande de fréquence (Fig. 1.4) présentant une excellente linéarité. Ils permettent l'intégration du signal pour obtenir la réponse en vitesse ou en déplacement et sont d'une excellente précision et fiabilité.

La courbe de la réponse en fréquence d'un accéléromètre piézoélectrique (Fig. 1.4) montre l'existence de deux zones, une zone linéaire qui correspond à une plage de fréquences où la réponse du capteur permettra une mesure directement proportionnelle à l'amplitude des efforts générateurs de la vibration. Cette zone définit la bande passante du capteur. Cette bande passante dépend des caractéristiques intrinsèques du capteur mais peut être aussi fortement influencée par son mode de fixation.

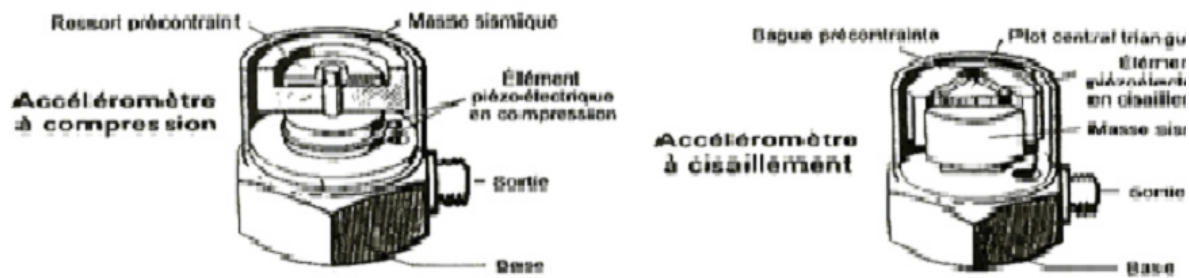


Fig. 1.3. Exemple d'accéléromètre

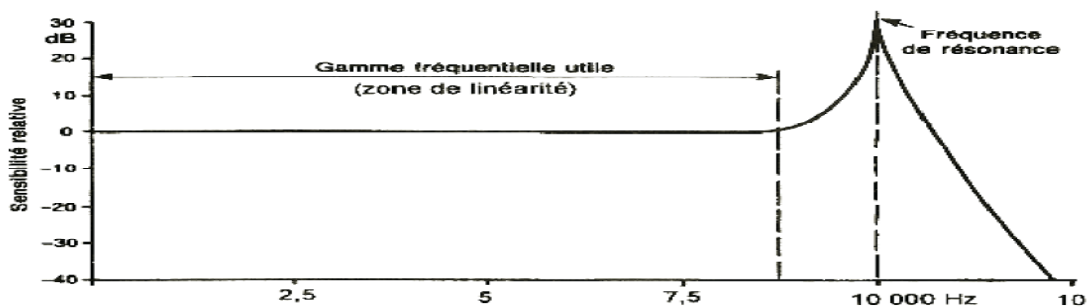


Fig. 1.4. Courbe de la réponse en fréquence d'un accéléromètre.

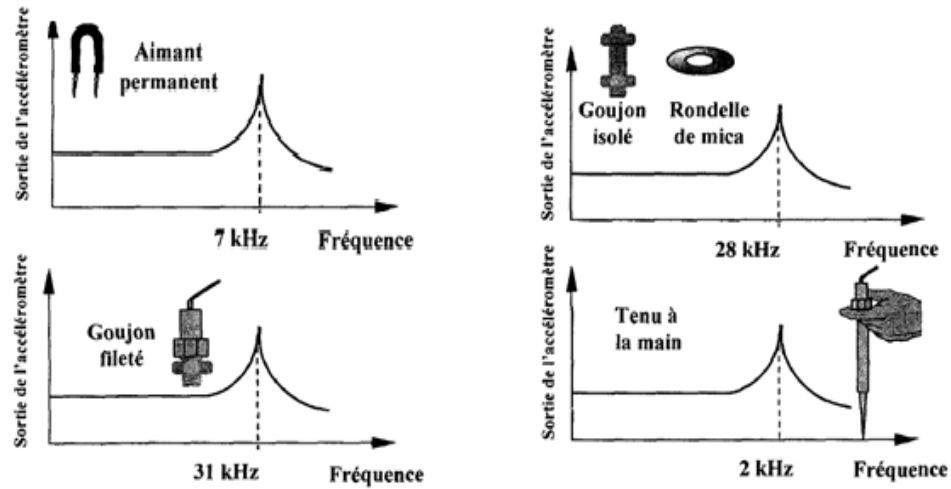


Fig. 1.5. Exemples de réponse en fréquences en fonction du mode de fixation du capteur [Bogar2000].

1.3.3. Les points de mesure

Le choix de l'emplacement des points de mesure est un facteur clé du succès d'une analyse vibratoire. En effet, les modes de fixation et d'emplacement du capteur influencent sur les résultats. La prise de mesure est fournie pour une direction donnée (Fig. 1.6). L'accéléromètre doit donc être placé au plus près du défaut potentiel pour éviter les contributions extérieures.

Pour chaque ligne d'arbre les emplacements choisis doivent permettre :

- D'effectuer une mesure radiale horizontale, une mesure radiale verticale et une mesure axiale sur le palier du côté transmission (du côté de la charge maximale).
- De limiter au strict minimum le nombre de pièces assurant l'interface entre l'élément mobile et le capteur.
- D'assurer l'isolement du capteur pour la prise de mesure sur les appareils électriques. L'emplacement des points de mesure doit être propre, les surfaces de contact avec les capteurs doivent être également lisses, planes et perpendiculaires à la direction de la mesure.

L'utilisation des câbles de liaison ne doit pas générer des contraintes mécaniques qui entraînent des parasites. Il faut donc les fixer de manière adéquate et éviter les longueurs inutiles.

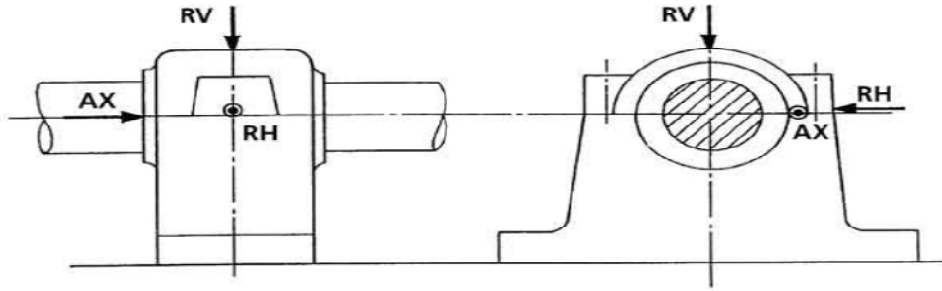


Fig. 1.6 Points de mesure.

1.3.4. Le conditionnement du signal

Le signal électrique doit être conditionné pour être traité par les appareils d'analyse. Le conditionnement consiste à [Xavi2007] :

- Amplifier le signal issu du capteur pour le rendre exploitable.
- Filtrer le signal analogique.
- Amplifier de nouveau le signal obtenu. Cette amplification permet d'adapter la gamme dynamique d'entrée du convertisseur pour avoir la meilleure qualité de signal sans le tronquer.
- Numériser le signal.

1.4. Défauts des machines tournantes

Le tableau 1.1 résume la distribution des défaillances et la localisation des défaillances dans les machines tournantes [Arqs1996]. Ces statistiques permettent de conclure que les organes les plus sensibles sont les engrenages, les roulements et les arbres.

Tab. 1.1. Distributions des défaillances dans les boîtes de vitesses [Arqs1996].

Cause des défaillances	%	localisation	%
Maintenance	24	Engrenages	60
Traitement thermique	19	Paliers	19
Conception	12	Arbres	10
Assemblage	9	Carters	7
Corps étrangers	8	Fixations	3
Fabrication	8	Joints	1
Autres	20		

1.4.1. Défauts des engrenages

Nous pouvons utiliser les engrenages pour transmettre le mouvement et la puissance mécanique entre deux arbres parallèles ou non parallèles, concourants ou non concourants et perpendiculaires ou non perpendiculaires [Chev2004], [Henr1979]. Les engrenages peuvent avoir diverses utilités comme la réduction (ou la variation) de vitesse de rotation entre deux arbres avec une réduction (ou augmentation) du couple moteur. Mais les engrenages constituent la principale source de vibrations dans une boîte saine. Les sources d'excitation proviennent principalement de l'impact entre les dents des deux roues lorsqu'elles engrènent et de la variation de la rigidité de la denture due au déplacement du point de tangence entre les profils des deux dents [Elba1999].

1.4.1.1. Les Différents types de défauts des dentures d'engrenages

1) Défauts de fabrication

a) Défauts de taillage

La précision des engrenages taillés est particulièrement tributaire des erreurs d'exécution suivantes [Elba1999] :

- Conception de la machine.
- Etat de la machine.
- Exactitude géométrique des outils (outils de forme).
- Conception des montages.

b) Erreur de pas (p)

L'erreur de pas caractérise, dans le plan apparent de l'engrenage, le défaut de localisation angulaire d'une dent par rapport à sa position théorique. Deux grandeurs représentatives de la qualité de réalisation d'un engrenage sont associées à cette erreur. Ces grandeurs sont l'erreur de pas individuelle et l'erreur de pas cumulée [Elba1999].

c) Erreurs de profil de denture

Les erreurs de profile sont les écarts entre le profile théorique et le profile réel. On peut distinguer trois erreurs de profil :

- Erreur totale de profil.
- Erreur d'inclinaison de profil.

- Erreur de forme de profil.
- Erreur d'excentricité du diamètre primitif ou erreur de faux-rond.
- Erreur d'épaisseur de la dent : c'est la différence entre l'épaisseur mesurée et l'épaisseur théorique nominale [Elba1999].

2) Défauts de traitement thermique

a) Défauts de rectification

Une opération de rectification conduite avec une avance ou une profondeur de passe excessive peut entraîner des criques par suite d'échauffement localisé important.

Ces criques peuvent constituer des amorces de rupture, surtout si elles sont localisées vers le pied des dents et dans le sens longitudinal.

3) Défauts de montage

- Défaut d'alignement ou de parallélisme,
- les défauts d'excentricités.

4) Défauts de fonctionnement

On distingue principalement deux catégories de défauts. Les défauts affectant toutes les dents et ceux localisés sur des dents particulières [Christ2007], [Henr1979].

a) Défauts répartis sur toutes les dents

1) L'usure

L'usure est un phénomène local caractérisé par un enlèvement de matière dû au glissement de deux surfaces l'une contre l'autre. Le développement de l'usure est lié à la charge et à la vitesse de glissement en chaque point des surfaces de contact, ainsi qu'à la présence plus ou moins grande d'éléments abrasifs dans le lubrifiant.

L'usure normale, progresse lentement, elle est inversement proportionnelle à la dureté superficielle de la denture.

L'usure anormale se produit lorsque le lubrifiant est souillé de particules abrasives (Fig. 1.7) ou lorsque le lubrifiant est corrosif. Elle conduit à un mauvais fonctionnement de l'engrenage.

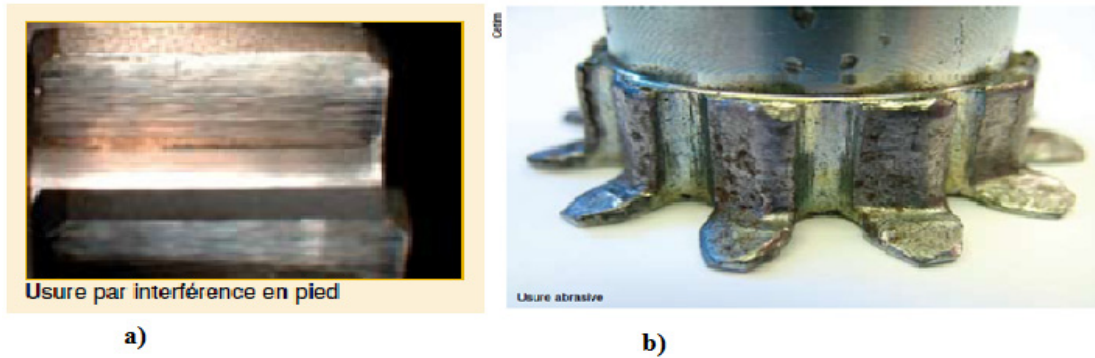


Fig. 1.7. L'usure des engrenages a) usure par interférence b) usure abrasive [Christ2007].

2) Les piqûres (Pitting)

Il s'agit des trous peu profonds (Fig. 1.8) qui affectent toutes les dents. Le pitting est une avarie qui se produit surtout sur des engrenages en acier de construction relativement peu dur. Il est moins à craindre si la viscosité du lubrifiant est élevée. L'apparition des piqûres est associée aussi à un rapport épaisseur de film lubrifiant sur rugosité composite insuffisant pour éviter des contacts entre aspérités.



Fig. 1.8 Piqûres [Christ2007].

b) Défauts localisés sur certaines dents

Les défauts localisés sur des dents particulières conduisent rapidement à la rupture de celles-ci [Henr1979].

1) L'Écaillage

Il se manifeste aussi sous forme de trous (Fig. 1.9), mais ceux-ci sont beaucoup moins nombreux, plus profonds et plus étendus que ceux des piqûres. L'écaillage se trouve dans les engrenages cimentés, qui sont les plus répandus à l'heure actuelle car ils permettent de passer des couples importants avec des dimensions faibles.

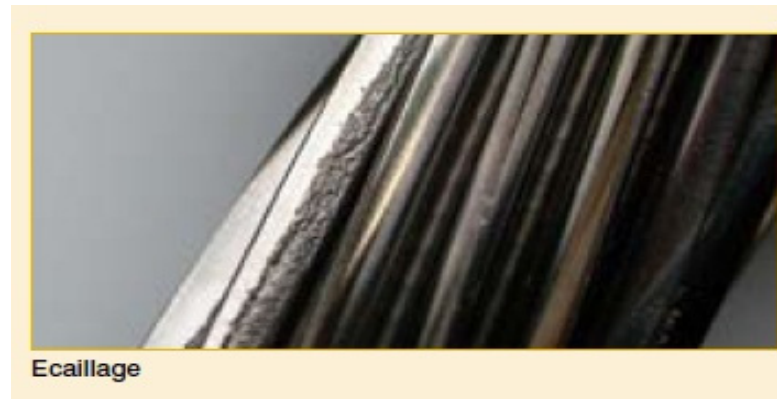


Fig. 1.9. Ecaillage des dents [Christ2007].

2) Le grippage

Le grippage (Fig. 1.10) est la conséquence directe de la destruction brutale du film d'huile sous l'effet de la température résultant d'un frottement sous charge. Le grippage est favorisé essentiellement par des vitesses élevées, de gros modules, un faible nombre de dents en contact. La probabilité de grippage est influencée par l'état physico-chimique du lubrifiant et par les conditions de mise en service.

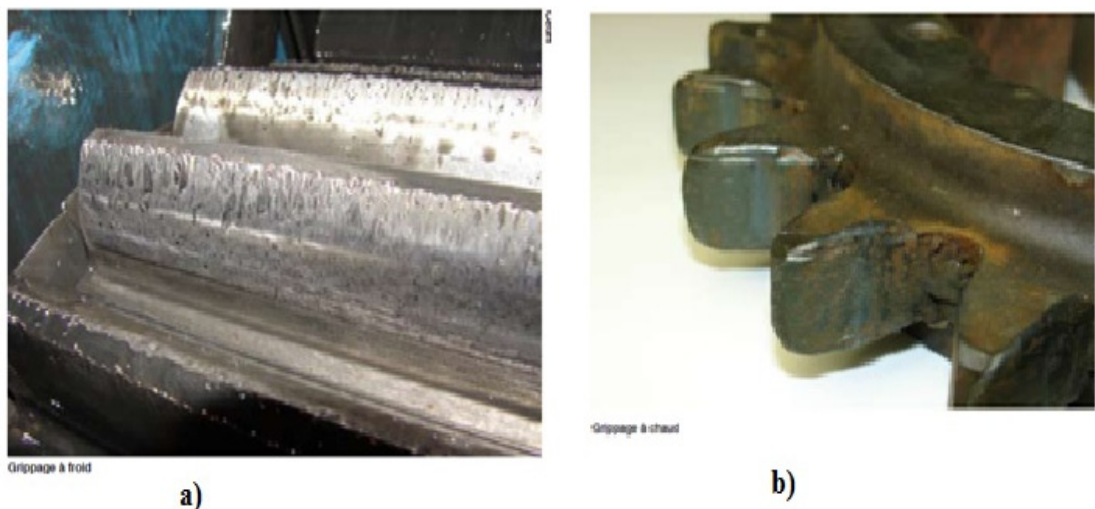


Fig. 1.10. Grippage a) à froid, b) à chaud [Chris2007].

3) La fissuration

Elle progresse à chaque mise en charge à partir d'un point initial situé presque toujours au pied de la dent. Elle apparaît surtout sur des aciers fins durcis par traitement thermique. Ces aciers fins sont très sensibles aux concentrations de contraintes. L'apparition de ces fissures

est la conséquence d'une contrainte au pied de la dent qui dépasse la limite de fatigue du matériau. Ces fissures sont en général situées du côté de la dent sollicitée en traction.

1.4.2.2 Erreur de transmission

La grandeur qui est supposée être la principale source de vibration d'un engrenage est l'erreur de transmission statique. L'erreur de transmission est l'écart entre la position réelle occupée par la roue menée et sa position théorique (Fig. 1.11). Elle peut être exprimée sous forme d'un écart angulaire ou bien sous forme d'un rapprochement des dents en prise si elle est observée dans le plan d'action correspondant au lieu des points de contact théoriques. Pour une vitesse de rotation très faible et sous l'application du couple moteur, on parle d'erreur statique de transmission sous charge. Elle résulte [Rigau1998] :

- de la déformation élastique des engrenages,
- des corrections de forme des défauts de géométrie consécutifs à la fabrication,
- des défauts de montage,
- de l'usure des engrenages.

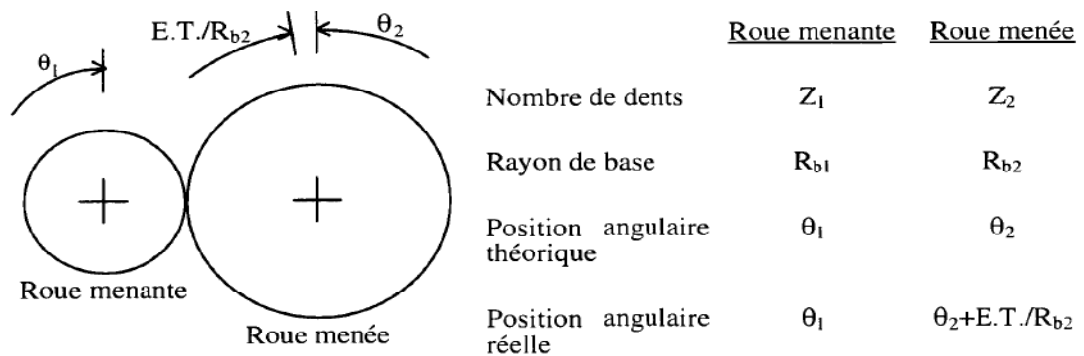


Fig. 1.11. Erreur de transmission [Rigau1998].

1.4.2.3 Interférences de fonctionnement

L'interférence de fonctionnement (Fig. 1.12) conduit à des contacts s'effectuant dans de très mauvaises conditions. Ces mauvaises conditions donnent lieu à des variations de vitesse angulaire, à des vibrations intenses et à une usure très rapide. Elle peut même conduire à un coincement entre les dentures si le jeu entre elle est faible ou nul.

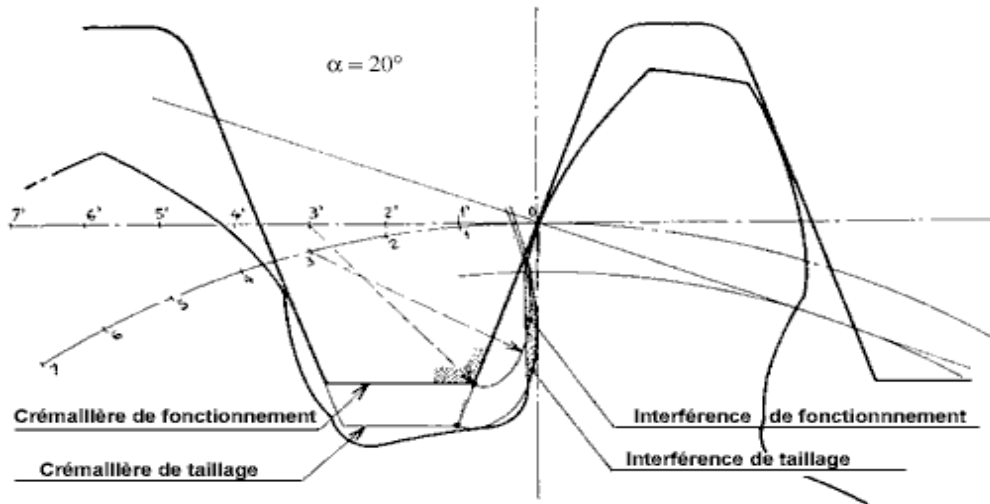


Fig. 1.12. Phénomène d'interférence.

1.4.2.4 Jeu de fonctionnement

Un jeu bien choisi est nécessaire pour le bon fonctionnement des engrenages. Il permet :

- Une bonne lubrification.
- Un non blocage en cas de dilatation due à une variation de température.

Le jeu peut être contrôlé par une modification d'entraxe et un déport de fabrication ou une modification de l'épaisseur des dents de l'outil à taillage.

1.4.2.5 Fréquence d'engrènement

Chaque fois qu'une dent de la roue menant s'engage dans la roue menée, il se produit une prise de charge périodique au rythme d'engagement des dents selon une fréquence d'engrènement f_{eng} égale à la fréquence de rotation de la roue multipliée par son nombre de dents [Capd1992].

$$f_{eng} = f_{r1} \cdot Z_1 = f_{r2} \cdot Z_2 \quad (1.1)$$

Avec f_{eng} est la fréquence d'engrènement, f_{r1} et f_{r2} sont respectivement les fréquences de rotations des roues 1 et 2 et Z_1 et Z_2 sont le nombre des dents des roues 1 et 2.

1.4.2.6 Images vibratoires des défauts d'engrènement

a) Engrenage sain

Pour un engrenage sain, les phénomènes de modulations sont réduits et présentent une

évolution temporelle relativement lente. Dans le domaine spectral, cela se traduit par des raies de modulation occupant une bande étroite (Fig. 1.13). Le spectre est composé par une famille de raies qui sont la fréquence d'engrènement et ses harmoniques. Cette famille de raies est étalée sur une grande partie du spectre, car la nature du signal d'engrènement est de type large bande.

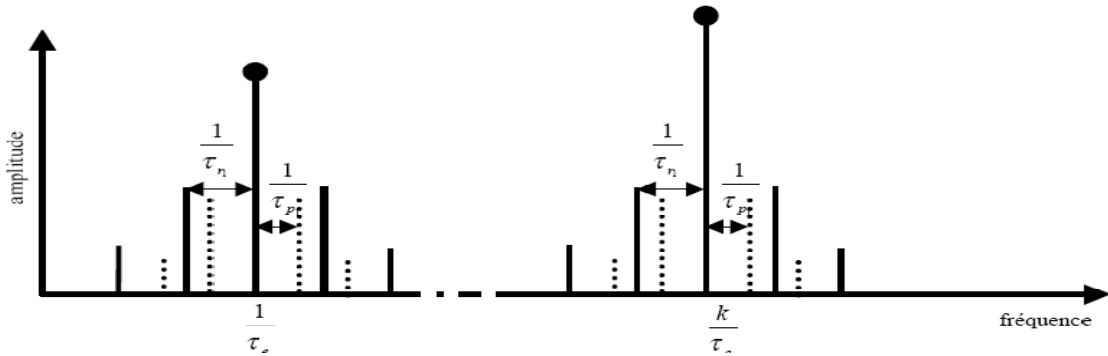


Fig. 1.13. Spectre d'un engrenage sain [Capd1992].

4) Erreur statique de transmission

L'erreur statique de transmission sous charge se caractérise par un spectre large et riche. Elle génère deux types d'excitations :

- a) des excitations aux fréquences de rotation des arbres et leurs harmoniques,
- b) des excitations à la fréquence d'engrènement et ses harmoniques.

La figure (Fig. 1.14) présente un exemple de spectre de l'erreur statique de transmission sous charge. Elle se limite à la description des raies basses fréquences et des raies situées autour de la fréquence d'engrènement ou de son premier harmonique, mais de nombreuses raies d'ordre supérieur sont présentes dans le spectre d'excitation.

Dans le spectre de l'erreur statique de transmission :

- a) L'excentricité d'une roue se caractérise par la présence d'une raie à la fréquence de rotation de la roue. Les fréquences de rotation des roues sont les fréquences les plus basses du système.
- b) Les erreurs de parallélisme conduisent à une augmentation des raies associées à la fréquence d'engrènement et à ses harmoniques.
- c) L'erreur de parallélisme introduit une variation supplémentaire de la vitesse de sortie. Le spectre de l'erreur statique de transmission présente alors une raie

importante associée au premier harmonique de la fréquence de rotation de l'arbre ($2f_r$). Le spectre de la réponse dynamique de la transmission sera donc marqué par des raies latérales situées de part et d'autre de la fréquence d'engrènement et de ses harmoniques à $\pm 2f_r$.

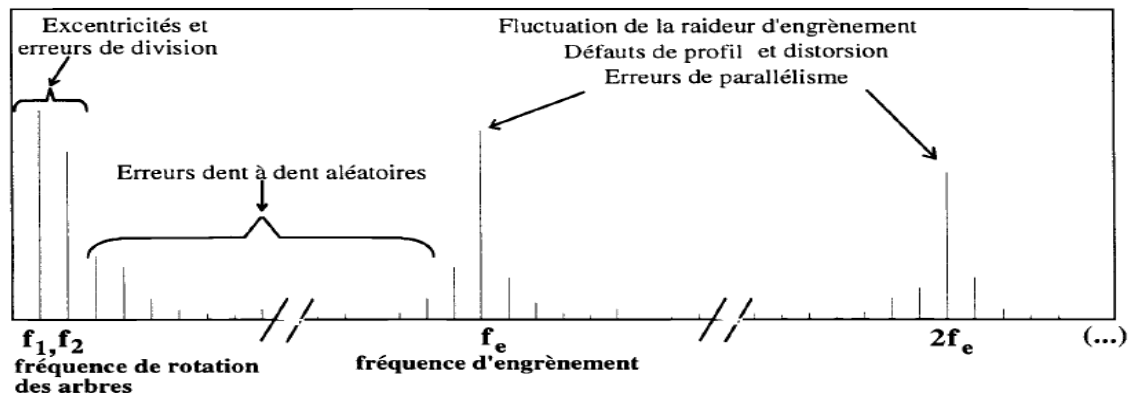


Fig. 1.14. Spectre de l'erreur statique de transmission sous charge [Rigau1998].

5) Détérioration d'une dent

Si l'une des roues présente une dent détériorée, il se produit un choc dur à chaque tour du pignon. Le spectre correspondant (Fig. 1.15) montre un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de rotation du pignon détérioré. Cette dent écaillée engendre des phénomènes de modulation d'amplitude et de phase de période égale à la période de rotation de l'élément défectueux. Les fonctions de modulation présentent des variations rapides sur une durée relativement courte. Cela se traduit par l'apparition de raies de modulation sur une large gamme fréquentielle.

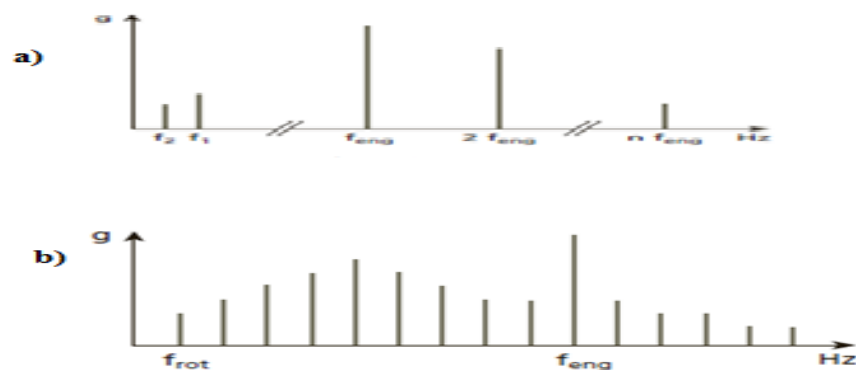


Fig. 1.15. Spectre d'un défaut d'engrènement. a) d'un engrenage présentant une dent détériorée, b) l'ensemble de denture détériorée.

6) Détérioration de deux dents sur les deux roues

Si les deux roues dentées présentent chacune une dent détériorée, les chocs peuvent être importants lorsque les deux défauts se rencontrent. La rencontre s'effectue à la fréquence f_{co} appelée fréquence de coïncidence :

$$f_{co} = \frac{f_{eng}}{PPCM(Z_1, Z_2)} \quad (1.2)$$

Le $PPCM$ est le plus petit commun multiple de Z_1 et Z_2 . La fréquence de coïncidence f_{co} est inférieure aux fréquences de rotation f_{r1} et f_{r2} . Le spectre montre non seulement les deux peignes correspondants aux fréquences de rotation de chaque roue, mais aussi une peigne de raies de pas correspondant à la fréquence de coïncidence f_{co} .

7) Ensemble de la denture détériorée

Lorsque l'ensemble de la denture est usé ou détérioré, les chocs se produisent à l'engrènement de chaque dent. Le spectre est constitué d'une peigne de raies de faible étendue spectrale (choc « mou ») dont le pas correspond à la fréquence d'engrènement, mais cette fois avec une amplitude beaucoup plus élevée (Fig. 1.16). L'évolution de l'amplitude correspondante à cette fréquence est beaucoup plus significative de la dégradation que la seule présence (normale) de cette fréquence dans le spectre.

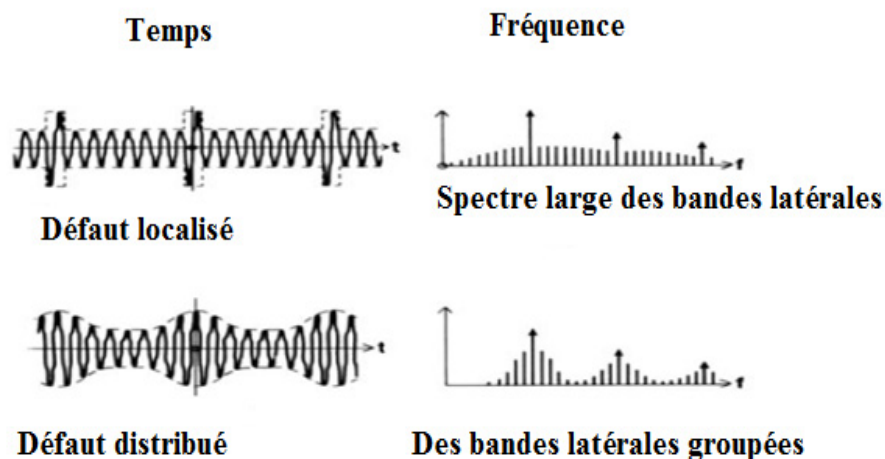


Fig. 1.16. Comparaison des effets des défauts localisés et répartis des engrenages dans les domaines temporel et fréquentiel [Rand2011].

1.4.2.7 Modèle de la signature vibratoire d'un train simple d'engrenage

Un certain nombre de modèles des signaux d'engrètements ont été présentés dans la littérature [Rand1982], [Mcfad1987], [Arqs1996] et [Capd1992]. Ces modèles traduisent plus ou moins bien la réalité des signaux mesurés. Le signal d'engrènement est périodique. Il est modulé en amplitude et en fréquence à la fois par un signal périodique de période égale à la période de rotation du pignon et par un signal périodique de période égale à la période de rotation de la roue. En général la modulation de fréquence est beaucoup moins importante que la modulation d'amplitude. En négligeant les modulations de fréquence, on peut utiliser le modèle suivant [Capd1992], [Arqs1996]:

$$x_{eng}(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x_c(t - nT_{eng}) \cdot (1 + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x_p(t - mT_p) + \sum_{p=-\infty}^{+\infty} x_r(t - pT_r)) + b(t) \quad (1.3)$$

où T_{eng} est la période d'engrènement, $T_p = Z1.T_{eng}$ est la période de rotation du pignon, $T_r = Z2T_{eng}$ est la période de rotation de la roue, $x_{eng}(t)$ est le signal d'engrènement, $x_p(t)$ est le signal induit par la rotation du pignon, $x_r(t)$ est le signal induit par la rotation de la roue et $b(t)$ est le bruit de fond aléatoire.

Si on prend en considération la modulation de fréquence, on peut utiliser le modèle de [Mcfad1984] qui représente la moyenne synchrone du signal d'engrènement pour un engrenage sans défaut :

$$xsd(t) = \sum_{m=0}^M X_m \cos(2.\pi.m.Z.f_r.t + \phi_m) \quad (1.4)$$

avec M est l'ordre d'analyse du signal d'engrènement et X_m est l'amplitude de l'harmonique m .

Si l'engrenage comporte un défaut cela se traduira par une modulation d'amplitude et de phase du signal d'engrènement.

$$xad(t) = \sum_{m=0}^M X_m (1 + a_m(t)) \cos(2.\pi.m.Z.f_r.t + \phi_m + b_m(t)) \quad (1.5)$$

avec

$$a_m(t) = \sum_{n=0}^p A_{mn} \cos(2.\pi.m.f_r.t + \alpha_{mn}) \quad (1.6)$$

$$b_m(t) = \sum_{n=0}^p B_{mn} \cos(2.\pi.m.f_r.t + \beta_{mn}) \quad (1.7)$$

$a_m(t)$ et $b_m(t)$ représentent respectivement les modulations d'amplitude et de fréquence du

signal d'engrènement dues à la présence d'un défaut de denture.

1.4.2. Défauts sur les roulements

Un roulement est l'organe le plus sensible dans une machine tournante. Sa durée de vie est une donnée statistique caractérisant le nombre de cycles. Le nombre de cycles est le nombre de tours qu'il peut effectuer en étant soumis à une contrainte spécifique avant de présenter des défauts d'écailage des surfaces de contact. De manière générale, l'usure d'un roulement peut difficilement être décrite théoriquement du fait de la complexité des mécanismes mis en jeu et de l'interdépendance de ceux-ci. En effet, un mécanisme d'usure n'intervient jamais seul, mais un ensemble de mécanismes conduit à la dégradation d'un roulement et à la diminution de sa durée de vie [Traji2009].

1.4.2.1. Effets des contraintes mécaniques

Un roulement subit des contraintes mécaniques radiales et axiales. Les contraintes axiales apparaissent plus particulièrement lorsqu'il existe une pré-charge axiale qui est un dispositif appliquant une poussée ou une traction dans l'axe de l'arbre de rotation. Les contraintes radiales sont dues à la masse de l'arbre de rotation de la machine. Ces dernières s'exercent donc sur la bague interne du roulement qui les transmet à la bague externe par l'intermédiaire des billes. Ainsi, les contraintes radiales ne s'exercent pas en un seul point de la bague externe mais se répartissent dans la moitié inférieure de celle-ci (Fig. 1.17). La zone de charge couvre un arc de la piste de roulement externe. Par ailleurs, de par la rotation de la bague interne, la zone de charge couvre la longueur totale de la piste de roulement interne.

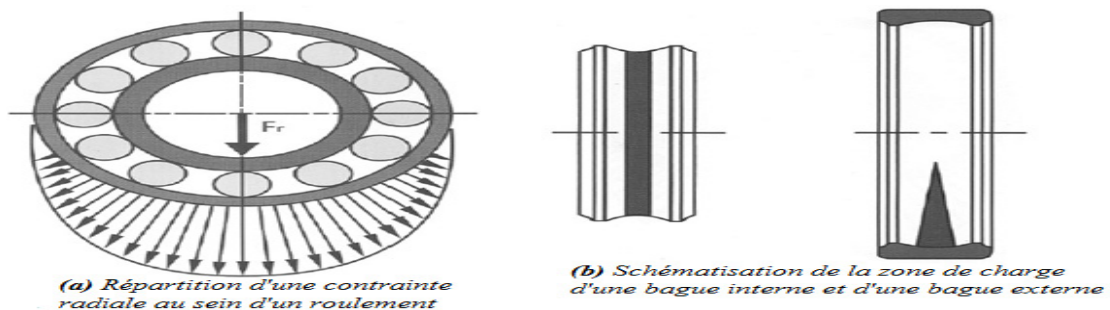


Fig. 1.17 Répartition des contraintes mécaniques radiales et zones de charge au sein d'un roulement à bague externe fixe [Traji2009].

1.4.2.2. Durée nominale de fonctionnement

La durée de vie d'un roulement peut être décomposée en deux phases principales [Bigre1995]:

- a) La phase de rodage qui constitue les quelques premières dizaines de millier de cycles de la vie de roulement, pendant laquelle la géométrie de contact et les résiduelles de surface se stabilisent.
- b) La phase de durée de vie qui suit la phase de rodage et qui peut durer plusieurs dizaines de millions de cycles.

La lubrification des roulements est un facteur d'une importance primordiale pour leur durée de vie. Si des microfissures existent à la surface, le lubrifiant peut aider à la propagation des fissures de surfaces par des effets de pression hydraulique. Le tableau (Tab.1.2) résume les paramètres qui influencent la durée de vie d'un roulement.

Tab. 1.2 Influence des paramètres de fonctionnement sur la durée de vie des roulements [Bigre1995].

Paramètre	Influence	Explication
Température de l'huile	- Influencer sur l'épaisseur du film d'huile et sur le régime de l'lubrification. - Réduire le frottement. - Distribuer la pression de contact dans le film d'huile.	- La réaction chimique entre additifs ou entre additifs et surface suivant la température et le chargement.
Additifs	- Améliorer les caractéristiques de l'huile de base. - Améliorer la tenue à la fatigue.	- La réaction chimique entre additifs et avec les surfaces en contact. - La création de tribofilms.
Contamination	Plus la contamination est importante, plus la tenue à la fatigue est faible.	- Création des perturbations dans le film d'huile. - Création des zones de fortes concentrations de contraintes. - Si contamination par l'eau, fragilisation des surfaces.
Frottement	Plus le frottement est important, plus la tenue à la fatigue est faible.	- déformations plastiques des aspérités. - adhésion, labourage.
Glissement	Plus le glissement est important plus la tenue à la fatigue est faible.	- Contraintes en surface et sous couche créées plus fortes si le glissement est important.
Chargement	Plus le chargement est important plus la tenue à la fatigue est faible.	- Augmentation des champs de contraintes avec l'augmentation de la pression de contact. - Aide à la formation de fissures.

1.4.2.3. Relation entre processus de dégradation et signature vibratoire

Le processus normal de dégradation d'un roulement est l'écaillage par fatigue qui présente quatre stades de dégradation bien distincts auxquels sont associées des typologies vibratoires bien différenciées [Alboul2009].

1) Stade 1

Les indications les plus précoces de dégradations, dues à la fissuration en sous-couche d'une bague par fatigue sous l'effet de la pression d'Hertz, apparaissent dans la bande ultrasonique entre 250 et 350 kHz. Plus tard, avec l'accroissement du nombre de fissures elles apparaissent dans la bande [20-60 kHz].

2) Stade 2

Les fissures migrent progressivement vers la surface et le passage des éléments roulants sur ces fissures commencent à exciter les modes propres de déformation de bagues de roulement dont les premières fréquences propres se situent généralement dans la bande [1500-3500 Hz]. Dans le domaine spectral, on observe alors dans cette bande fréquentielle la présence d'un dôme d'amplitude élevée. Le spectre de modulation du signal filtré dans cette bande permet d'identifier la cadence de répétition des chocs de ce fait de localiser le défaut.

3) Stade 3

Les fissures se rejoignent et un morceau de métal est arraché. La dégradation est alors visible à l'œil nu. L'apparition du premier écaillage va immédiatement se manifester par la présence d'une peigne de raies parfaitement identifiable en basses et moyennes fréquences avec un pas correspondant à la fréquence de défaut caractéristique de l'élément altéré (bague interne, bague externe, éléments roulants). L'augmentation du nombre de zones écaillées ou de l'étendue de ces zones se traduit dans le domaine spectral par une forte augmentation de l'amplitude des quinze premières composantes du peigne de raies (Fig. 1.23). Si le roulement est lubrifié à la graisse, les copeaux métalliques restent prisonniers et sont laminés par le passage des éléments roulants (qui ont une dureté très supérieure à celle des bagues) en créant de très nombreuses empreintes. Ces empreintes vont à leur tour engendrer de nombreux chocs de très courte durée et exciter les fréquences propres de bagues et augmenter fortement l'amplitude efficace du signal dans la bande [2 kHz-20 kHz]. Si le roulement est lubrifié à l'huile, les copeaux sont rapidement évacués et le nombre d'empreintes sera beaucoup plus faible générant de ce fait dans cette même bande fréquentielle une amplitude efficace considérablement plus faible

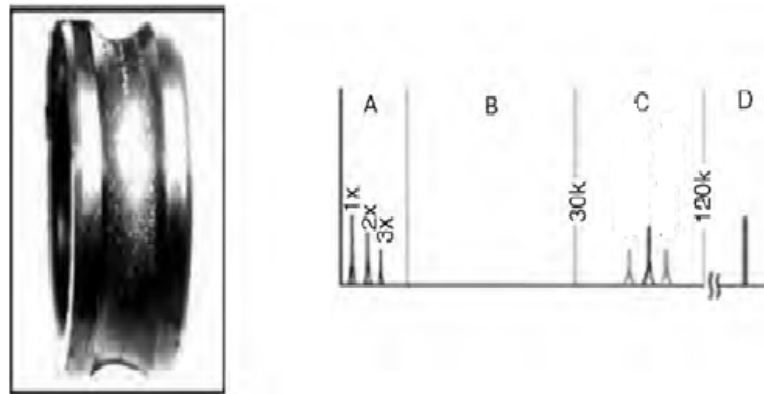


Fig. 1.18. Spectre du signal au début de l'écaillage du roulement [Pare2004].

4) Stade 4

À ce stade, la quasi-totalité des surfaces de roulage est écaillée avec une forte augmentation des jeux internes du roulement. Dans le domaine spectral, les peignes de raies, dont les pas correspondent aux différentes fréquences de défauts de roulement, disparaissent et sont remplacées par un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de rotation avec une forte élévation du niveau de fond de spectre (Fig. 1.24). L'importance des chocs conduit rapidement à une rupture de la cage ou à un grippage suite à la mise en travers des éléments roulants.

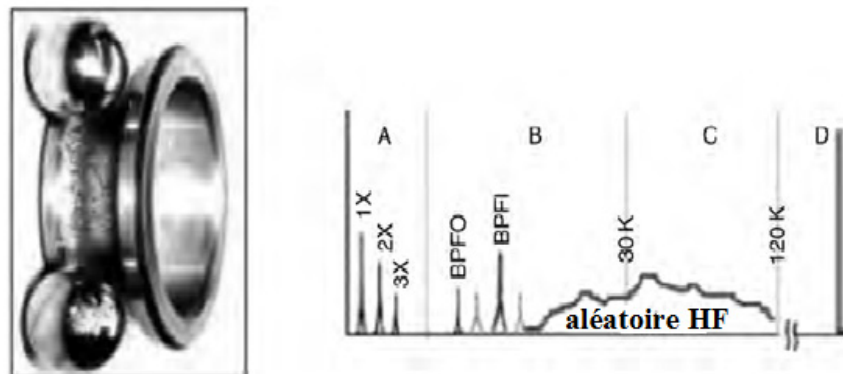


Fig. 1.19. Spectre d'un signal du roulement totalement écaillé [Pare2004].

1.4.2.4. Origine des défauts de roulement

Les causes les plus fréquentes sont dues principalement [Traji2009], [Xavi2007], [Bren2002] :

- A la fabrication : matériaux non homogènes, tolérance sur les cotes.
- Au stockage/transport : emballage insuffisant, vibrations.
- Au montage : chocs, mauvaise précontrainte, erreurs de cote, erreur de lignage.
- Au fonctionnement : surcharge, manque ou excès de graisse, corps étrangers (poussière), substance étrangère (gaz agressif, humidité), charge thermique.

1.4.2.5. Quelques défauts de roulement

1) Usure

Il existe deux types d'usure : le premier est un mode d'endommagement continu, dans des conditions de film fin et de vitesses faibles, quand les interactions entre les rugosités de surface des matériaux peuvent avoir lieu. Le second mode d'usure est l'usure par un troisième corps (débris d'usure en suspension dans l'huile). Par ailleurs ces corps étrangers (poussières, particules) introduits au montage ou pendant le fonctionnement, peuvent accroître le jeu, créer des cavités, coincer l'élément roulant et par la suite entraîner une rotation des bagues par rapport aux éléments qui les contiennent. L'usure générée par les corps étrangers peut être réduite par filtrage à 10 μm .

2) Défauts due à un courant électrique

a) Piquetage

Un courant peut traverser les éléments d'un roulement. Les arcs produisent des points chauds ou des fusions (Fig. 1.20). Par suite de refroidissements rapides, le métal se trempe et des cratères se forment. Ces cratères sont caractérisés par des taches claires à bords sombres. Pour des courants faibles, l'altération est moins marquée et se traduit par des rainures.



Fig. 1.20. Phénomène de piquetage observé sur une piste de roulement [Emer2012].

c) Cannelures (fluting)

Les cannelures (Fig. 1.21) se forment par action simultanée de courants relativement faibles, et des vibrations. Ce phénomène bien plus fréquent qu'on ne le croît concerne les groupes électrogènes, les machines-outils, les locomotives électriques qui reçoivent des charges électrostatiques de la part de courroies ou de produits en bandes (films plastiques, etc.).



Fig. 1.21. Cannelure sur un roulement [Emer2012].

3) Grippage

Le grippage est un mode d'endommagement instantané. Les matériaux en contact se soudent sous pression et température généralement dans des conditions de vitesses moyennes et élevées. Il résulte d'un manque de lubrifiant ; les contacts métal-métal entraînent des échauffements qui facilitent les microsoudures et le transfert de métal (Fig. 1.22). Une graisse durcie et une usure qui entraîne la rotation des rouleaux ou aiguilles autour d'axes non parallèles à l'axe des bagues. Ce processus peut conduire à un grippage.

Le grippage est fréquent dans les roulements à rouleaux coniques si le frottement de glissement entre le collet de la bague intérieure et la grande base des rouleaux est défectueux. Il survient souvent dès les premiers tours si l'on n'a pas pris soin d'assurer une bonne lubrification dès le démarrage.

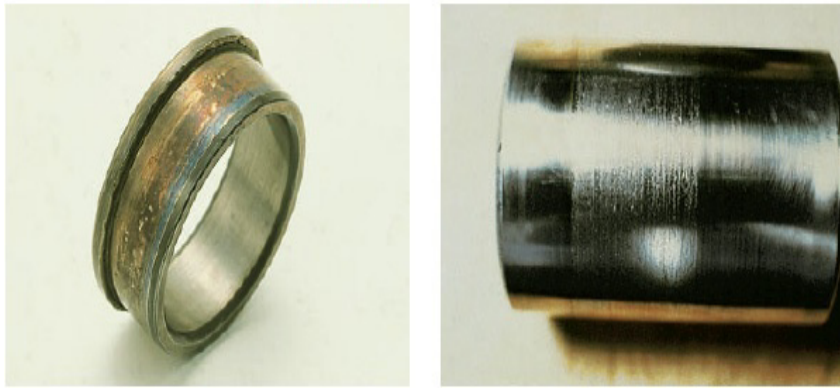


Fig. 1.22. Grippage d'une bague [Emer2012].

4) Reptation

La reptation est une rotation de la bague intérieure sur le rotor. Elle est due à un jeu. Il en résulte une usure de la bague et du rotor. Elle est révélée par un polissage ou par des stries.

5) Ruptures

La rupture des éléments (Fig. 1.23) est rare, elle est précédée par des craquelures dues à des charges élevées ou à des défauts : portée réduite de la bague extérieure et contraintes pendant l'usinage.

6) Corrosion

- a) La corrosion chimique se produit en atmosphère humide (saturation) lorsque le roulement est soumis à des phases de fonctionnement et d'arrêt durant lesquelles l'air humide pénètre dans le roulement. Des particules oxydées se détachent. L'étanchéité de tels roulements doit être assurée.
- b) La corrosion de contact (fretting) apporte une pâte brune formée par la rouille et le lubrifiant. Une corrosion profonde entraîne la rupture des bagues (Fig. 1.24).



Fig. 1.23. Rupture des éléments d'un roulement [Emer2012].



Fig. 1.24. Criques de corrosion sur une piste de roulement [Emer2012].

7) Écaillage superficiel (peeling)

L'écaillage superficiel (Fig. 1.25) est un enlèvement superficiel de métal, plus ou moins étendu, sous forme de paillettes très fines. Il est attribué à une épaisseur de lubrifiant trop faible par rapport à la rugosité, ce qui provoque des contacts métal sur métal. Le remède consiste essentiellement à diminuer la rugosité et à augmenter la viscosité du lubrifiant.



Fig. 1.25. Écaillage superficiel [Emer2012].

8) Déséquilibre thermique

Lié au dégagement de chaleur des surfaces en contact. Si cette énergie thermique n'est pas dissipée en continu, une élévation de température est possible et engendre une destruction du lubrifiant ainsi qu'une réduction de la dureté des matériaux en contact.

1.4.2.6. Fréquences caractéristiques des défauts de roulement

Pour chaque type de roulement et en fonction de ses cotes de fabrication (Fig.1. 26), on peut considérer les fréquences caractéristiques données par les formules ci-dessous [Rand2011b], [Ibrah2009], [Arqs1996], [Morel1992].

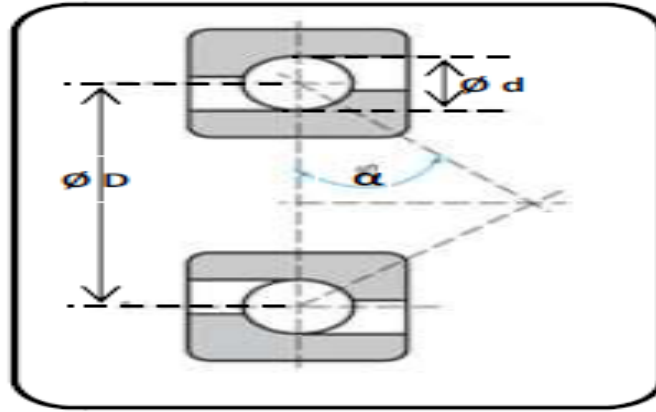


Fig. 1.26. Caractéristiques géométriques d'un roulement.

- 1) La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague extérieure notée $f_{b\ ext}$ est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b\ ext} = 0.5 f_r n \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] \quad (1.8)$$

avec n est le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles), D est le diamètre moyen, d est le diamètre des éléments roulants, α est l'angle de contact et f_r est la fréquence de rotation de l'arbre ($f_r = \frac{Nr}{60}$) où Nr est la vitesse de rotation de l'arbre.

- 2) La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure, supposée montée sur l'arbre tournant dénotée $f_{b\ int}$ est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b\ int} = 0.5 f_r n \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] \quad (1.9)$$

- 3) La fréquence de passage d'un défaut de cage dénotée f_{cage} est donnée par l'équation suivante :

$$f_{cage} = 0.5 f_r \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] \quad (1.10)$$

Donc $f_{cage} = f_{b\ ext} / n$

- 4) La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou rouleau) sur la bague externe ou sur la bague interne dénotée f_{bille} , est donnée par l'équation suivante :

$$f_{bille} = 0.5 f_r \frac{D}{d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right)^2 \right] \quad (1.11)$$

Notons que la fréquence de ballspin (BSF) est la fréquence avec laquelle le défaut heurte la même bague (intérieure ou extérieure). En général il existe deux chocs par période de base. Ainsi les harmoniques paires de BSF sont souvent dominantes, en particulier dans les spectres d'enveloppe.

Le calcul de ces fréquences caractéristiques nécessite une connaissance précise des caractéristiques dimensionnelles du roulement. Ces fréquences peuvent être calculées facilement pour tout types de roulement à partir d'un logiciel (Fig. 1.27) fournit par le constructeur de roulement «SKF» sur le site (www.skf.com/group/).

1.4.2.7. Images vibratoires de quelques défauts de roulement

a) Déversement de bague

Le défaut de type déversement de bague (Fig. 1.28) est un défaut dont les vibrations sont sinusoïdales et le spectre présente peu d'harmoniques. La fréquence du défaut est prépondérante [Alboul2009], [Diouf2007]. Ce défaut se manifeste dans le domaine spectral par la présence d'une raie d'amplitude importante dont la fréquence correspond à la fréquence de défaut de la bague déversée.

d) Écaillage

- Pour un défaut de type écaillage de la bague extérieure (Fig. 1.29), on a un peigne de raies et à chaque composante de ce peigne est associée une paire de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation f_r .
- Pour un défaut de type écaillage de la bague intérieure (Fig. 1.29), on a un peigne de raies et à chaque composante de ce peigne sont associées plusieurs paires de bandes

latérales espacées de la fréquence de rotation f_r .

- Pour un défaut de type écaillage sur un élément roulant (Fig. 1.29), on a un peigne de raies et à chaque composante de ce peigne sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation f_r .

Roulement 6205-2Z/A201		Roulement de ton choix	
d [mm]	25	P [mm]	
D [mm]	52	D _w [mm]	
		z	
n _i [r/min]	1500	α [degrees]	
n _e [r/min]	0	n _i [r/min]	
	calculer	n _e [r/min]	
			calculer
f _i [Hz]	25	f _i [Hz]	
f _e [Hz]	0	f _e [Hz]	
f _c [Hz]	9.96	f _c [Hz]	
f _r [Hz]	58.9	f _r [Hz]	
Fréquences de défaut			
f _{ip} [Hz]	135	f _{ip} [Hz]	
f _{ep} [Hz]	89.6	f _{ep} [Hz]	
f _{rp} [Hz]	11.8	f _{rp} [Hz]	

Fig. 1.27. Calcul des fréquences de défaut de roulement par logiciel SKF [SKF].

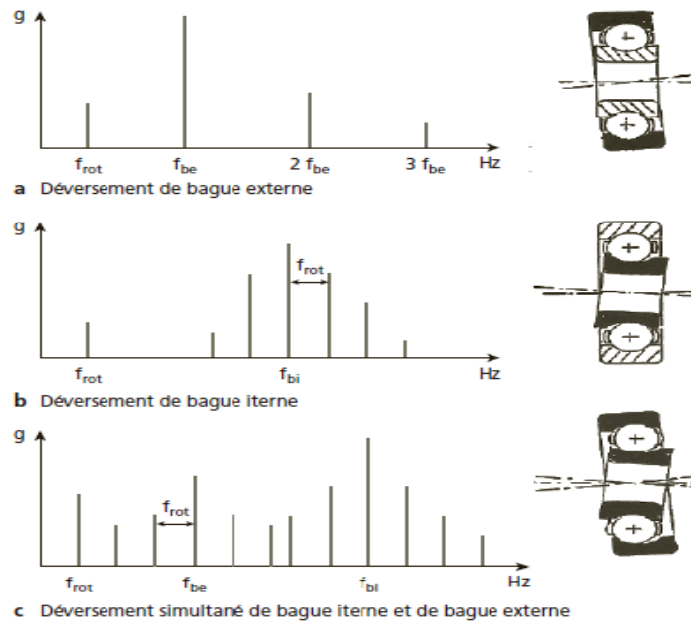


Fig. 1.28. Image vibratoire théorique de défauts de déversement de bagues externe et interne [Alboul2009].

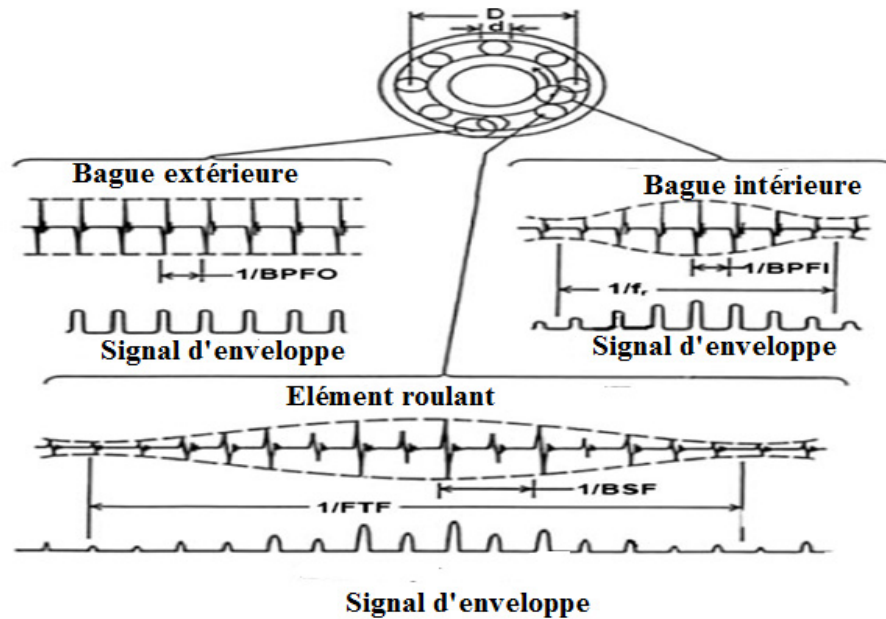


Fig. 1.29. Images vibratoires de défaut d'écaillage du roulement [Rand2011a].

1.4.2.8. Signal vibratoire d'un roulement

Les vibrations générées par un roulement neuf et en bon état sont faibles et ressemblent à un bruit aléatoire [Ibrah2009]. Lorsqu'un défaut commence à se développer, les vibrations produites par le roulement changent.

Chaque fois qu'un élément roulant rencontre une discontinuité sur son chemin, une impulsion apparaît. Ces impulsions se répètent périodiquement à un rythme déterminé par l'endroit de la discontinuité, par la géométrie du roulement et par la vitesse de rotation de l'arbre.

Les défauts localisés sur les roulements, engendrent une excitation assimilable à un train d'impulsions périodiques correspondant au passage de l'élément roulant sur le défaut. Par conséquent, la périodicité de cette excitation est fonction de la position du défaut sur le roulement (bague interne, bague externe, éléments ou cage), dans le cas d'un écaillage sur la bague interne, l'amplitude des chocs due au passage d'une bille sur le défaut doit varier suivant la position du défaut par rapport à la zone de charge.

Le Comportement dynamique des roulements à élément roulant au dessous des défauts localisés a été un sujet de recherche intensive, menant à un certain nombre de modèles bien établis [Antoni 2002], [Mcfad1984], [Rand1984], [Bogar2000]. L'idée de base d'un tel modèle est comme suit. Les impacts répétés produits par un défaut localisé peuvent être décrits par un

peigne des fonctions de Dirac $\delta(t)$ de la forme suivante :

$$d(t) = \begin{cases} q(t)d_0 \sum_{k=0}^N \delta(t - kT_d) & \text{pour un défaut sur la bague intérieure} \\ d_0 \sum_{k=0}^N \delta(t - kT_d) & \text{pour un défaut sur la bague extérieure} \end{cases} \quad (1.12)$$

où d_0 est l'amplitude des forces d'impulsion caractérisant la sévérité du défaut. La période de répétition d'impulsion T_d correspond respectivement à la fréquence de passage de la bille sur la bague extérieure (BPFO) et la fréquence de passage de la bille sur la bague intérieure (BPFI), selon le type de défaut. Ces deux fréquences sont proportionnelles à la vitesse de rotation de l'arbre et leur valeur dépend des caractéristiques géométriques du roulement. La fonction $q(t)$ est la distribution de la charge autour de l'élément roulant sous la charge radiale qui est rapprochée typiquement par l'équation de Stribeck [Yiak2011] :

$$q(t) = \begin{cases} q_0 \left[1 - \left(\frac{1}{2\varepsilon} \right) (1 - \cos\theta) \right]^n & \text{pour } |\theta| < \theta_{max} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.13)$$

où q_0 est l'intensité de la charge maximale, ε est le facteur de la répartition des charges, θ_{max} est l'étendu angulaire de la zone du charge et $n = 3/2$ pour les roulements à billes. q_0 , ε et θ_{max} sont toutes fonctions du diamètre de dégagement du roulement et de la charge appliquée. Pour un roulement avec un dégagement positif, $\varepsilon < 0,5$ et $\theta_{max} < p/2$

MacFadden et al. [Mcfad1984a] considèrent que le train d'impulsions périodiques engendré par le défaut est modulé en amplitude par une fonction de la forme :

$$x(t) = \sin(2.\pi.f_d t) (1 + \beta \sin(2.\pi.f_{rot} t)) \quad (1.14)$$

f_d est la fréquence de défaut.

Cette modélisation ne prend pas en compte les glissements ou micro-blocages éventuels des billes sur la piste [Oehl1996].

1.5. Conclusion

Dans le milieu industriel, une maintenance mixte est en général appliquée aux systèmes. L'optimisation de la maintenance consiste à trouver un compromis entre la maintenance préventive et la maintenance corrective tout en respectant les objectifs fixés. Il faut alors déterminer les instants de maintenance et les actions à effectuer. Pour la maintenance conditionnelle, c'est l'ensemble de la chaîne qui fait la qualité de la mesure. Sans qualité de

mesures, il ne peut exister de surveillance fiable et de diagnostics pertinents.

L'étude théorique des organes mécaniques permet de trouver des modèles qui sont simulés à l'aide de l'outil informatique. Cette étude donne une idée sur les impacts des défauts présentés par les signaux à analyser et par le choix de la méthode de traitement du signal à utiliser.

CHAPITRE 2

REPRESENTATIONS TEMPS-FREQUENCE ET TEMPS-ECHELLE

CHAPITRE 2

REPRESENTATIONS TEMPS-FREQUENCE ET TEMPS-ECHELLE

2.1. Introduction

Ce chapitre présente les méthodes de traitement du signal les plus utilisées dans la détection des défauts sur les machines tournantes tels que les méthodes statistiques, la moyenne synchrone, le signal résiduel et l'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier. Il est également consacré à introduire les bases théoriques des méthodes d'analyse temps-fréquence les plus connues telles que : La transformée de Fourier à fenêtre glissante (short Fourier transformation STFT), la version discrète est obtenue en échantillonnant la version continue. La transformée en ondelettes (TO) et ses versions continues et discrètes sont expliquées par des algorithmes de décomposition et d'analyse. La transformation de Hilbert-Huang (THH) qui est la version continue de la décomposition en modes empiriques (EMD) et l'EMD d'ensemble par l'utilisation de la transformée de Hilbert. Cette dernière permet de calculer le signal analytique qui a été utilisé pour déterminer la fréquence instantanée et l'amplitude instantanée de chaque IMF. Dans ce travail l'EEMD est considérée comme la version discrète de la THH.

L'aptitude de chaque méthode temps- fréquence ou temps- échelle à localiser les changements de fréquence est montrée à l'aide des signaux simulés. L'état de l'art de l'application de ces méthodes dans la détection des défauts mécaniques est aussi présenté.

2.2. Représentation temporelle

La représentation temporelle ne donne aucune information sur le contenu fréquentiel d'un signal. L'analyse temporelle peut se faire en utilisant des descripteurs obtenus à partir d'une valeur scalaire calculée directement sur la totalité d'un signal par les méthodes statistiques. Elle peut se faire également par des méthodes plus spécifiques telles que la démodulation d'amplitude et la démodulation de phase. Dans cette partie nous donnons un panorama sur les méthodes temporelles les plus utilisées dans la détection des défauts sur les machines tournantes. Ces méthodes peuvent être utilisées dans la phase de pré-traitement ou dans la phase de décision.

2.2.1. Les indicateurs statistiques

L'analyse statistique utilise les premiers moments statistiques de la variable aléatoire de densité de probabilité $p(x)$. Le moment d'ordre r est défini par [Seym1981]:

$$M_r = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^r p(x) dx \quad (2.1)$$

Notons que le moment d'ordre 1 définit la valeur moyenne μ , le moment d'ordre 2 correspond à la variance σ^2 qui caractérise la dispersion des variables aléatoires autour de la moyenne (Fig. 2.1), alors que le moment d'ordre 3, le coefficient de dissymétrie (*skewness en anglais*), est une mesure de l'asymétrie de la densité de probabilité d'une variable aléatoire. Le moment d'ordre 4, le Kurtosis, est une mesure de l'aplatissement de la densité de probabilité d'une variable aléatoire. Il donne une évaluation de l'importance du pic du sommet de la courbe (Fig. 2.2).

La valeur Ku du kurtosis dépend fortement de la forme des signaux [Elba1999].

$K = 1.5$ pour une vibration de type sinusoïdal.

$K = 3$ pour une vibration de type impulsionnel aléatoire.

K élevé pour une vibration de type impulsionnel périodique.

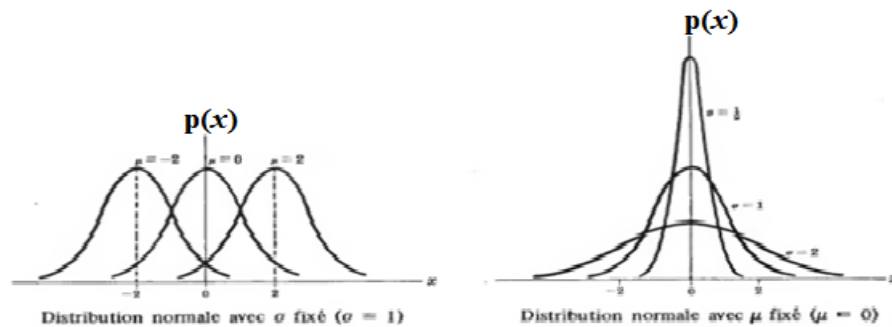


Fig. 2.1. La valeur moyenne et la variance d'une distribution normale.

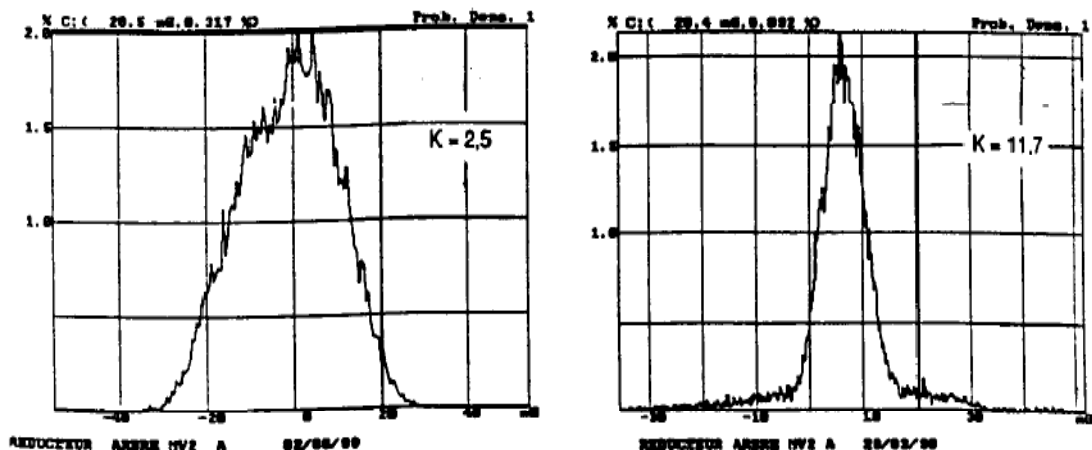


Fig. 2.2. Densité de probabilité d'un signal réel.

2.2.2. La démodulation d'amplitude et de phase

L'outil le plus utilisé pour extraire l'amplitude et la phase d'un signal $x(t)$ est la transformée de Hilbert $H[x(t)]$ qui permet d'obtenir le signal analytique $z(t)$ tel que :

$$z(t) = x(t) + jH[x(t)] \quad (2.2)$$

A partir du signal analytique, on peut obtenir une estimation des modulations d'amplitude et de phase. On a donc :

Pour la démodulation d'amplitude

$$|z(t)| = \sqrt{x(t)^2 + H(x(t))^2} \quad (2.3)$$

Pour la démodulation de phase

$$\arg(z(t)) = \arctg(H(x(t))/x(t)) \quad (2.4)$$

2.2.3. La moyenne synchrone

La moyenne synchrone consiste à découper un signal vibratoire en N_s segments de même longueur et d'effectuer une moyenne d'ensemble sur ces segments [Mcfad1987]. La longueur de ces segments est prise égale à la période T de rotation du pignon ou de la roue du réducteur à analyser. La moyenne synchrone est souvent utilisée comme moyen de pré-traitement du signal pour réduire le bruit ou bien pour séparer l'influence de différentes sources d'excitations [Mcfad1989].

$$x_{moy}(t) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=0}^{N_s-1} x(t + iT) \quad (2.5)$$

2.2.4. Le signal résiduel

Stewart [Stew1977] a proposé pour la première fois l'idée d'un signal résiduel. Le but du signal résiduel est d'éliminer les composantes qui se produisent à la fréquence d'engrènement et ses harmoniques. La moyenne synchrone est utilisée pour éliminer toutes les composantes non synchrones à la rotation de l'arbre comprenant le bruit.

L'objectif est d'obtenir le signal résiduel et d'enlever l'influence du bruit et les composantes régulières de vibration et de montrer les composantes du signal produites par le défaut. Pour un engrenage sain, la fréquence d'engrènement, ses harmoniques, les fréquences de rotation des arbres et leurs harmoniques dominent le spectre de vibration. Quand un défaut est présent, le signal de vibration en révolution complète sera modifié par les effets d'une impulsion d'impact de courte durée. Pour détecter les caractéristiques des défauts dans le

signal de vibration, les composantes régulières doivent être enlevées. Il reste le signal résiduel qui est censé être plus sensible à la progression de défaut.

2.3. L'analyse de Fourier

L'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier (TF) est définie par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (2.6)$$

La transformée de Fourier fournit une bonne description des signaux stationnaires et pseudo-stationnaires et elle contient la même information que le signal temporel.

La transformée de Fourier inverse est donnée par :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \exp(j2\pi ft) df \quad (2.7)$$

Le module au carré de la TF « $|X(f)|^2$ » est connu sous le nom de la densité spectrale de puissance qui offre pour les signaux stationnaires une caractérisation simple et facile à interpréter. Malgré que la transformée de Fourier est la plus utilisée dans le traitement de différents types de signaux stationnaires, elle ne permet pas l'analyse du comportement local des signaux ni la détection de l'apparition ou l'extinction d'une fréquence. La figure 2.3 montre la représentation temporelle et la densité spectrale du signal $x_1(t)$ donné par :

$$x_1(t) = \begin{cases} 10 \sin(2\pi 100t) & 0 \leq t \leq 1 \text{ s} \\ 10 \sin(2\pi 10t) & 1 \leq t \leq 2 \text{ s} \\ 40 & t = 0,5 \text{ s} \\ 40 & t = 1,5 \text{ s} \end{cases} \quad (2.8)$$

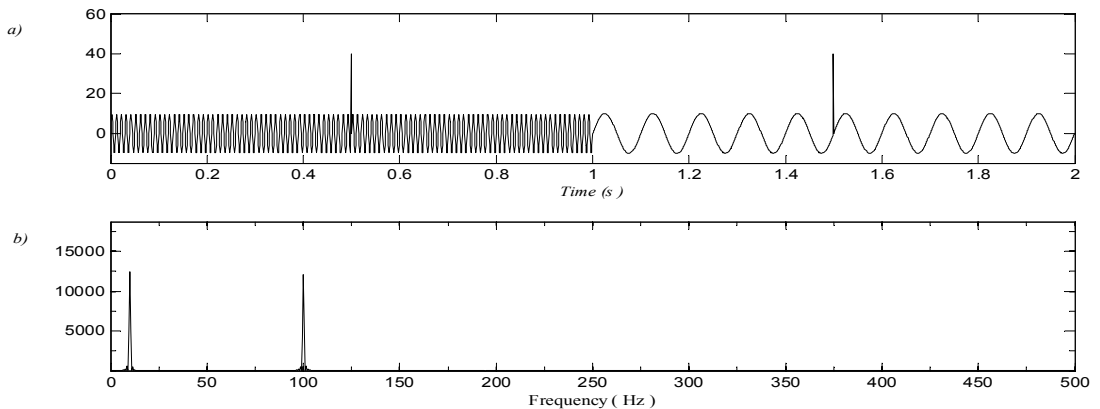


Fig. 2.3. a) Représentation temporelle du signal $x_1(t)$, b) son spectre.

Pour remédier aux limitations de la TF, il est nécessaire de projeter le signal sur des fonctions analysantes qui permettent de décrire le signal par une représentation conjointe à la fois en temps et en fréquence [Flan1998], [Kahan1998]. Plusieurs méthodes existent et aucune ne prédomine sur les autres. Leur utilisation dépend de l'application, des avantages et des inconvénients de chacune pour faire apparaître les informations recherchées. Trois méthodes sont présentées dans ce chapitre.

- La transformée de Fourier à fenêtre glissante.
- La transformée en ondelettes.
- La transformée de Hilbert-Huang.

2.4. Transformée de Fourier à court terme

Afin de remédier aux problèmes de la TF, en 1946 Gabor a proposé d'utiliser la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFCT pour la transformée de Fourier à court terme). Cette transformée consiste à calculer la TF sur une partie du signal sélectionnée à l'aide d'une fenêtre bien localisée en temps (Fig. 2.4).

La TFCT continue d'un signal $x(t)$ est définie par :

$$X_g(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t-\tau)\exp(-j2\pi ft)dt \quad (2.9)$$

Ou par la forme duale :

$$X_g(\tau, f) = \exp(-j2\pi f\tau) \int_{-\infty}^{+\infty} X(\nu)G(\nu-f)\exp(j2\pi\nu\tau)d\nu \quad (2.10)$$

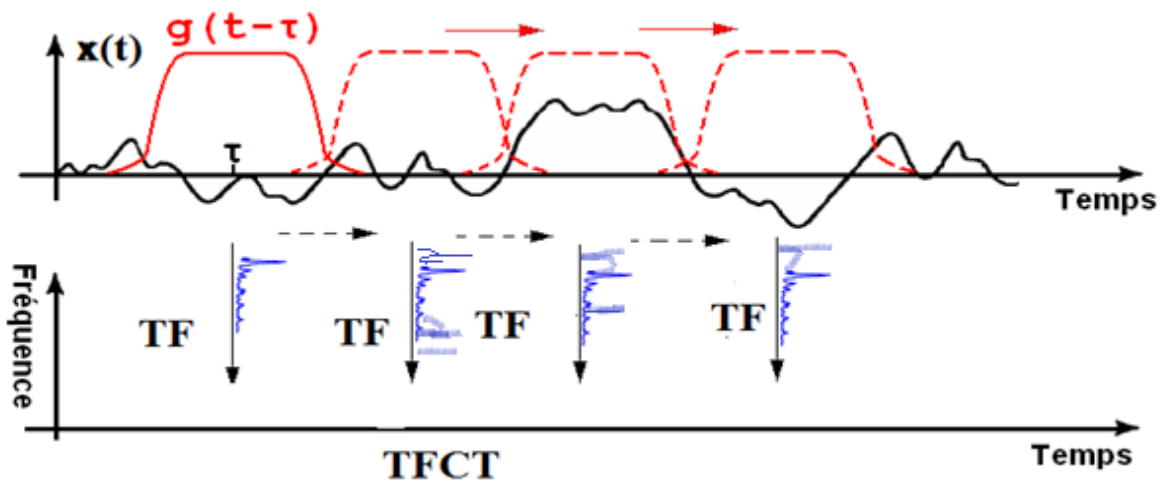


Fig. 2.4. Principe de la transformée de Fourier à court terme (TFCT) [Shar2007].

La TFCT discrète est donnée par :

$$X_g(k, m) = \sum_{n=1}^{N_p-1} x(n)g(n-k)\exp(-\frac{j2\pi mk}{N_p}) \quad k, n, m \in \mathbb{Z} \quad (2.11)$$

N_p est le nombre de points du signal.

Les translations successives de la fenêtre permettent d'analyser localement le comportement temps-fréquence du signal. Le choix de la bonne fenêtre est d'une importance capitale pour l'interprétation de la TFCT. D'après le principe d'incertitude d'Heisenberg [Doug1992], [Cohen1989] une fenêtre bien adaptée aux faibles fréquences ne le sera pas pour les hautes fréquences (Fig. 2.5).

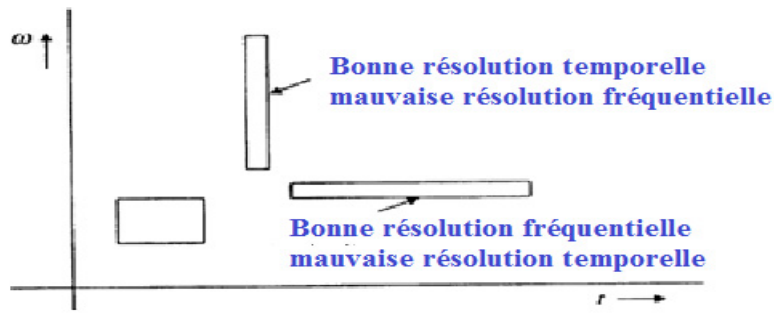


Fig. 2.5. Localisations des fenêtres en temps et en fréquences [Som2010].

TFCT impose le choix de la longueur temporelle de la fenêtre d'analyse. Ce choix a un certain nombre de conséquences sur la localisation des événements dans le plan temps-fréquence. Ces événements peuvent être localisés en fréquences par l'utilisation d'un grand support. Le signal est analysé par une fenêtre g ayant une durée où le signal est supposé stationnaire. La longueur de la fenêtre est donc choisie afin de vérifier l'hypothèse de stationnarité. Ce choix influe directement sur la résolution de la décomposition. En effet si la fenêtre g est petite, la résolution temporelle est grande mais la résolution fréquentielle est faible et inversement. Si une grande résolution fréquentielle est nécessaire, alors il faut utiliser une fenêtre d'analyse de grande durée. Dans ce cas, il sera alors difficile de respecter l'hypothèse de stationnarité. Un compromis s'impose alors entre une bonne localisation en fréquence et une mauvaise localisation en temps et réciproquement [Cohen1989].

Par ailleurs, la forme et la durée de la fenêtre [Cot2000] ainsi que le pas de déplacement sont des paramètres qui doivent être fixés au début de l'analyse, ce qui suppose une bonne connaissance à priori du signal à analyser.

L'analyse du signal $x_1(t)$ (équation 2.8) par la TFCT dont le résultat est représenté dans la Fig. 2.6 est difficile. Une fenêtre de durée 0.512 s (512 points pour une fréquence d'échantillonnage 1000 Hz) permet de rendre compte du comportement fréquentiel des deux sinusoïdes, mais ne nous renseigne pas sur la présence des deux impulsions de Dirac. A l'inverse une fenêtre de durée plus faible 0.016 s (16 points pour une même fréquence d'échantillonnage) permet de localiser précisément les deux impulsions de Dirac. Ainsi la caractérisation du comportement sinusoïdal du signal n'est pas satisfaisante.

Pour surmonter le problème du choix de la durée de la fenêtre dans la TFCT, une autre solution a été proposée. Cette solution qui consiste à faire varier la taille de la fenêtre en fonction de la fréquence. Dans ce cas les tailles des boîtes d'Heisenberg (Fig. 2.7) ne sont plus constantes mais varient avec la fréquence. Dans ce cas, la notion de la fréquence est remplacée par la notion d'échelle utilisée dans la transformée en ondelettes continue.

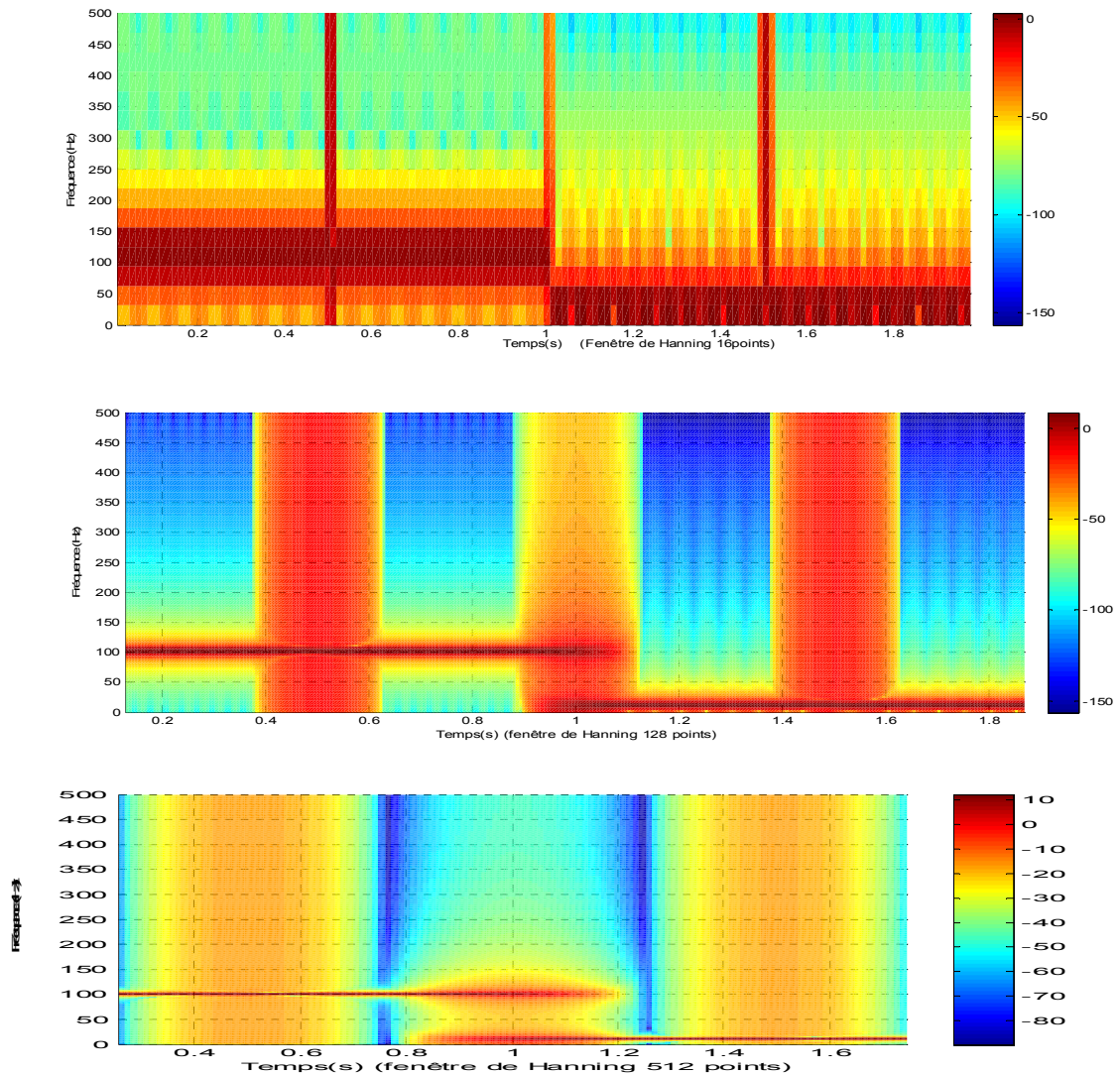


Fig. 2.6. Transformée de Fourier à court terme du signal $x_1(t)$.

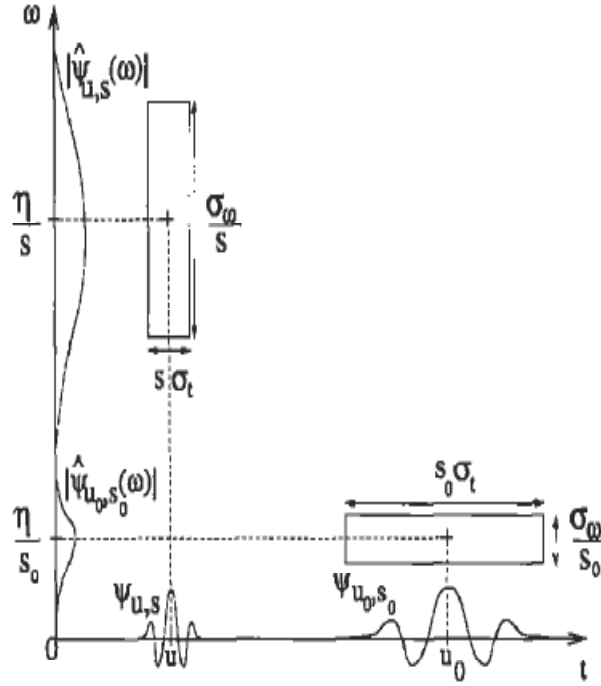


Fig. 2.7. Les boîtes temps-fréquence de deux ondelettes (quand l'échelle diminue, le support en temps est réduit mais l'étalement des fréquences augmente et couvre les hautes fréquences) [Mal2003].

2.5. La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes (TO) est apparue dans les années 1980 à partir du travail de Jean Morlet effectué en vue d'applications sismiques [Mey1987]. Ensuite, la TO a connu de nombreux développements mathématiques [Mey1990], [Daub1992], [Mey1993], [Mal2003].

2.5.1. La transformée en ondelettes continue (TOC)

La TOC consiste à décomposer un signal en composantes élémentaires localisées à la fois en temps et en fréquence. Cela s'effectue par translation (Fig. 2.8) et dilatation (Fig. 2.9) d'une ondelette analysante appelée ondelette mère. Les coefficients de la TOC d'un signal $x(t)$ au temps b et une dilatation a sont donné par (Fig. 2.10) :

$$X_{TOC}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.12)$$

La synthèse de $x(t)$ à partir des coefficients d'ondelettes est décrite par la formule [Stas1997]:

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} X_{TOC}(a,b) \cdot \psi_{a,b} \frac{da db}{a^2} \quad (2.13)$$

c_ψ est une constante donnée par la condition d'admissibilité.

La figure 2.11 montre la TOC du signal $x_1(t)$ (équation 2.8). Cette figure montre deux fréquences (100 Hz et 10 Hz) à deux échelles différentes, trois impulsions dont deux correspondent aux impulsions du signal et la troisième au temps 1 s correspond au changement brusque des deux fréquences qui montre la discontinuité.

La transformée en ondelettes est constituée de deux grands parties : la TOC et celui des ondelettes orthogonales et les paquets d'ondelettes (la transformée en ondelettes discrète).

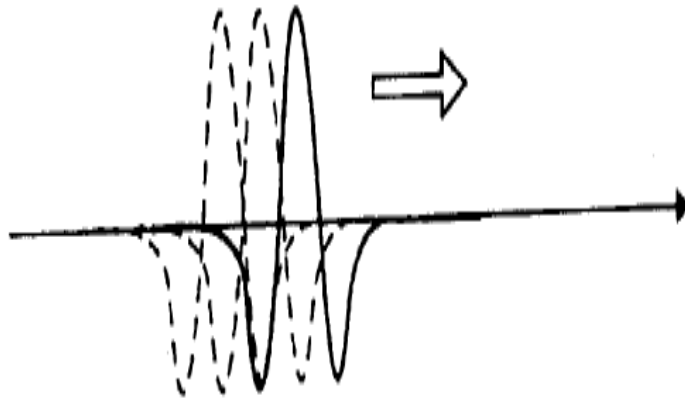


Fig. 2.8 Translation (changement de position) des ondelettes [Som2010].

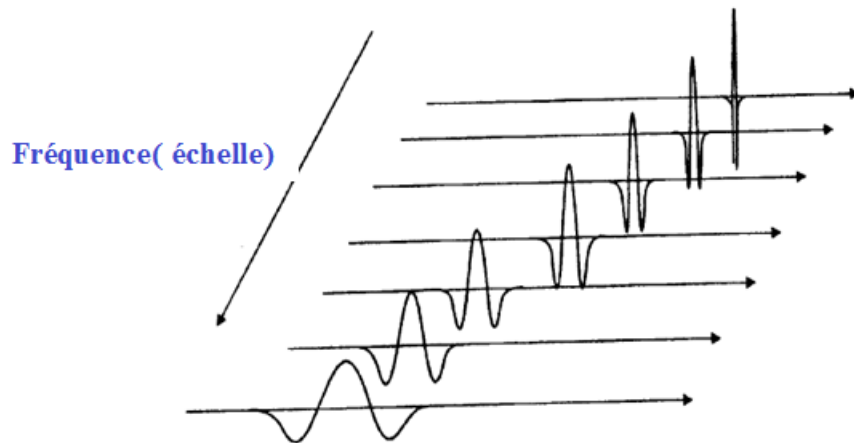


Fig. 2.9. Changement d'échelle (niveau) des ondelettes [Som2010].

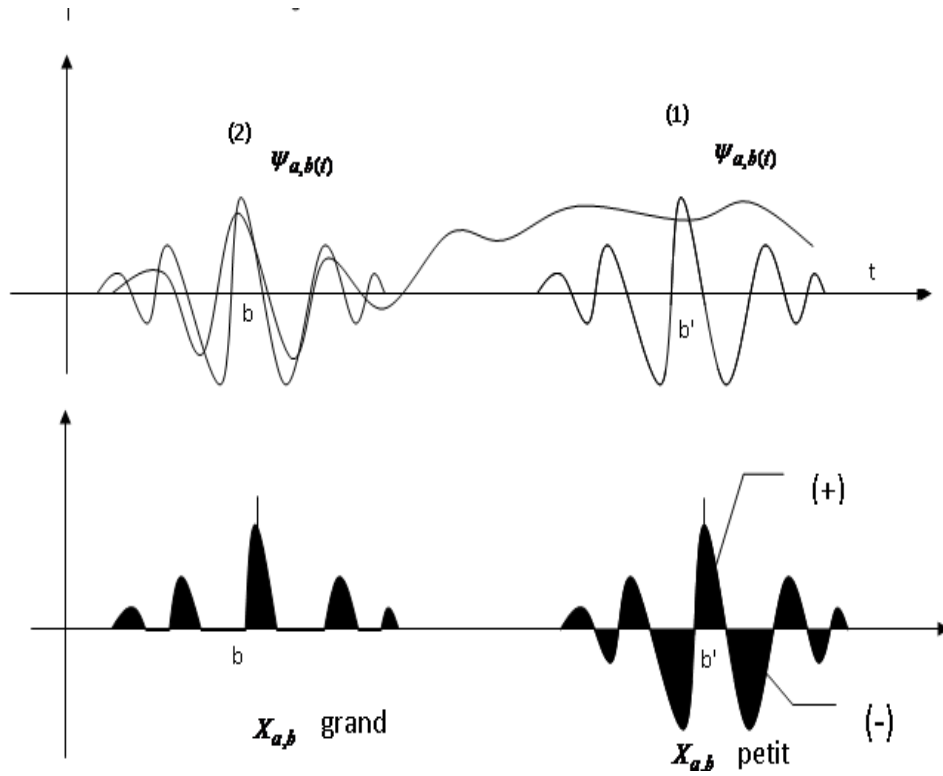


Fig. 2.10. Principe de la TO continue [Mey1987].

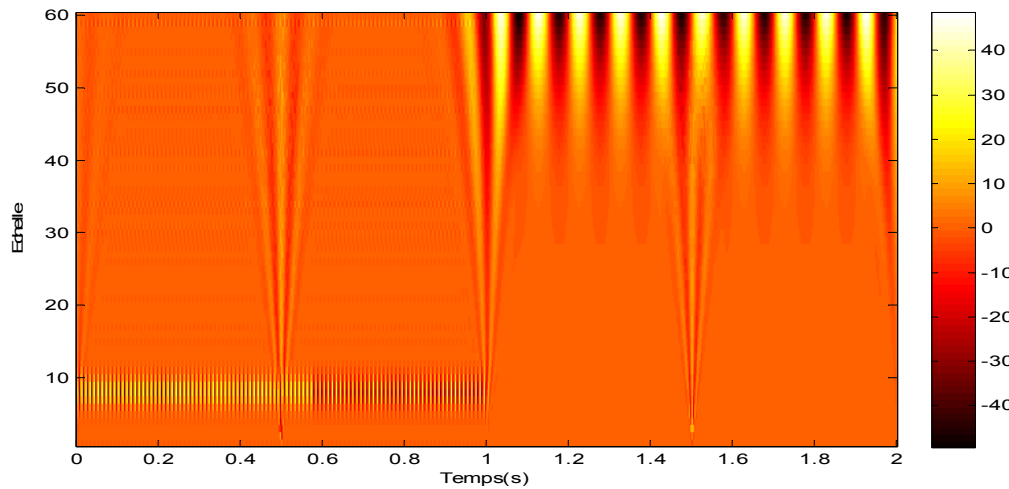


Fig. 2.11. Transformée en ondelettes continu du signal1 (l'ondelette de Morlet).

2.5.2. La transformée d'ondelettes discrète (TOD)

Du point de vue fonctionnel, il s'agit de remplacer une représentation continue (a,b) par une représentation discrète [Kahan1998]. Cela se fait en échantillonnant les coefficients de l'ondelette sur une grille hyperbolique qui permet d'avoir une représentation non redondante et de numériser le traitement par ondelettes.

Dans ce cas les paramètres a et b deviennent :

$$a = a_0^m \quad \text{et} \quad b = nb_0 a_0^m \quad n, m \in \mathbb{Z}$$

où a_0 est un paramètre de dilatation et b_0 est un paramètre de translation.

En effet, l'ensemble des fonctions $\psi_{m,n}(t)$ devient une base orthonormée si a_0 prend des valeurs très spéciales. Pour la majorité des applications on choisit $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$. Alors le pas de translation $b = nb_0 2^m$ qui correspond à un réseau dyadique $(t, f) = (nb_0 2^m, 2^m f_0)$ où f_0 est la fréquence de l'ondelette mère. La famille d'ondelettes discrètes devient :

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m} t - nb_0) \quad (2.14)$$

La version discrète de la transformée d'ondelettes continue est donnée par [Daub1990], [Daub1992], [Mal2003] :

$$X_{TO}(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int x(t) \psi^*(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (2.15)$$

Mallat [Mal2003] a développé le concept de l'analyse multirésolution qui a permis de développer un algorithme général de construction des différentes bases orthogonales.

La transformée en ondelettes s'est largement développée depuis son introduction et a donné naissance à une grande variété d'outil d'analyse des signaux non stationnaires tels que l'analyse multi-résolution, les paquets d'ondelettes et le débruitage par ondelettes [Mal2003], [Daub1992], [Som2010].

En pratique, on ne s'intéresse qu'au module au carré de ces transformations (TFCT et TOD) qui donne la distribution d'énergie dans le plan temps- fréquence ou temps- échelle.

2.5.3. Les ondelettes orthogonales

Les bases d'ondelettes orthogonales ont été introduites à partir de la forme discrétisée de la TO continue qui est redondante. L'orthogonalité signifie que le produit scalaire d'une ondelette quelconque avec une autre est nul :

$$\int \psi(2^{-j}t - k) \psi^*(2^{-i}t - l) dt = \begin{cases} 1 & \text{lorsque } i = j \text{ et } k = l, \\ 0 & \text{si non.} \end{cases} \quad (2.16)$$

L'orthogonalité permet de ne garder que l'information nécessaire et suffisante afin d'assurer la réversibilité. Une ondelette mère orthogonale et sa fonction d'échelle (Fig. 2.12) permettent d'effectuer une analyse multi-résolution orthogonale : les espaces de

détail et d'approximation sont alors orthogonaux, c'est-à-dire que la projection des vecteurs de la base de l'un des espaces sur l'autre donne zéro. Chaque ondelette et sa fonction d'échelle associée sont également orthogonales. Une famille d'expansion très populaire a été créée par Ingrid Daubechies [Daub1992].

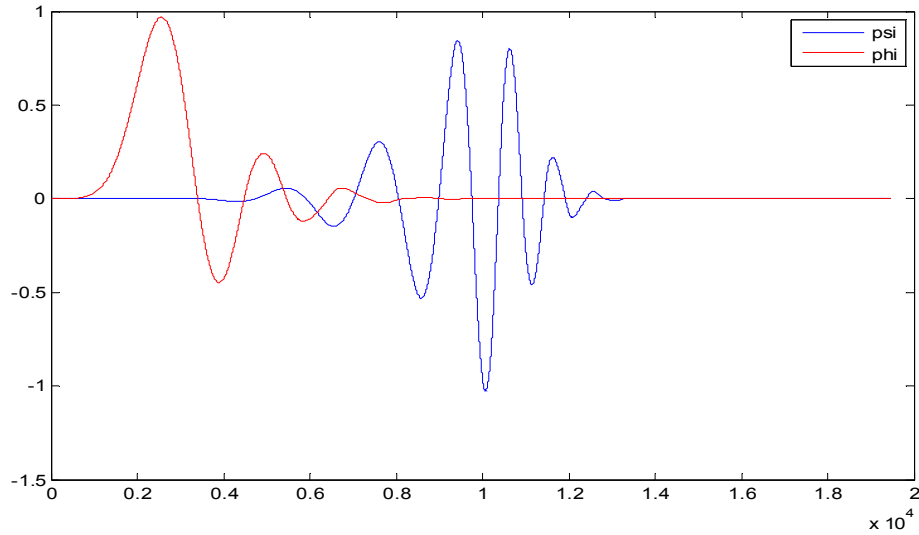


Fig. 2.12. L'ondelette psi (db10) et sa fonction d'échelle (phi).

2.5.4. L'analyse multirésolution

Une analyse multirésolution de $L^2(R)$ des fonctions continue et carré intégrable, est une analyse à la résolution j de la fonction $x(t)$ par l'action de l'opérateur linéaire A_j tels que : $A_j x \in V_j$. V_j est un sous espace de L^2 .

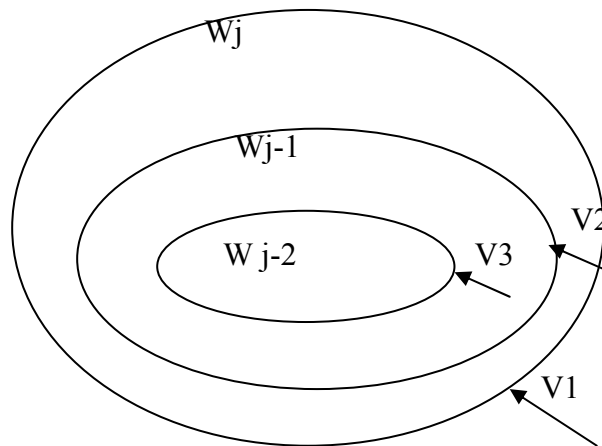


Fig. 2.13. Principe de la multirésolution

Ces sous espaces V_j (Fig. 2.13) sont imbriqués les uns dans les autres $V_{j+1} \subset V_j$ tel que le passage de l'un à l'autre correspondant au résultat d'un changement d'échelle. Dans le cas dyadique nous avons :

$$x(t) \in V_j \Leftrightarrow x\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1} \quad (2.17)$$

Les sous espaces vectoriels emboîtés les uns dans les autres ($\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \dots$).

Il existe une fonction d'échelle qui par dilatation et translation engendre une base orthonormée de V_j cette fonction sera notée $\Phi(t) \in L^2(R)$ tel que :

$$\Phi_{j,k}(t) = \sqrt{2} \Phi(2^{-j}t - k)_{k \in \mathbb{Z}} \quad (2.18)$$

La décomposition du signal sur la base des fonctions d'échelles fournira les coefficients d'approximation à l'échelle j .

A partir des sous espaces V_j , on définit des sous espace W_j le supplément de V_j dans V_{j-1} et $W_j \perp V_j$, tel que :

$$V_{j-1} = W_j + V_j \quad (2.19)$$

W_j sont les espaces de détails. Il existe une fonction appelée ondelette $\psi(t)$ qui par dilatation et translation engendre une base de W_j représentant l'information des détails additionnels nécessaires pour passer de l'approximation échelle j à celle la plus fine $j-1$, tel que [New1993] :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{-j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2.20)$$

Alors le signal $x(t)$ peut être représenté par les fonctions ψ et Φ qui satisfont les équations de dilatations [New1993] :

$$\Phi(t) = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n) \Phi(2t - n) \quad (2.21)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(n) \Phi(2t - n) \quad (2.22)$$

où $h(n)$ et $g(n)$ sont des filtres en quadrature miroir caractérisés par leurs réponses impulsionnelles [Daub1992], [Vett1992], [Corm1993] :

$$g(n) = (-1)^n h(1-n) \quad (2.23)$$

Alors les coefficients d'approximation $A_{j,k}$ à la résolution 2^{j-1} sont obtenus à partir des coefficients d'approximation à la résolution 2^j par filtrage en utilisant le filtre passe bas h_k suivi d'un décimateur d'ordre 2. Les coefficients de détails $d_{j,k}$ sont obtenus à partir des coefficients d'approximation $A_{j,k}$ par filtrage en utilisant le filtre passe haut g_k suivi d'un décimateur d'ordre 2 (Fig. 2.14) Ainsi, le signal peut être analysé à différentes résolutions, d'où le nom de la méthode.

$$A_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n) A_{j-1,2k+n} \quad (2.24)$$

$$d_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(n) A_{j-1,2k+n} \quad (2.25)$$

Le schéma d'analyse est réversible et conduit à un algorithme dual de synthèse dans lequel une approximation à une résolution donnée se déduit de l'approximation et du détail à la résolution immédiatement inférieure.

La figure 2.15 montre la décomposition du signal $x_1(t)$ (équation 2.8) par la TOD en cinq niveaux différents en utilisant l'ondelette de Daubeshies d'ordre 10.

A l'inverse de l'algorithme d'analyse qui opère par des filtres d'ordre 10 suivis de décimations, l'algorithme de synthèse opère par des interpolations suivies de filtrage (Fig. 2.14).

On constate qu'ils mettent en œuvre deux cascades de cellules identiques. Les cellules associées à l'analyse (A) contiennent les deux filtres h (Lo_D) et g (Hi_D), suivis d'une opération de décimation qui consiste à ne retenir qu'un échantillon sur deux. Les cellules associées à la synthèse (x) opèrent tout d'abord une interpolation sur les entrées (il s'agit en fait d'une insertion d'un zéro entre deux échantillons consécutifs), puis un filtrage par h' (Lo_R) et g' (Hi_R) qui sont filtres transposés de h et g .

2.5.5. Les paquets d'ondelettes

Comme pour les transformées discrètes en ondelette orthogonale, les paquets d'ondelettes [Mal2003], [Daub1992] nécessitent l'emploi d'ondelettes orthogonales. Le principe de la décomposition en paquets d'ondelettes est de réitérer le processus de décomposition d'un signal en approximation et en détail non plus uniquement sur les coefficients

d'approximation mais aussi sur ceux des détails (Fig. 2.16). On dispose alors d'un plus grand nombre d'espaces de projection. La figure 2.17 représente l'algorithme pyramidal étendu permettant d'obtenir les coefficients. Alors que la figure 2.18 montre le choix de décomposition possible. Cet arbre de décomposition peut être vu comme un tableau de coefficients où les cellules de chaque ligne se décomposent en deux sous arbres correspondant à des sous-espaces orthogonaux. Pour respecter la condition d'orthogonalité, elles ne sont considérées valides que les décompositions qui forment une base complète dans le sens horizontal de ce tableau sans superposition dans le sens vertical (autrement dit, un nœud de l'arbre peut être remplacé par ses deux nœuds enfants). L'arbre de décomposition obtenu donne le choix de la décomposition : décomposition complète (dernière ligne de l'arbre), coefficients d'ondelettes classiques, ou encore toute décomposition orthogonale valide. Différentes approches ont été développées pour un choix pertinent des coefficients [Coif1992].

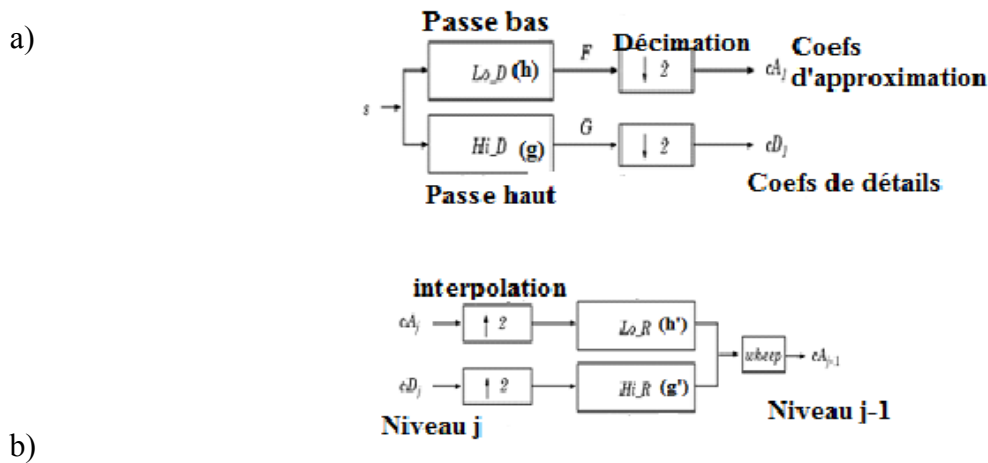


Fig. 2.14. Algorithme des ondelettes discrètes a) décomposition, b) reconstruction.

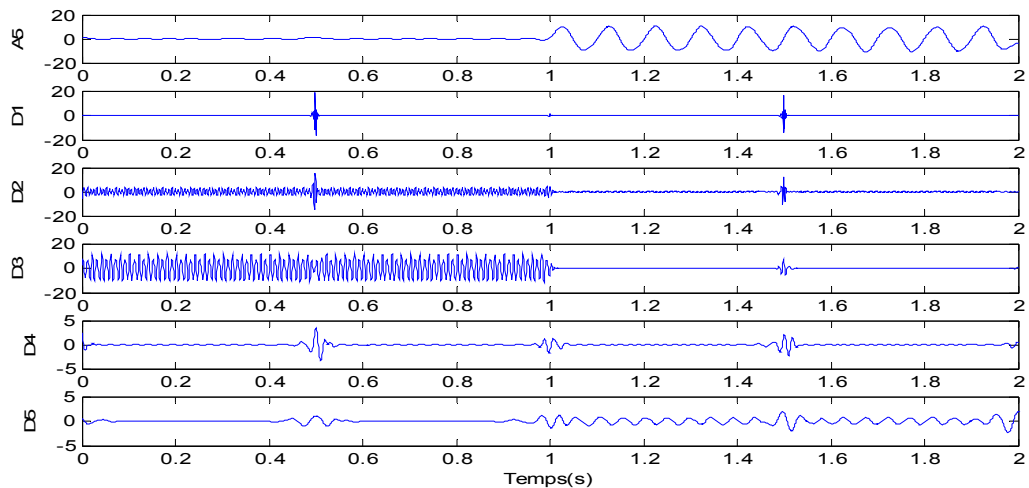


Fig. 2.15. TOD avec (db10) et cinq niveaux du signal1.

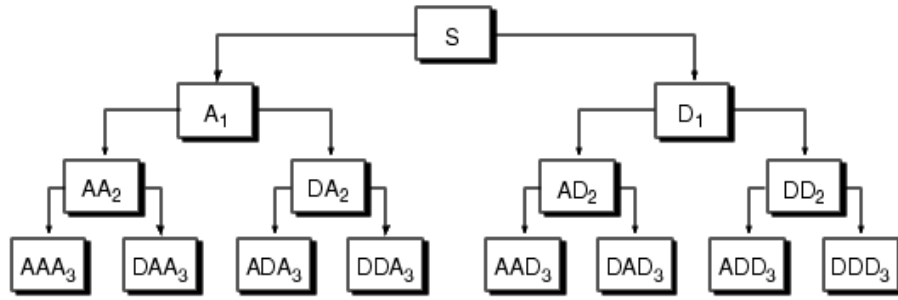


Fig. 2.16. L'algorithme pyramidal.

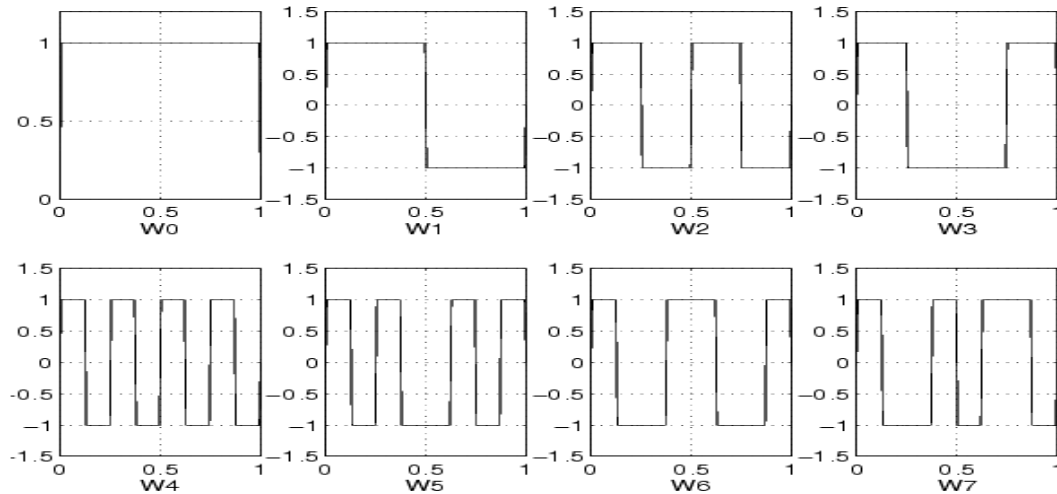


Fig. 2.17. Paquet d'ondelettes (l'ondelette de Haar).

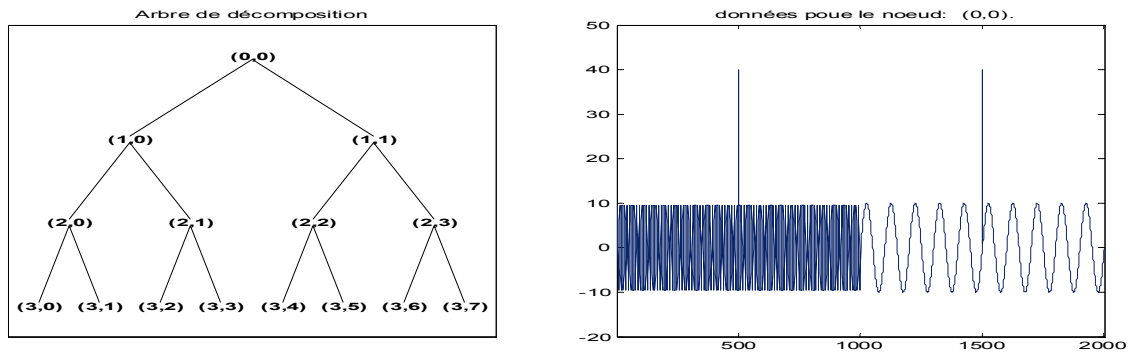


Fig. 2.18. L'arbre de décomposition des paquets d'ondelettes du signal1.

2.6. Application des ondelettes dans la détection des défauts mécaniques

Les ondelettes ont de nombreuses applications dans l'analyse des signaux vibratoires. Les ondelettes n'ont pas été utilisées séparément. Mais, elles ont été associées à d'autres techniques d'analyses. Le tableau 2.1 résume ces applications depuis 1997 jusqu'à 2012. D'après cette étude, nous pouvons remarquer que différentes ondelettes et techniques ont été utilisées pour le même type de signal d'engrenage ou de roulement.

Tab. 2.1. Les applications de la transformée en ondelettes dans la détection des défauts d'engrenage ou de roulement (Type désigne le type d'ondelette).

Type	Méthodes	Technique	Élément mécanique	Auteurs	ondelette	Type du signal
DWT	ANN, MSE	Vibration	Engrenage+roulement	Paya1997	Db4	Réel (westland)
CWT	NNW, scalogramme	Vibration	Engrenage	Jaehong1999	Morlet	réel
DWT	FFT, Scalogramme	Vibration	Engrenage	Sungc2000	Db20	réel
CWT	Entropy, Scalogramme	Vibration	Engrenage, roulement	Jinl2000, LI2007	Morlet Haar	simulé
	Scalogramme		Engrenage	Akira2000		simulé
	Scalogramme de phase		Engrenage	Mah2007		Simulé
	Représentation des Contours, scalogr, spectre		Engrenage	Zheng2002		Réel
WP	Spectre, moyenne, variance	Vibration	Roulement	Nikolaou2000	Db12	Simulé, réel
	Contour, arbre	Vibration	engrenage	Mah2006	Db10	Réel
	Energie	Courant	Roulement	Jafar2007	Meyer	Réel
DWT	RMS, Kurtosis, spectre	Vibration	Roulement (défaut multiple et simple)	Prab2000	Db4	Réel
CWT	Spectre, scalogramme	Vibration	Engrenage	Zheng2002	Morlet	Réel
WP	Moyenne, STD, spectre	Vibration	Roulement	Nikolou2002a Nikolou2002b	Db12 Morlet	Simulé, réel
DWT, CWT	FFT, scalogramme	Vibration	Engrenage	Chinmk2006	Db8	Réel
CWT	TSA ondelette	Vibration	Engrenage	Halim2008	Morlet	Simulé, réel
Denoising	TSA	Vibration	Engrenage	Jafarrizadeh2008	Morlet	Simulé réel
CWT	Envelop, Hilbert	Vibration	Roulement	Yuht2009	Morlet	Réel, simulation signal roulement
DWT	ANN, RMS, logique flou	Vibration	Roulement	Singg2009	Morlet, Meyer, Db10, chapeau mexicain	Réel
CWT	Autocorrelation, spectre	Vibration	Engrenage	Rafie2009	Db44	Simulé, réel
CWT	K-s test	Vibration	Engrenage, roulement	Zhuz2009	Morlet	simulé
CWT	STD, variance, Kurtosis, M4	Vibration	Engrenage, roulement	Rafie2010	Toutes les ondelettes	Réel
DWT	ANN, RMS	Vibration	Engrenage	Saravan2010	Db1-Db15	Simulé
Denoising	Spectre, MSE, SVM,	Vibration	Arbre, roulement	Junlin2010	Db4	Réel
Denoising, DT	AR, spectre, TSA	Vibration	Engrenage (multipl)	Zhixiong2011	Db4	Simulé, réel
DWT	Spectre, scalogramme	Vibration	Roulement	Kunf2011	Laplace ondelette	Simulation (roulement)
CWT	SVM, RMS, Kurtosis	Vibration	Roulement	Konar2011	Db10, Morlet	Réel
CWT	Algorithmes génétiques	Vibration	Roulement	Wensheng2010	Morlet	Simulé, réel
Denoising	ATW, WVD, Hilbert	Vibration	Engrenage	Wenyi2011	Morlet	Réel
CWT	EMD, SVM, Corrélation	Vibration	Engrenage	Amirh2011	Morlet	Simulé, réel
CWT	Bicoherence	Vibration	Engrenage	Combet2012	Morlet	Simulé, réel
WPT	EMD, énergie, ANN	Vibration	Roulement+engrenage+arbre	Bin2012	Db	Simulé, réel
lifting	Seuillage	Vibration	Roulement	Bing2012	Ondelette morphologique	Simulé, réel
TFR	EMD, HHT, spectre	Vibration	Engrenage	Chuan2012	Morlet	Simulé(Engrenage), réel

2.7. Problème du choix de l'ondelette mère

Avant de réaliser une analyse par ondelettes, il faut choisir la fonction analysante (l'ondelette mère). La forme de l'ondelette est importante, mais il est important aussi de bien choisir sa durée et sa largeur de bande. Ces deux paramètres déterminent les résolutions de la transformée dans les domaines temporel et fréquentiel.

Il existe un grand nombre de familles d'ondelettes qui peuvent être divisées en deux catégories:

- 1) Les ondelettes à filtres qui sont associées à des analyses multi-résolution orthogonales (ondelettes discrètes) telles que les ondelettes de Daubechies (db1....db20), Symlet.
- 2) Les ondelettes sans filtre qui sont utiles pour la transformée en ondelette continue qui comprennent l'ondelette gaussienne, le chapeau mexicain, l'ondelette de Morlet, l'ondelette gaussienne complexe. Ces ondelettes présentent des propriétés de régularité infinie, de symétrie, de reconstruction possible et d'expression explicite. La symétrie permet d'assurer une meilleure invariance par translation et donc fournit une localisation temporelle plus fiable.

Les résultats obtenus avec les ondelettes (Fig. 2.15) comparés à ceux de la transformée de Fourier et du spectrogramme ont montré une grande amélioration. Cependant, les ondelettes nécessitent la spécification d'un noyau ou d'une fonction de base pour effectuer la décomposition et les résultats obtenus dépendent fortement de la spécification à priori d'une fonction de base (l'ondelette mère) et le nombre des échelles. Partant de ces limitations, Huang et al. [Huang1998] ont introduit une nouvelle méthode appelée la transformée de Hilbert Huang qui traite la problématique de l'analyse des signaux non-stationnaires qui est basée sur l'approche de décomposition modale empirique (EMD).

2.8. La transformée de Hilbert Huang

2.8.1. Introduction

La transformée de Hilbert Huang est une méthode d'analyse temps-fréquence introduite pour la première fois en 1998 par Huang et al [Huang1998]. Cette méthode consiste à décomposer de façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes qui possède une seule fréquence à chaque échantillon. Elle calcule ensuite la fréquence et l'amplitude instantanée de chacune de ces composantes en utilisant la transformée de Hilbert. La décomposition du signal en composantes monomodales est appelée la

décomposition en mode empirique (EMD), acronyme d'empirical mode décomposition.

Dans cette partie, nous allons expliquer en détails le principe de la transformée de Hilbert Huang traditionnelle basée sur le principe de la méthode EMD et nous donnons des exemples de décomposition en utilisant des signaux simulés et nous montrons les différentes limitations liées à l'utilisation de la méthode EMD [Huang2003] tel que le mélange des modes. Pour remédier à ce problème, une nouvelle version de l'EMD a été proposée et dénommée la décomposition en mode empirique d'ensemble (EEMD) [Wuz2009].

2.8.2. Décomposition en mode empirique (EMD)

L'EMD décompose d'une façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes par l'utilisation d'un processus de tamisage. Chaque composante est une forme d'onde de moyenne nulle, modulée en amplitude et en fréquence nommée IMFs (Intrinsic Mode Function) traduite par la fonction modale intrinsèque (Sifting Process) (Fig.2.20).

Contrairement aux représentations temps-fréquence précédentes, la décomposition EMD est locale, itérative et entièrement pilotée par les données (Data driven approach) intrinsèque au signal. L'extraction des IMFs est non linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. L'EMD a montré ses capacités comme outil d'analyse adaptative multi-échelles des signaux non-stationnaires [Huang 1998], [Loutr2004], [Shar2007].

2.8.3. Modes empiriques (IMFs)

L'IMF est une fonction qui doit être :

- a) De moyenne nulle.
- b) Les nombres d'extrema et de passages à zéro diffèrent au plus de un (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successifs, une IMF passe par zéro). Cette condition est nécessaire pour que la fréquence instantanée n'ait pas de fluctuations indésirables dues à l'asymétrie du signal.

Les deux conditions précédentes assurent l'unicité du mode oscillatoire de l'IMF à chaque instant.

- c) Une IMF suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) naturellement de type mono-composante.

2.8.4. Tamisage (sifting process)

Pour calculer les IMFs d'un signal nous suivons l'algorithme suivant :

Le premier pas de la décomposition consiste à identifier les maxima et minima locaux du signal, ceux-ci sont symbolisés par des points sur la figure 2.19.

Les enveloppes supérieures et inférieures sont calculées par interpolation. L'interpolation utilisée dans ce travail est basée sur les splines cubiques.

L'enveloppe moyenne locale $m(t)$ est déterminée à partir des enveloppes supérieure et inférieure.

L'enveloppe moyenne est soustraite du signal d'entrée $h(t) = x(t) - m(t)$.

Ce processus correspond alors à la première itération du tamisage.

La première IMF contient la composante haute fréquence du signal.

Un critère d'arrêt doit être défini pour assurer que le signal obtenu vérifie bien les propriétés d'une fonction modale intrinsèque tout en limitant le nombre d'itérations. Le critère proposé par Huang est basé sur le calcul de la variation relative du signal entre 2 itérations consécutives de l'algorithme [Sexus2005], [Gabr2007], [Shar2007].

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{\left| \left(h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t) \right) \right|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \quad (2.26)$$

Cependant, ce critère ne tient pas compte des pics de grande amplitude et de courte durée dans le signal. Pour éviter ce genre de problèmes, Rilling et al. [Gabr2003] ont proposé un autre critère qui consiste à calculer l'enveloppe moyenne normalisée :

$$m_{\text{norm}}(n) = 2 \frac{|m(n)|}{|Env_{\text{max}}(n) - Env_{\text{min}}(n)|} \quad (2.27)$$

Les itérations sont arrêtées quand l'une de ces deux conditions est remplie :

- ♦ Le pourcentage de points de l'enveloppe moyenne normalisée supérieur à une valeur stop1 qui est supérieure à une valeur tol1.
- ♦ Aucun point de l'enveloppe moyenne normalisée n'est supérieur à stop2.

Si $h(t)$ est une IMF, le résidu est $r(t) = x(t) - h(t)$, alors il faut vérifier si le résidu a un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux). Si cette condition est vérifiée, alors le nouveau signal sera $x(t) = r(t)$,

Si $h(t)$ n'est pas une IMF le nouveau signal sera $x(t) = h(t)$.

Le processus d'extraction des IMF est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extrema. Cela signifie que le résidu est une fonction monotone qui correspond à la dérivé où

tendance du signal initial $h(t)$.

L'organigramme de l'algorithme de l'EMD est illustré dans la figure 2.20.

Cet algorithme comporte deux boucles imbriquées. La boucle principale qui correspond au concept même. Elle s'arrête lorsqu'il n'est plus possible d'extraire de résidu. Cela permet de définir le niveau N de profondeur de la décomposition. D'après la deuxième condition de la définition de l'IMF, les deux enveloppes $EnvMin$ et $EnvMax$ doivent être symétriques par rapport à zéro. D'où la nécessité d'ajouter une boucle supplémentaire qui correspond à une opération appelée processus de tamisage (ou sifting). L'arrêt de cette boucle est lié à un critère qu'il convient de définir précisément.

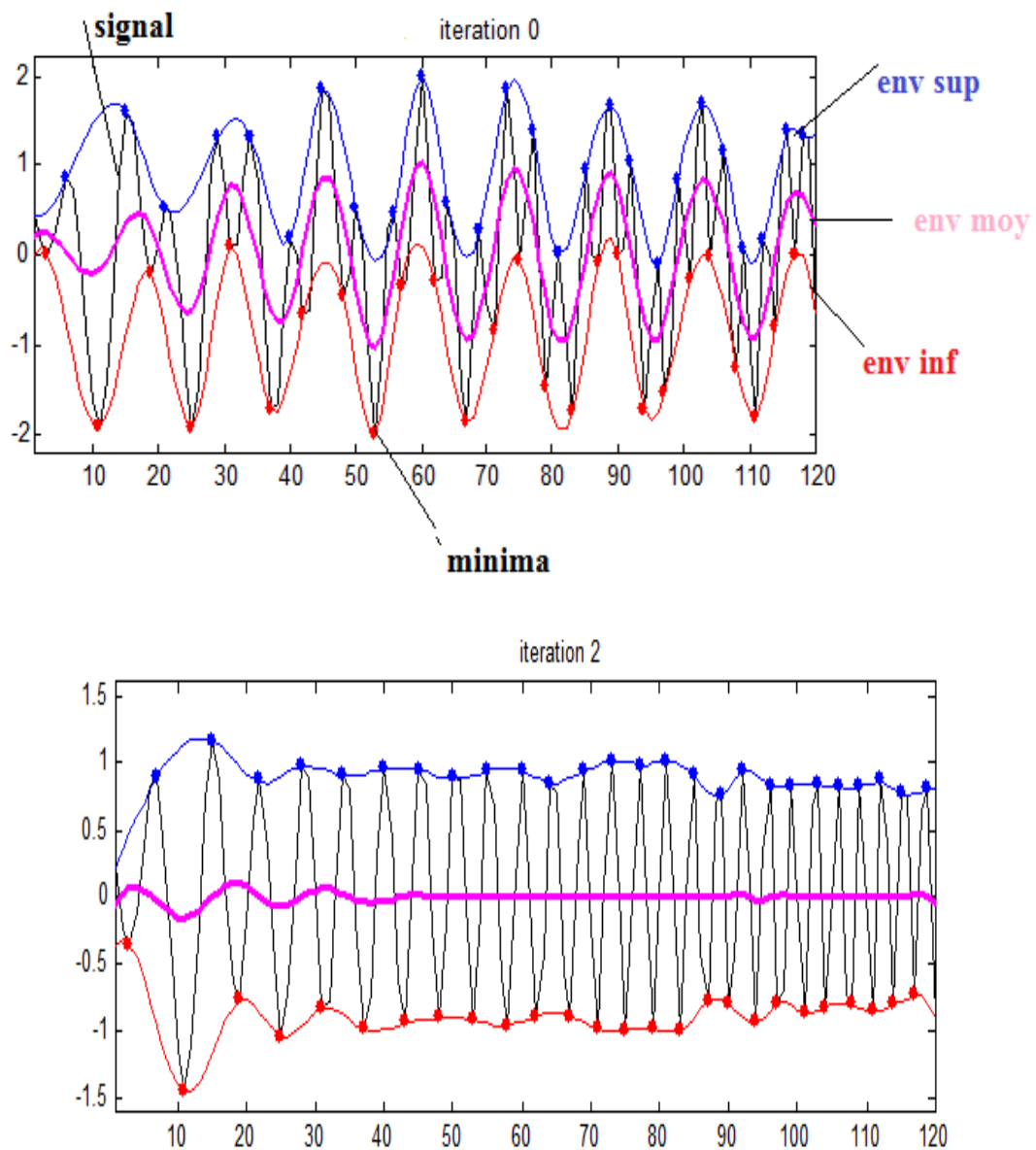


Fig . 2.19. Processus de tamisage pour l'extraction de la première IMF [Flanw].

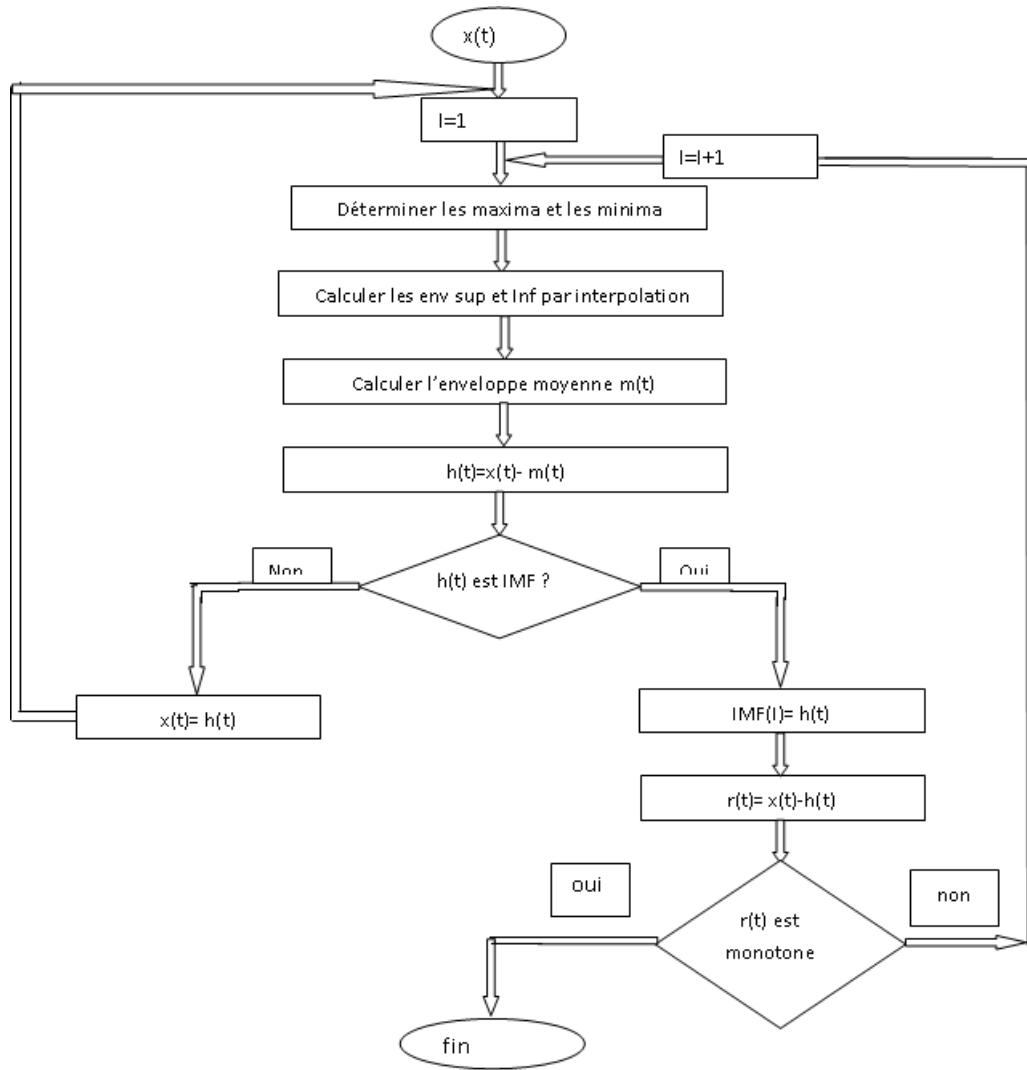


Fig. 2.20. Organigramme de l'algorithme de l'EMD.

2.8.5. La reconstruction de signal

Le signal $h(t)$ peut s'écrire :

$$x(t) = \sum_{n=1}^N IMF_n(t) + r(t) \quad (2.28)$$

où $IMF_n(t)$ est le nième mode, $r(t)$ le résidu de la décomposition et $N \in \mathbb{N}^*$ est le nombre des IMFs.

2.9. Décomposition en modes d'empiriques d'ensembles

Flandrin et al. [Flan2004] ont montré que la décomposition EMD se comporte comme un banc des filtres auto-adaptatifs.

Soit le signal $x_2(t)$ (Fig. 2.21) composé de deux composantes, la première $x_a(t)$ est la

somme de deux sinusoïdes qui représentent les parties harmoniques telle que la fréquence de rotation de la machine et la deuxième $x_b(t)$ est une impulsion périodique de faible amplitude qui représente un choc dû à un défaut mécanique dans les premiers stades de son apparition. Ce signal est décrit par [Jianz 2010] :

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \quad (2.29)$$

avec

$$x_1(t) = \sum \sin(\alpha_i t) \quad \text{et} \quad x_2(t) = \lambda \sum x_i(t) \quad (2.30)$$

où

$$x_i(t) = 2 \sin(\beta t) e^{-((t-t_i)^2 / \sigma)} \quad (2.31)$$

$\alpha = 160\pi$, $\sigma = 10^6$ et $\lambda = 0.04$.

La décomposition EMD du signal $x_2(t)$ est illustrée dans la figure 2.22. Cette figure montre que l'IMF1 contient un mixage de deux fréquences dont le but initial était de les séparer et par conséquent cet exemple montre que la méthode EMD ne permet pas de décomposer n'importe quel signal. Le mélange ou le mixage des modes est donc une faiblesse de la méthode EMD.

La méthode du bruit assisté de l'Ensemble EMD (EEMD) [Wuz2009] a permis de résoudre ce problème efficacement. Le principe de la méthode EEMD est le suivant :

On génère N réalisation du bruit blanc $N_i(t)$, $i=1 \dots N$, de variance σ^2 .

On calcul N décompositions (EMD) des signaux : $y_i(t) = x(t) + N_i(t)$

Les IMFs obtenus par la méthode EEMD sont les moyennes d'ensemble des IMFs précédents

$$IMF_n(t) = \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K IMF_{kn}(t) \quad n = 1, \dots, N \quad (2.32)$$

Si $\sigma/\sqrt{n}$ est petit devant les variations de l'échelle du signal $x(t)$, alors les IMFs obtenus ne dépendent que du signal et σ .

La figure 2.23 montre la décomposition EEMD du signal en utilisant 100 ensembles et un bruit blanc de variance 0.01, le mélange de mode a été parfaitement éliminé.

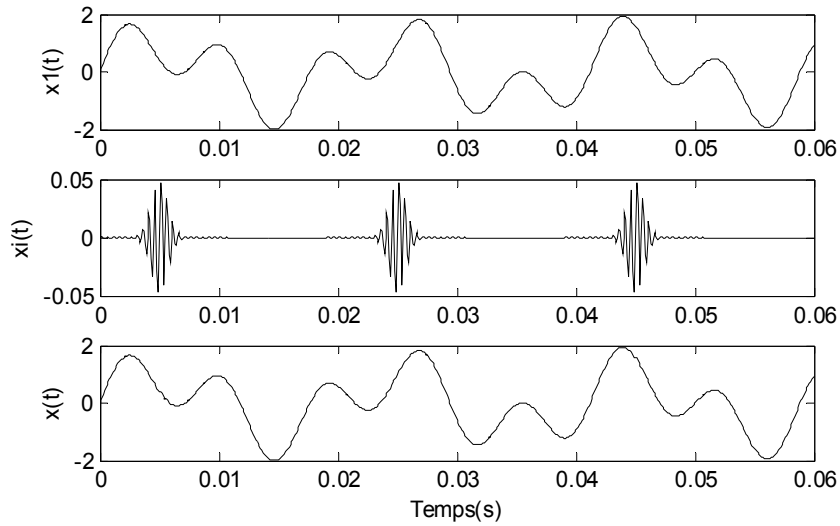


Fig. 2.21. Représentation temporelle du signal $x_2(t)$ et ses composantes.

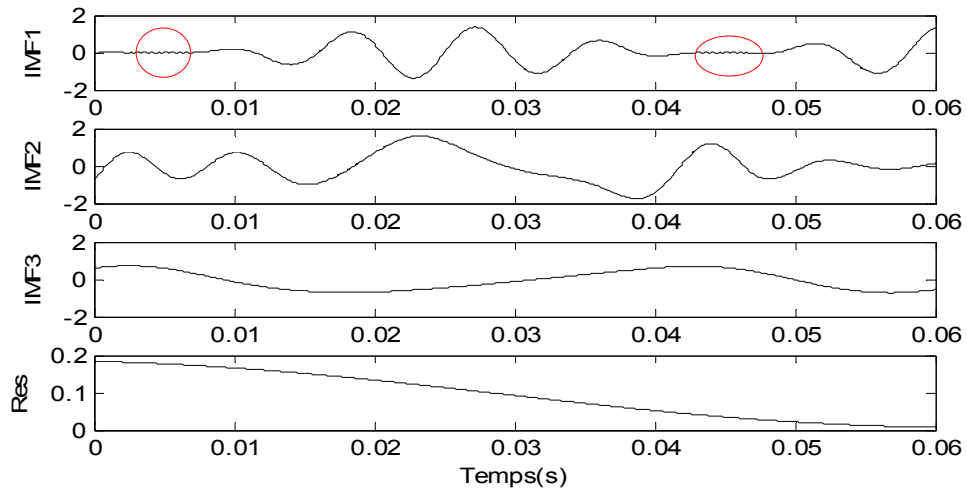


Fig. 2.22. EMD du signal $x_2(t)$.

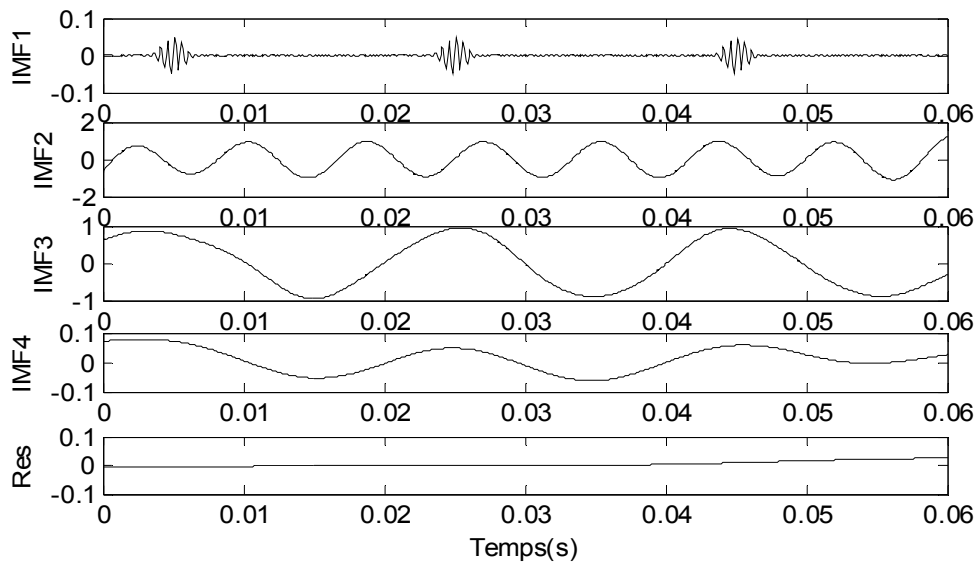


Fig. 2.23. EEMD du signal $x_2(t)$.

2.10. Signal analytique

Une des motivations du développement de la méthode EMD est la recherche d'une estimation de la fréquence instantanée d'un signal pour pouvoir représenter le signal en deux dimensions (temps-fréquences). En effet, l'approche classique de l'estimation de la fréquence instantanée est basée sur le signal analytique et la transformée de Hilbert.

Un signal analytique est un signal qui n'a pas de composantes fréquentielles négatives. La transformée de Hilbert (Fig. 2.24) est utilisée pour créer une classe spéciale de signaux causals appelés analytiques. Les signaux analytiques aident à représenter les signaux à bande étroite comme les signaux complexes qui ont des propriétés particulièrement attirantes pour le traitement du signal. La transformée de Hilbert a été largement exploitée soit pour calculer l'enveloppe d'un signal et en particulier dans la détection des défauts de roulements [Dejie2005], ou pour déduire la fréquence instantanée qui a été utilisée dans le calcul de la vitesse instantanée de l'arbre [Mah2009c].

Soit un signal $x(t)$ appliqué à un filtre analytique de réponse impulsionnelle $k(t)$.

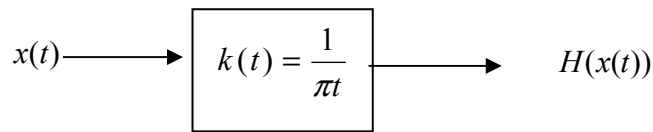


Fig. 2.24. Principe de la transformée de Hilbert.

$$H[x(t)] = x(t) \otimes k(t) \quad (2.33)$$

Un signal analytique $z(t)$ a un spectre qui n'existe que dans le domaine de fréquence positif et s'exprime par :

$$z(t) = x(t) + jH(x(t)) \quad (2.34)$$

Il existe une autre écriture de signal analytique sous forme d'une exponentielle, cette écriture est utilisée pour simplifier les calculs d'un signal complexe. A partir du signal analytique, on peut calculer la phase instantanée et la fréquence instantanée du signal ou de l'IMF.

2.10.1. Fréquences et Amplitudes Instantanées

Pour calculer les caractéristiques instantanées (Fig. 2.25) et (Fig. 2.26) du signal $x_1(t)$, il est possible d'utiliser le signal analytique $z(t)$ associé à $x(t)$.

L'amplitude instantanée est donnée par :

$$Ai(t) = \sqrt{[x(t)]^2 + [H(x(t))]^2} \quad (2.35)$$

La phase instantanée est exprimée par :

$$\phi(t) = \arctg \frac{\text{Im}\{z(t)\}}{\text{Re}\{z(t)\}} = \arctg \frac{H(x(t))}{x(t)} \quad (2.36)$$

La fréquence instantanée de $z(t)$, et donc de $x(t)$, n'est autre que la dérivée de la phase instantanée. Le calcul de la fréquence instantanée par cette technique possède des limitations théoriques. Il n'est applicable qu'aux signaux qui peuvent être représentés par une fréquence unique à chaque instant :

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (2.37)$$

Le calcul de l'amplitude instantanée et la fréquence instantanée de la première IMF par la méthode EEMD (Fig. 2.27), (Fig. 2.28) et (Fig. 2.29) reflètent complètement les caractéristiques du signal

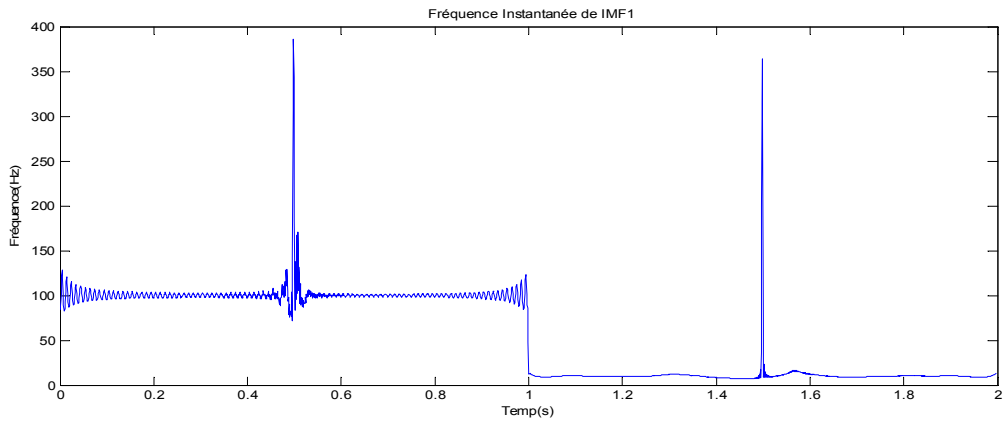


Fig .2.25. La fréquence instantanée de la première IMF par EMD.

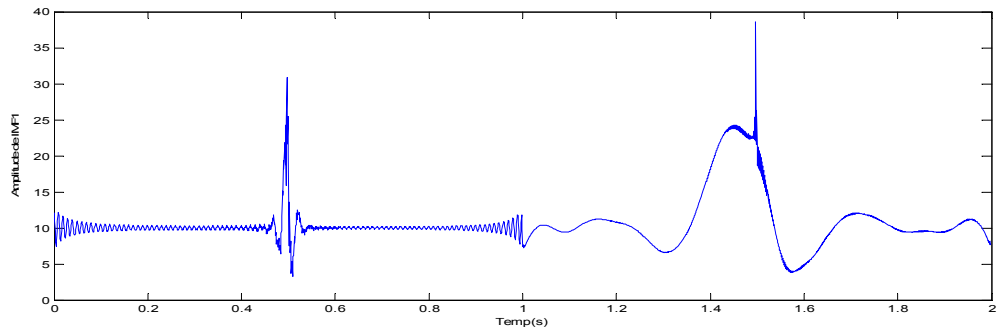


Fig .2.26. L'amplitude instantanée de la première IMF par EMD.

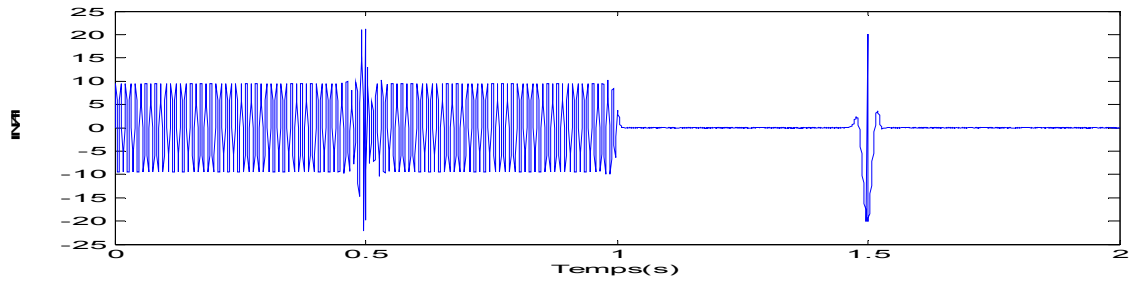


Fig.2.27 La première IMF obtenue par EEMD.

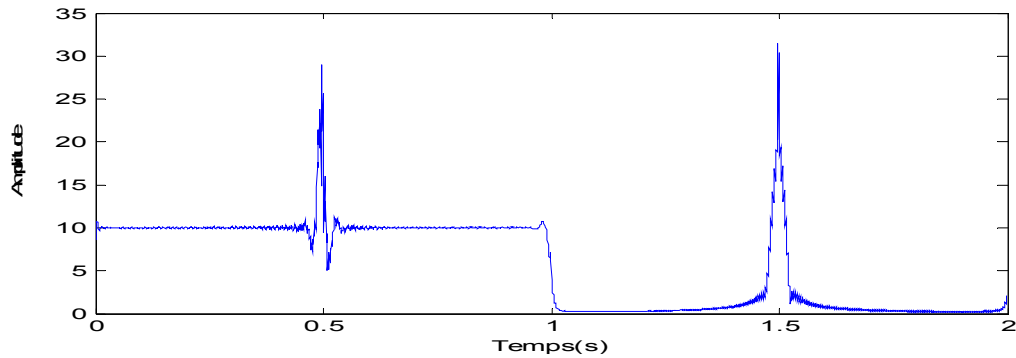


Fig. 2.28. L'amplitude instantanée de l'IMF1 obtenue par EEMD.

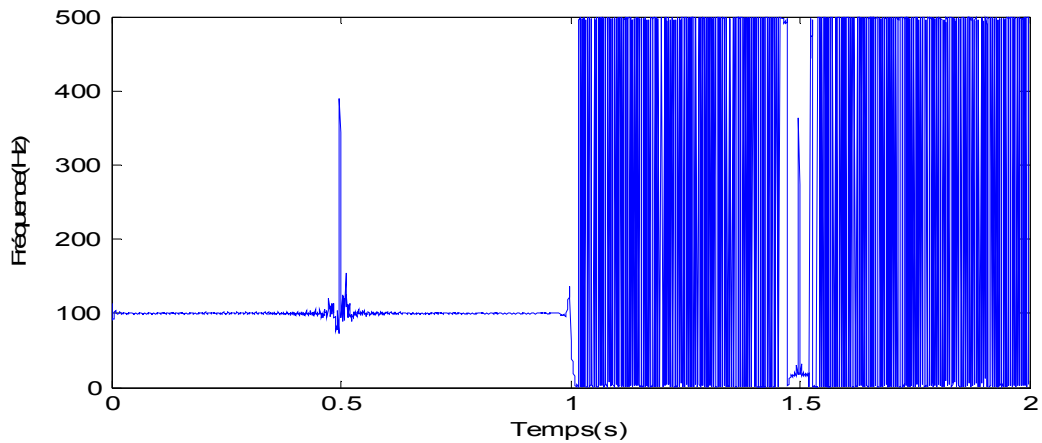


Fig. 2.29. La fréquence instantanée de l'IMF1 obtenue par EEMD.

2.11. Débruitage par EEMD

Le filtrage et le débruitage sont deux opérations qui permettent d'éliminer le bruit d'un signal. Le filtrage d'un signal permet seulement d'éliminer une ou plusieurs IMFs. Alors que le débruitage d'un signal permet d'éliminer ou de réduire le bruit. Le débruitage nécessite les étapes suivantes :

- a) Décomposition d'un signal.
- b) Choix d'un seuil.

- c) Elimination des IMFs inférieures au seuil.
- d) Reconstruction du signal.

Ces différentes étapes sont illustrées par l'algorithme de la figure 2.30

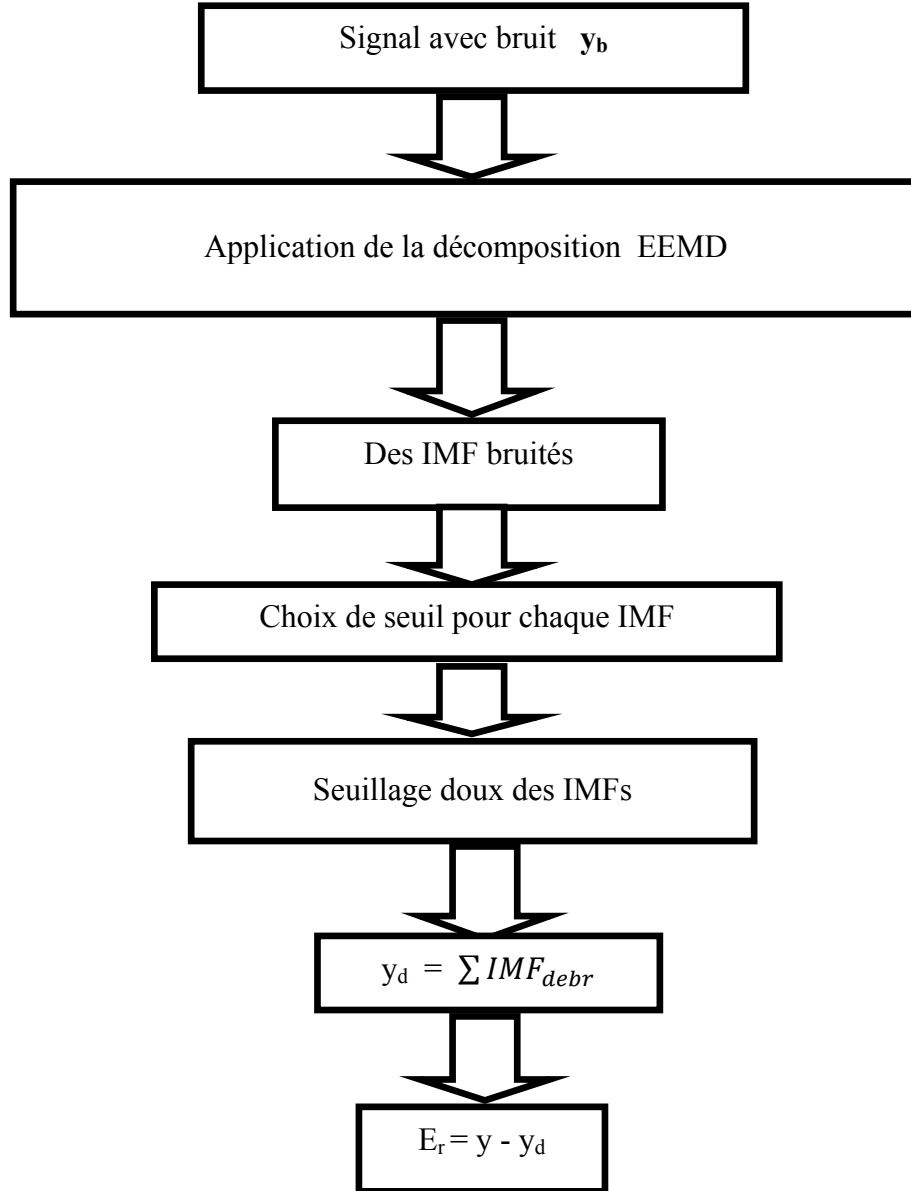


Fig.2. 30 Organigramme de la méthode de débruitage par EEMD.

2.12. Application à la détection des défauts mécaniques

Bien que depuis une décennie, la méthode EMD a été appliquée dans les divers domaines, la recherche bibliographique (Tab. 2.2) montre que ses applications dans l'analyse des signaux vibratoires sont restées très limitées.

Tab. 2.2. Application de l'EMD à la détection des défauts mécaniques.

Méthodes	Technique de traitement	Élément mécanique	Auteurs	Type de signal
EMD, EEMD, HHT	Comparaison	(Séismique)	Wangt2012	simulé
EMD	Spectre	Roulement	Quihua2007	Simulé, réel
	SVM		Yangy2007	Signal réel
	Enveloppe, spectre		Wench2012	réel
	Kurtosis, spectre	Engrenage	Aparey2006	Simulé et réel
	Spectre d'Hilbert, CWT		Liub2006	
	Cosin fenêtré, Kurtosis, M3, nouveau indicateur		Apary2012	Signal réel , simulé
	Réchantillonnage,		Wangk2011	Modèle(simulation), réel
	Spectre d'Hilbert, TSVM		Zhonsh2012	Réel
HHT	Spectre, entropy, Spectre d'Hilbert	Roulement	Dejie2007	Signal réel
	Ondelette (comparaison)		Pengz2005	Réel, simulé
	FFT		Raiv2007	réel
	SVM		Junsheng2007	Simulé
	Enveloppe, spectre	Compresseur	Qins2006	Réel
OEMD	Corrélation, T-Hilbert, filtrage passband		Yig2011	Signal simulé
EEMD	Spectre, Kurtosis	Roulement	Weig2012	Réel
	Temps	Rotor	Yaguolei2009	Simulé
	Spectre	Engrenage	Yuqinz2011	Réel
	Démodulation, séparation d'énergie,		Zhipeng2012	Simulé+réel

2.13. Conclusion

Les principales méthodes utilisées dans l'analyse des signaux vibratoires ont fait l'objet de ce chapitre. Ces méthodes peuvent être classées en trois catégories : les méthodes de pré-traitement, les méthodes de traitement et les méthodes de décision. L'accent a été mis sur les méthodes de traitement tout en donnant un aperçu sur quelques méthodes de pré-traitement et de décision qui ont été utilisées dans ce travail. L'outil usuel du traitement est

la transformée de Fourier. Elle est très bien adaptée à l'étude des signaux stationnaires. Par contre, elle a montré ses limites dans l'étude des signaux non-stationnaires. L'analyse temps-fréquence d'un signal a permis de combler les lacunes de la transformée de Fourier. Parmi les méthodes temps-fréquences les plus utilisées dans l'analyse des signaux vibratoires on trouve la Transformée de Fourier à Court Terme, la Transformée en ondelettes et la décomposition en modes empiriques. Chacune de ces méthodes a été illustrée par un exemple qui montre ses avantages et ses limitations.

Il n'existe pas à priori une méthode d'analyse universelle adaptée à tous les signaux. L'analyse des signaux impose un choix judicieux de la méthode de pré-traitement, la méthode de traitement et la méthode de décision.

CHAPITRE 3

EXEMPLES SIMULES ET COMPARAISONS

CHAPITRE 3

EXEMPLES DE SIMULATION ET ETUDE COMPARATIVE

3.1. Introduction

Dans la première partie de ce chapitre, des signaux simulés qui reflètent le mouvement vibratoire de quelques éléments mécaniques sains ou défectueux sont utilisés pour illustrer le comportement de la méthode de décomposition modale empirique (EMD). Les performances de la méthode EMD sont comparées avec celles de la méthode EEMD et de la TOD [Mah2009a]. Pour montrer les résultats dans le domaine continu, une étude comparative est faite entre la transformée de Hilbert Huang basée sur l'EMD avec ceux obtenus par la transformée de Hilbert Huang basée sur l'EEMD et la transformée en ondelettes continue (TOC).

Nous avons étudié en particulier, l'effet de l'échantillonnage et l'effet d'un bruit blanc gaussien sur les résultats de la décomposition. L'effet d'autres paramètres tels que le nombre d'ensemble et la variance du bruit sur de la décomposition EEMD ont été étudiés par plusieurs auteurs et nous avons déjà confirmé qu'un nombre d'ensemble égale à 100 et un écart type de 0.1 ou proche de cette valeur est le meilleur choix dans l'analyse des signaux vibratoires [Mah2010].

Dans la deuxième partie, la méthode EEMD est appliquée à des signaux simulés d'engrenages et de roulements.

3.2. Quelques formes de signaux vibratoires typiques

3.2.1. Signaux sinusoïdaux

Un signal sinusoïdal représente généralement la manifestation vibratoire d'un déséquilibre, d'un engrènement parfait et d'un déversement de la bague fixe d'un roulement [Alboul2009]. Il se caractérise par une valeur de facteur de crête égal à 1.41 ou par une valeur de Kurtosis égale à 1.5.

a) Signal sinusoïdal d'une seule fréquence

Soit le signal sinusoïdal $x_3(t)$ composé d'une sinusoïde de fréquence fondamentale 120 Hz donné par :

$$x_3(t) = 0.7 \sin(240\pi t), \quad 0s < t < 0.2s \quad (3.1)$$

Ce signal est échantillonné à la fréquence d'échantillonnage $f_e = 1000 \text{ Hz}$. Ce signal et son spectre sont représentés dans la figure 3.1. La décomposition EMD de ce signal est illustrée dans la figure 3.2 qui montre un seul IMF sans résidu et qui correspond exactement à la fréquence du signal.

La décomposition de ce signal par la transformée en ondelettes utilisant l'ondelette db10 est représenté dans la figure 3.3. Le nombre de niveaux de décomposition est dix, mais seulement quatre niveaux ont été considérés. Nous observons clairement sur la figure 3.3 que la fréquence du signal est représentée uniquement par l'approximation du premier niveau a_1 alors que les approximations (a_i) et les détails (d_i), avec $i > 1$, des autres niveaux ne reflètent réellement pas d'informations sur le signal (a_2, d_2, a_3 sont modulés).

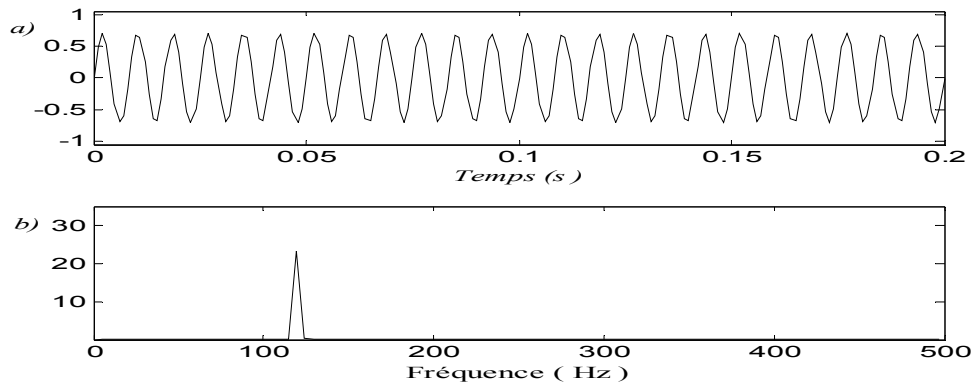


Fig. 3.1. a) Le signal $x_3(t)$, b) Spectre du signal $x_3(t)$.

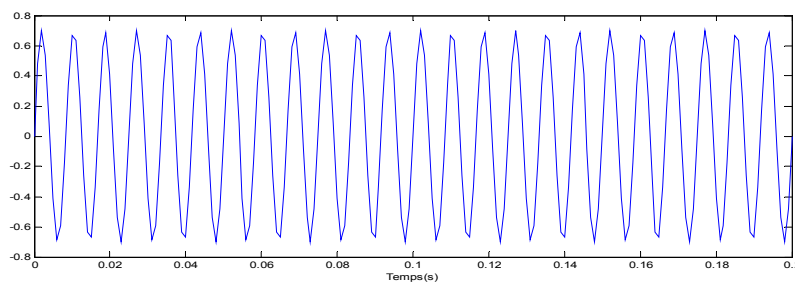
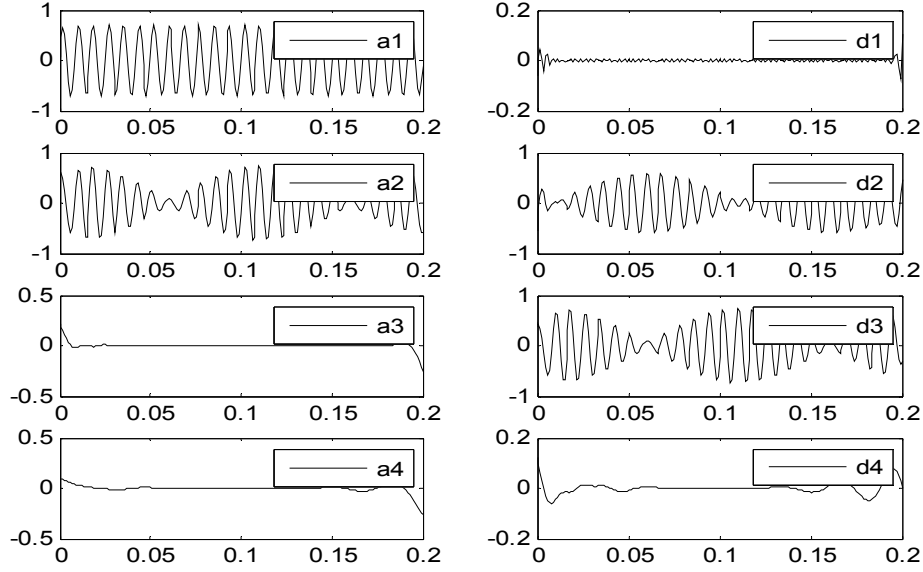


Fig. 3.2. La décomposition de $x_3(t)$ par la méthode EMD.

Fig. 3.3. Transformée en ondelettes du signal $x_3(t)$.

b) La somme de plusieurs sinusoïdes

Soit le signal $x_4(t)$ composé de trois sinusoïdes de fréquences fondamentales 50 Hz, 120 Hz et 300 Hz. La fréquence d'échantillonnage est $f_e = 1000$ Hz.

$$x_4(t) = \sin(100\pi t) + \sin(240\pi t) + \sin(600\pi t) \quad (3.2)$$

Le signal $x_4(t)$, ses composantes de fréquences et son spectre sont montrés dans la figure 3.4. La décomposition de ce signal par la méthode EMD est représentée dans la figure 3.5. Les résultats de la figure 3.5 montrent que la méthode EMD a réussi à extraire les trois composantes de fréquences de ce signal qui sont représentés par les trois IMFs classés de la haute fréquence (composante 1 de 300 Hz) vers la basse fréquence (composantes 2 et 3 de fréquences respectivement 120 Hz et 50 Hz). Par contre la transformée en ondelettes n'a pas permis de séparer convenablement ces trois composantes de fréquences (Fig. 3.6). Cette figure montre que la composante 1 est présentée dans le détail d1, la composante 2 est représenté dans le détail d2 et la composante 3 est représenté dans l'approximation a3 et le détail d4. Mais, en même temps il existe d'autres fréquences qui n'appartiennent pas au signal $x_4(t)$. Les spectres des détails et des approximations montrent clairement ces fréquences fantômes (Fig. 3.7 et 3.8).

Alors dans la méthode EMD (Fig. 3.9) l'erreur d'apparition de fréquences fantômes est faible et peut être éliminée par l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage.

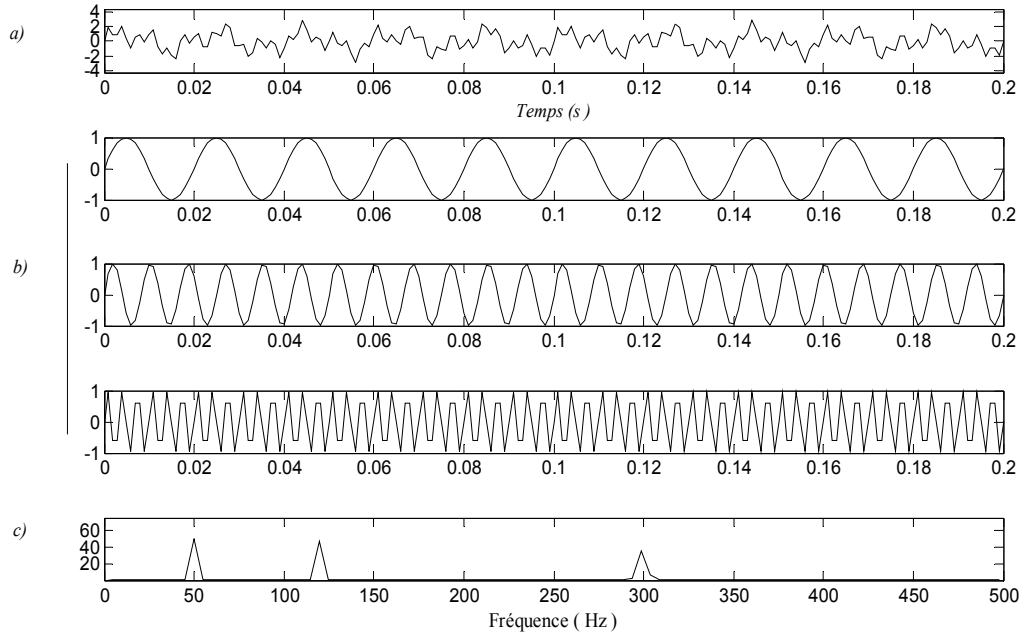


Fig. 3.4. a) Le signal $x_4(t)$, b) Ses composantes de fréquences c) Son spectre.

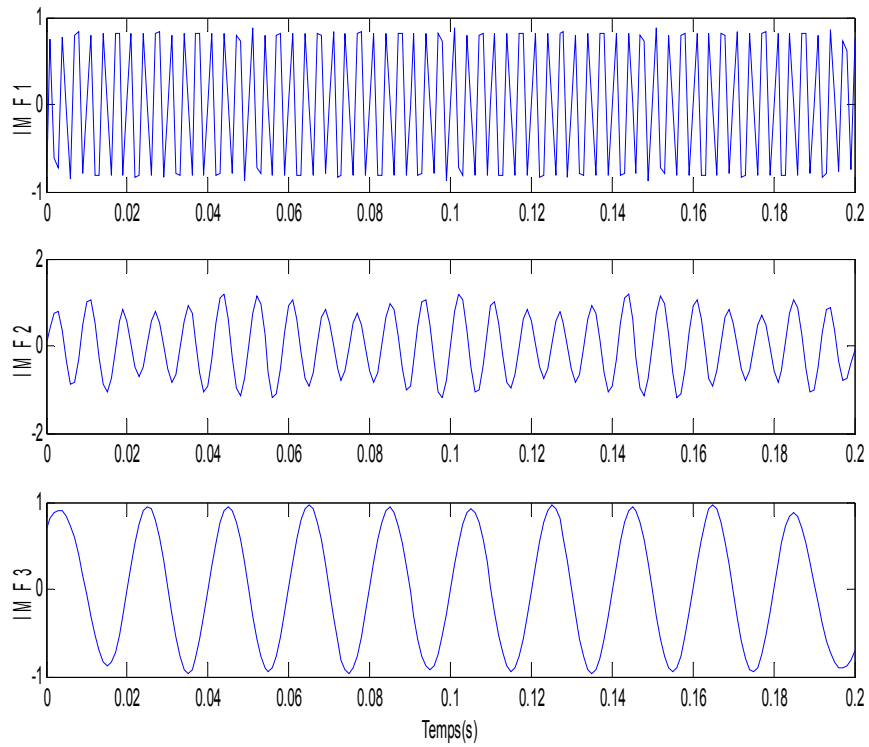


Fig. 3.5. Décomposition EMD du signal $x_4(t)$.

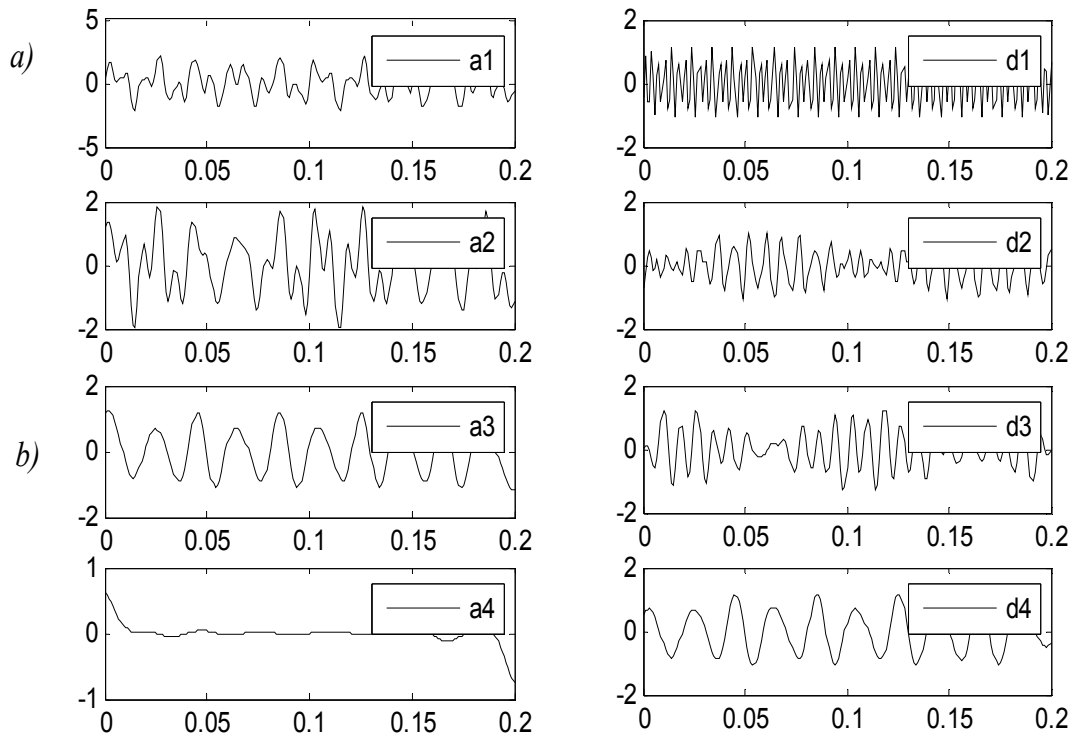


Fig. 3.6. Transformée en ondelettes discrètes du signal $x_4(t)$.

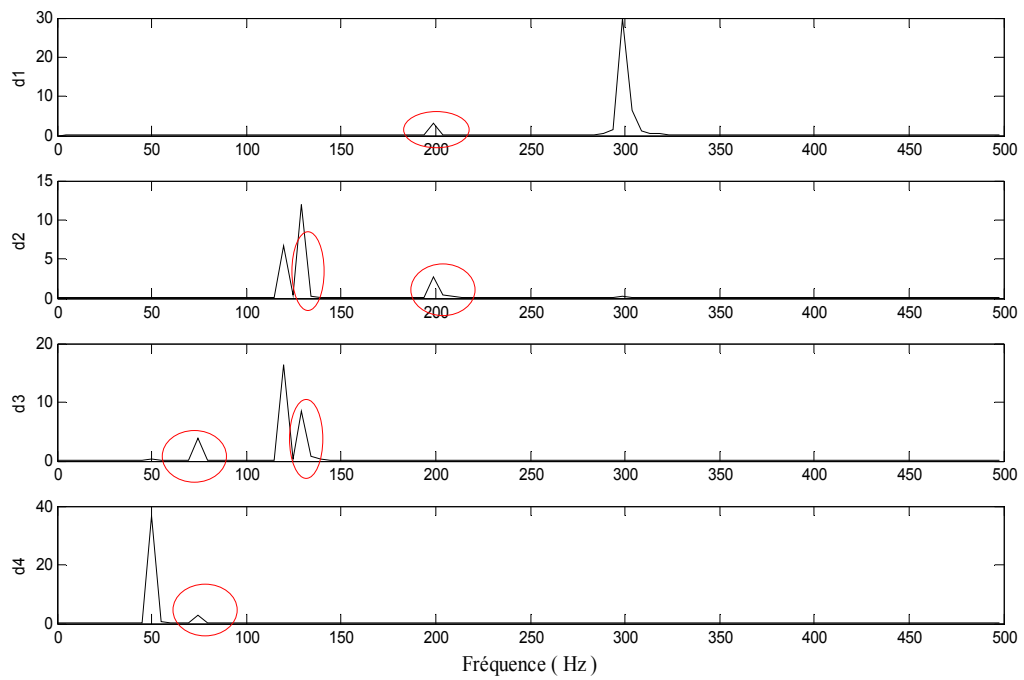


Fig. 3.7. Spectres des détails de la transformées en ondelettes.

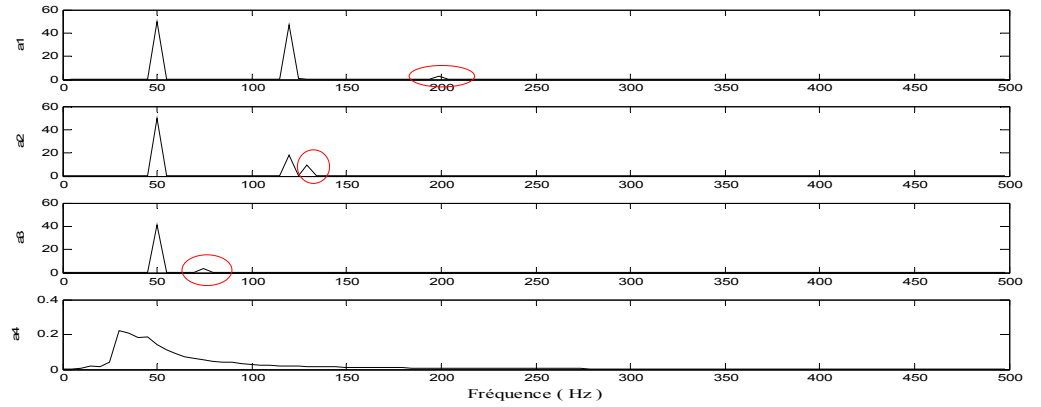


Fig. 3.8. Spectres des approximations de la transformées en ondelettes.

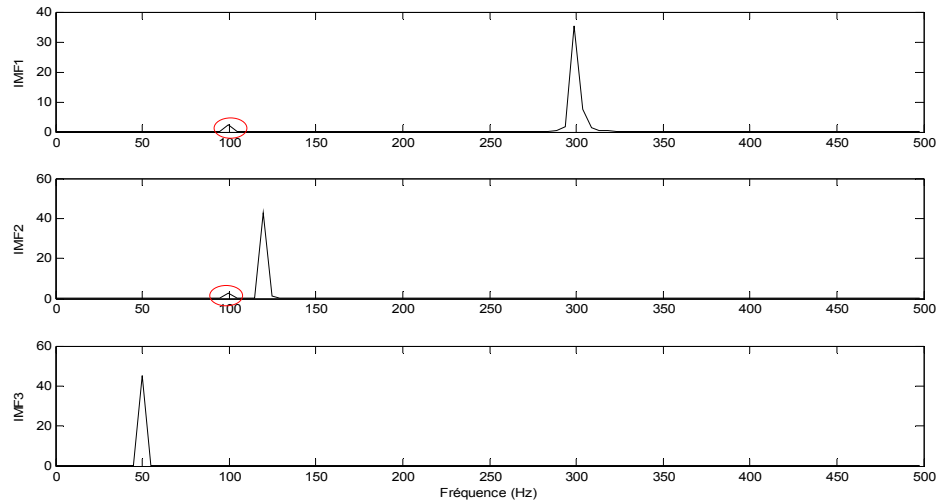


Fig. 3.9. Spectres des IMFs.

3.3. Effet de la fréquence d'échantillonnage

Pour étudier l'effet de la fréquence d'échantillonnage, le signal $x_4(t)$ a été échantillonné à la fréquence $f_e = 10000 \text{ Hz}$ et décomposé par la méthode EMD. Les spectres des IMFs présentés dans la figure 3.10 montrent que les résultats donnés par la méthode EMD sont idéaux.

La décomposition du même signal par les ondelettes en utilisant 4 niveaux donne un mauvais résultat qui n'a aucune relation avec les fréquences du signal. Un nombre de niveau plus élevé (huit niveaux) a permis d'améliorer le résultat donné par les ondelettes (Fig. 3.11 et Fig. 3.12), mais qui reste toujours insuffisant.

3.4. Signal sinusoïdal bruité

Pour étudier l'effet du bruit, le signal $x_4(t)$ a été bruité par un bruit blanc gaussien de rapport SNR de 10 dB (Fig. 3.13) :

$$x_b(t) = x_4(t) + b(t) \quad (3.3)$$

La décomposition du signal $x_4(t)$ bruité par la méthode EEMD est représentée dans la figure 3.14. Cette figure montre que l'EEMD a réussi à séparer les trois sinusoïdes du bruit, donc nous pouvons utiliser l'EEMD pour filtrer et débruiter les signaux.

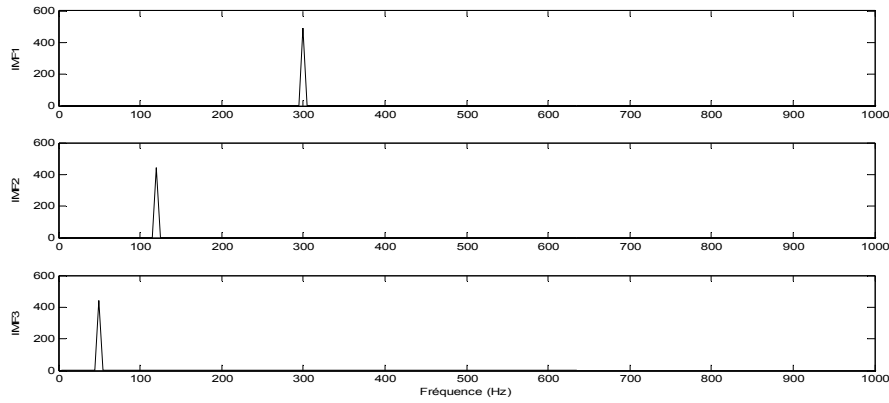


Fig. 3.10. Spectres des IMFs pour une fréquence d'échantillonnage de 10000 Hz.

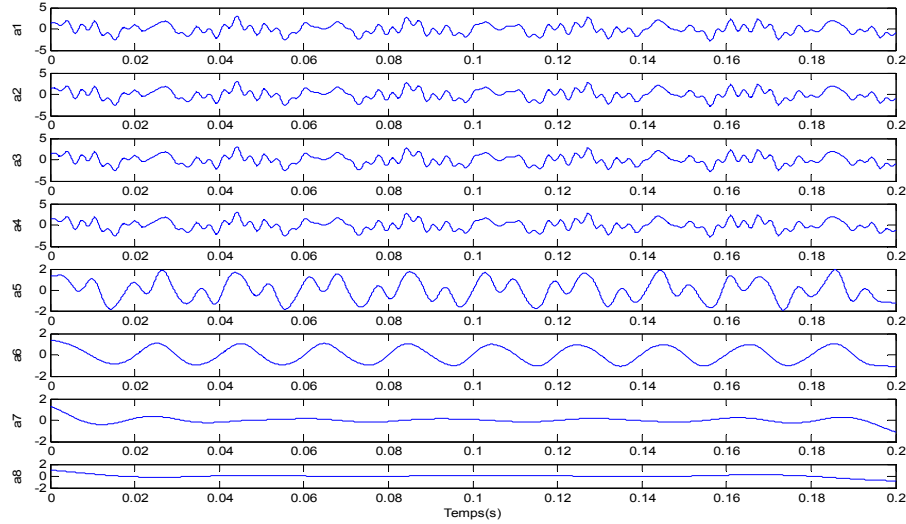


Fig. 3.11 Les approximations pour huit niveaux.

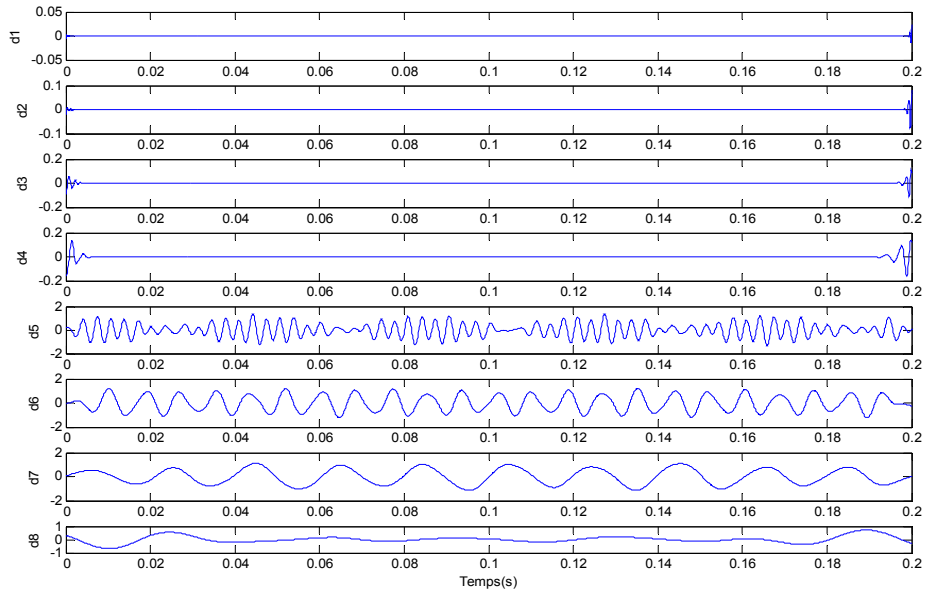


Fig. 3.12. Les détails pour huit niveaux.

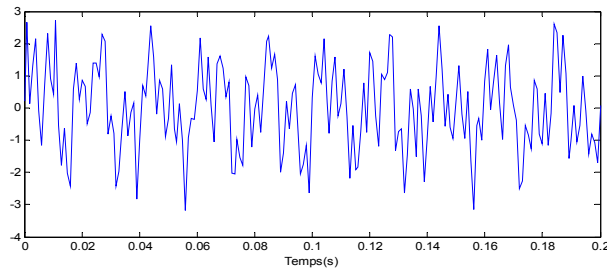


Fig. 3.13. Signal $x_4(t)$ bruité.

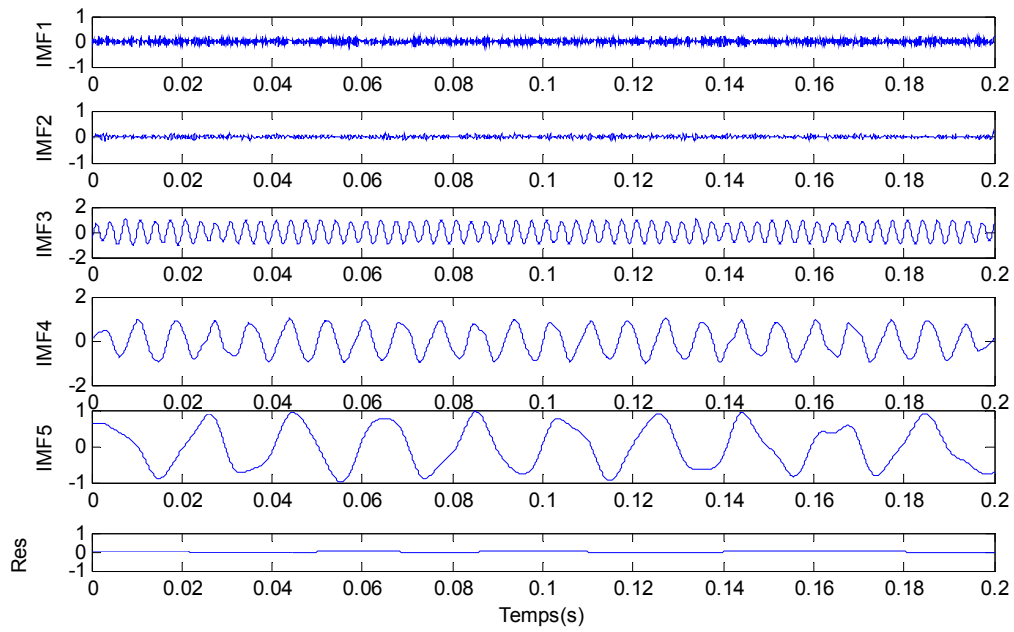


Fig. 3.14. EEMD du signal $x_4(t)$ bruité.

3.5. Signal modulé

3.5.1. Signal modulé en amplitude

Un signal sinusoïdal modulé en amplitude représente la manifestation vibratoire de l'engrènement d'un train d'engrenages dont un des arbres présente une forte excentration [Alboul2009]. Il se caractérise par une valeur de kurtosis supérieure à 1.5 et par une valeur de facteur de crête supérieure à 1.41. Soit $x_5(t)$ ce signal défini par :

$$x_5(t) = [1 + \cos(20\pi t)] \cos(200\pi t) \quad (3.4)$$

La figure 3.15 montre le signal modulé en amplitude où la fréquence de la porteuse est égale à 100 Hz et la fréquence du signal modulant est de 10 Hz. Le spectre de fréquences de ce signal modulé montre la fréquence porteuse et deux bandes latérales. La Figure 3.16 donne la décomposition EEMD du signal $x_5(t)$ modulé en amplitude qui montre que l'IMF1 est également modulé en amplitude. Cette modulation peut être déterminée parfaitement par le calcul de l'amplitude instantanée. La figure 3.17 montre une image qui représente la Transformée de Hilbert-Huang du signal $x_5(t)$ modulé en amplitude où la variation de l'amplitude est représentée par le changement de couleurs de l'image. La transformée en ondelettes continue du signal a donné un résultat semblable à celui de HHT avec la présence d'un niveau de couleur aux extrémités de l'image de TOC qu'on peut l'expliquer par l'effet des bords (Fig. 3.18).

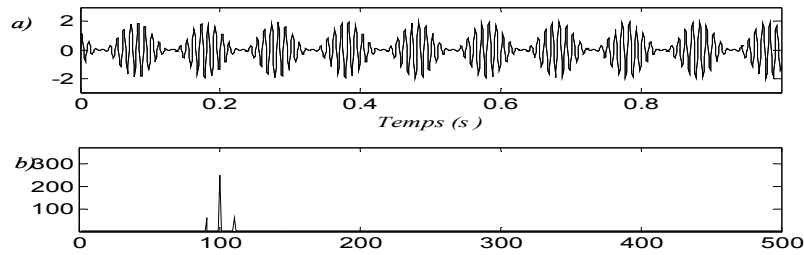


Fig. 3.15. a) Signal $x_5(t)$ modulé en amplitude, b) son spectre de fréquences.

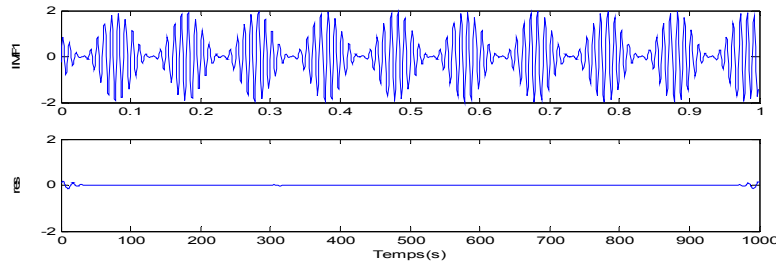
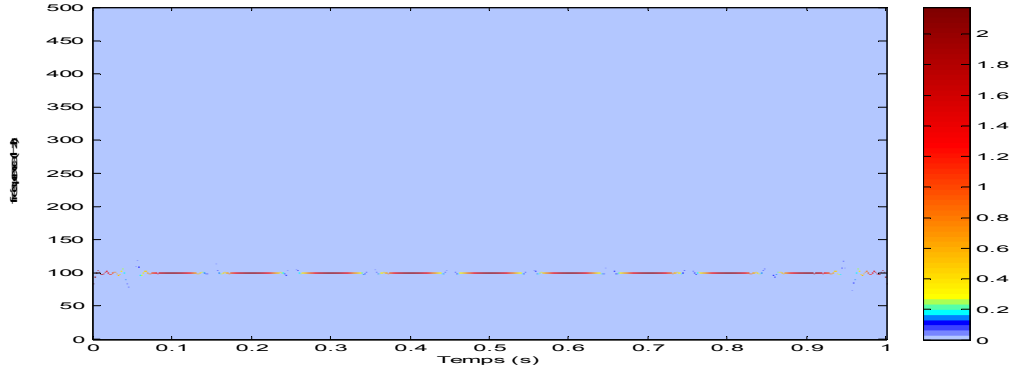
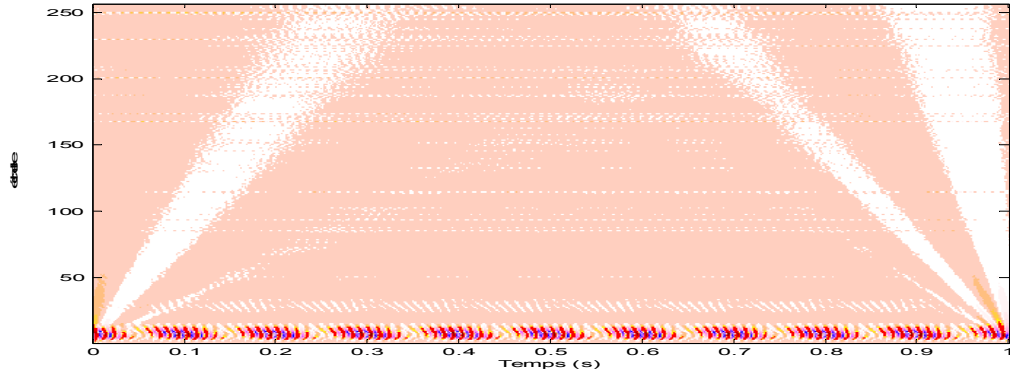


Fig. 3.16. EEMD du signal $x_5(t)$.

Fig. 3.17. La transformée de Hilbert-Huang du signal $x_5(t)$.Fig. 3.18. La transformée en ondelette continue du signal $x_5(t)$.

3.5.2. Signal modulé en fréquence

La variation de la vitesse d'une machine peut être simulée par un signal pseudo-périodique modulé en fréquence autour d'une fréquence porteuse. Soit $x_6(t)$ un tel signal défini par :

$$x_6(t) = \sin[(2000\pi t) + 3\sin(200\pi t)] \quad (3.5)$$

La figure 3.19a montre le signal modulé en fréquence où la fréquence de la porteuse est 1000 Hz et la fréquence du signal modulant est égale à 100 Hz . Le spectre (Fig. 3.19b) montre la fréquence porteuse et des bandes latérales. La figure 3.20 présente la décomposition EEMD du signal $x_6(t)$ qui montre une seule IMF modulée en fréquence. Cette modulation peut être déterminée parfaitement par le calcul de la fréquence instantanée. La figure 3.21 montre une image qui représente la transformée de Hilbert-Huang du signal $x_6(t)$ qui ressemble à l'image donnée par la transformée en ondelettes continue (Fig. 3.22). Nous pouvons observer une variation de la fréquence entre 500 Hz et 1500 Hz . Cette variation est sinusoïdale.

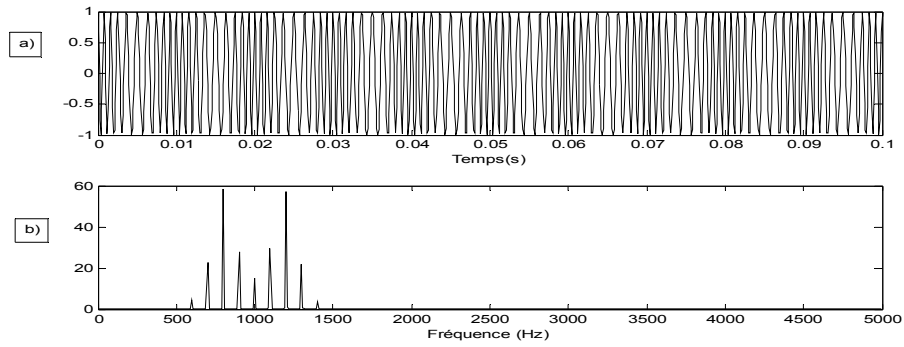


Fig. 3.19. a) Signal $x_6(t)$ modulé en fréquence, b) son spectre.

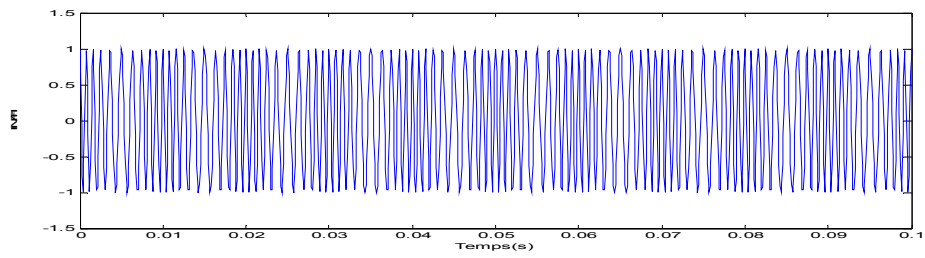


Fig. 3.20. EEMD du signal $x_6(t)$.

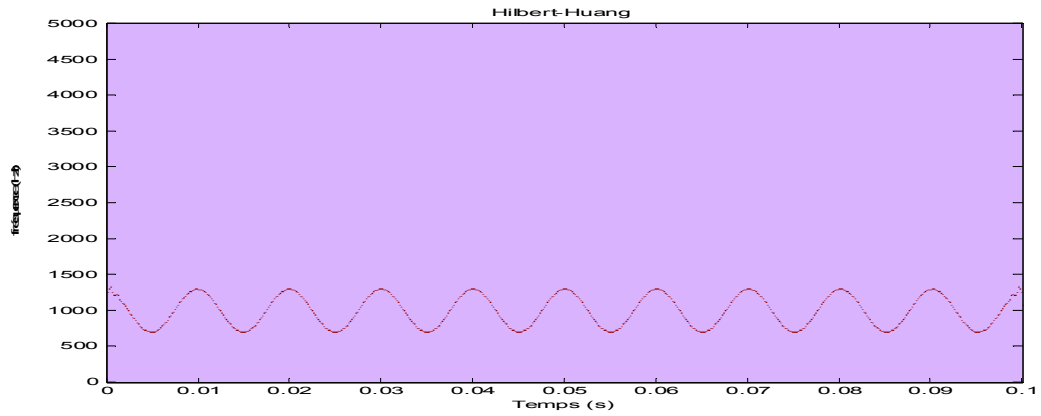


Fig. 3.21. La transformée de Hilbert-Huang du signal $x_6(t)$.

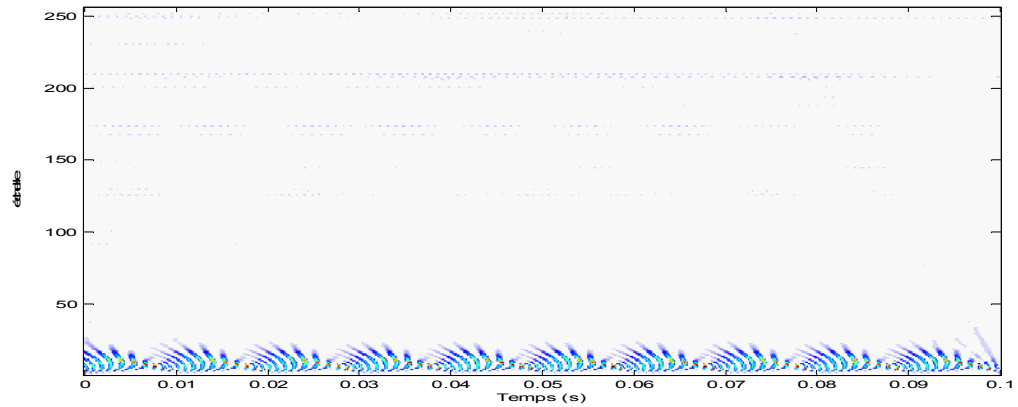


Fig. 3.22. La transformée en ondelette continue du signal $x_6(t)$.

3.5.3. Signal modulé en amplitude et en fréquence

Un signal modulé en amplitude et en fréquence représente généralement un défaut de denture des engrenages [Capd1992]. Ce signal peut être décrit par :

$$x_7(t) = [1 + \sin(2\pi 30t)] \cos [2\pi f_0 t + 3 \cdot \sin(2\pi 100t)] \quad (3.6)$$

$f_0 = 1000 \text{ Hz}$, la fréquence d'échantillonnage $f_e = 10000 \text{ Hz}$, les fréquences des signaux modulants d'amplitude et de fréquence sont respectivement 30 Hz et 100 Hz .

La figure 3.23 montre la forme du signal $x_7(t)$. La figure 3.24 montre le spectre du signal $x_7(t)$. Ce spectre est composé d'une bande de fréquence centrée autour de la fréquence de 1000 Hz et des raies latérales espacées de 100 Hz qui sont dues à la modulation de fréquences. Ces raies sont entourées par deux raies dues à la modulation d'amplitude. La représentation EEMD du signal $x_7(t)$ est donnée dans la figure 3.25.

L'image de la transformée d'Hilbert Huang du signal (Fig. 3.26) montre clairement les deux parties du signal : la variation sinusoïdale de la fréquence et la modulation d'amplitude qui se manifeste par un changement de couleur. Alors la transformée en ondelettes continues du signal $x_7(t)$ est moins claire (Fig. 3.27).

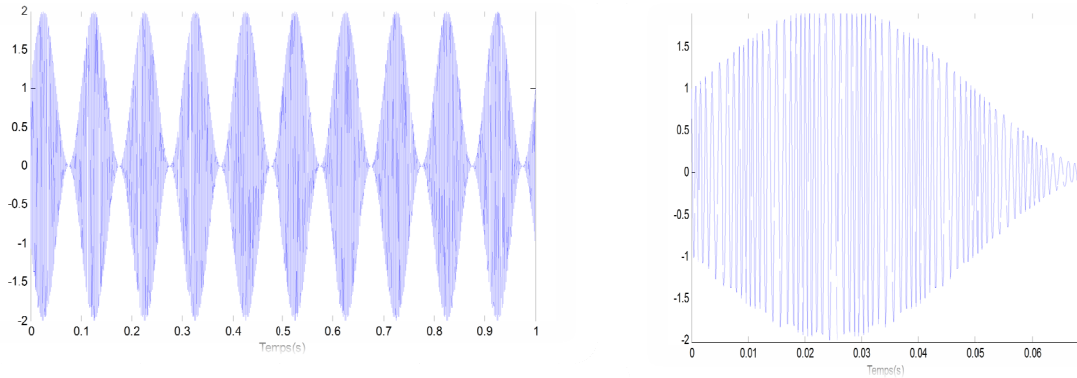


Fig. 3.23 Signal $x_7(t)$ et son zoom.

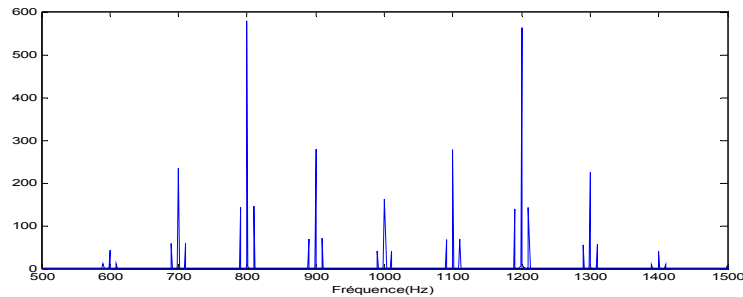


Fig. 3.24. Spectre du signal $x_7(t)$.

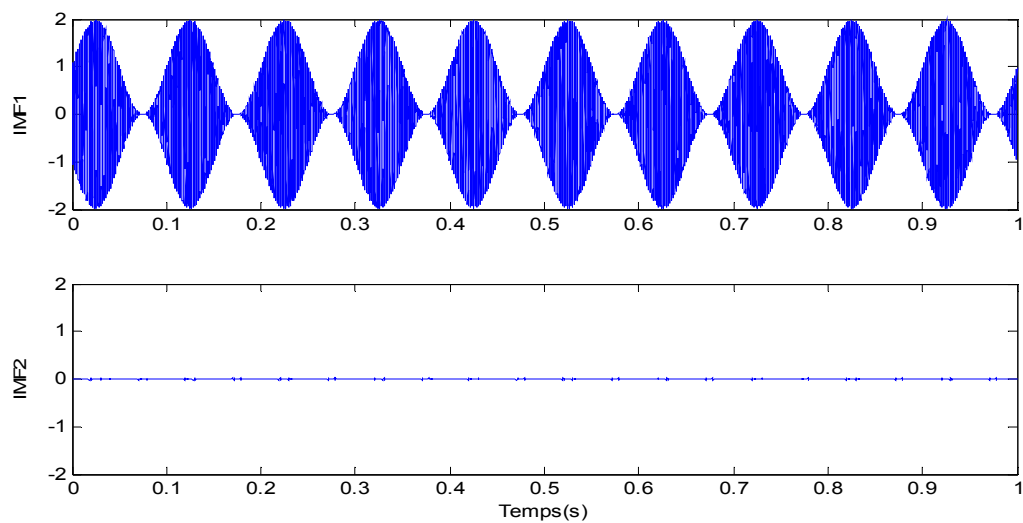


Fig. 3.25. Décomposition EEMD du signal $x_7(t)$.

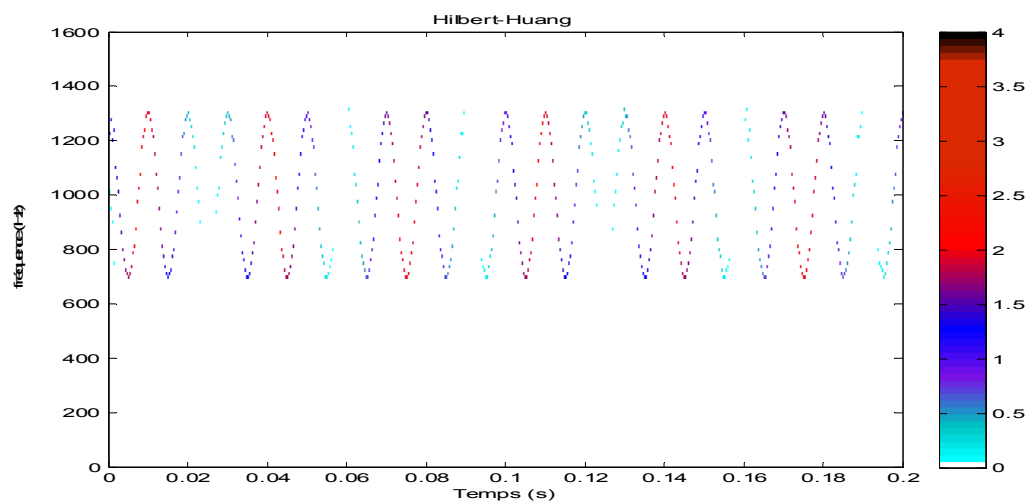


Fig. 3.26. Transformée de Hilbert –Huang du signal $x_7(t)$.

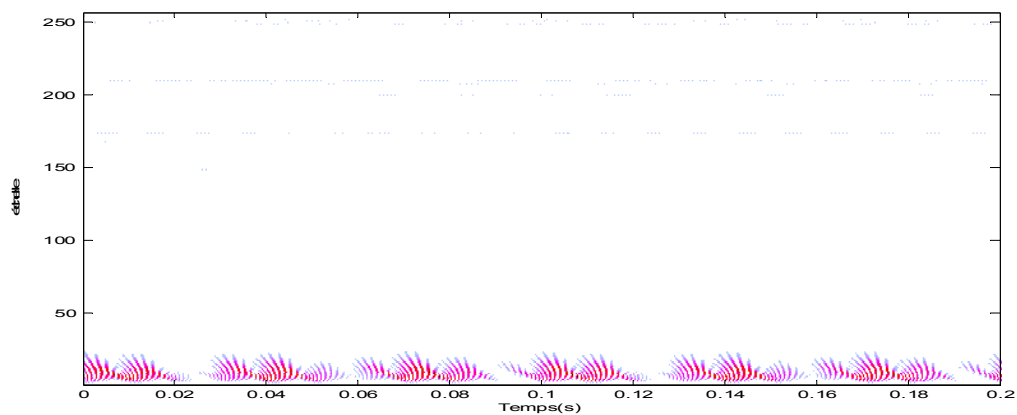


Fig. 3.27. Transformée en ondelettes continue du signal $x_7(t)$.

3.5.4. Variation linéaire de la fréquence

Un Chirp linéaire est un exemple des signaux non stationnaires dont la fréquence varie linéairement dans le temps. Ce signal est décrit par l'équation suivante :

$$x_g(t) = \sin(150\pi t^2) \quad t \in [0s, 2s] \quad (3.7)$$

Ce signal et son spectre sont représentés dans la figure 3.28. Les analyses par les ondelettes discrètes et la méthode EEMD illustrées dans les figures (3.29 et 3.30) n'ont pas réussi à repérer la linéarité de la fréquence. Les versions continues de ces deux méthodes, la transformée de Hilbert Huang (THH) et la transformée en ondelettes continue (TOC), sont représentées respectivement dans les figures 3.31 et 3.32). Ces figures montrent clairement que cette variation de fréquence a été détectée par l'application de la THH. Par contre la TOC montre une variation de fréquence qui n'est pas linéaire.

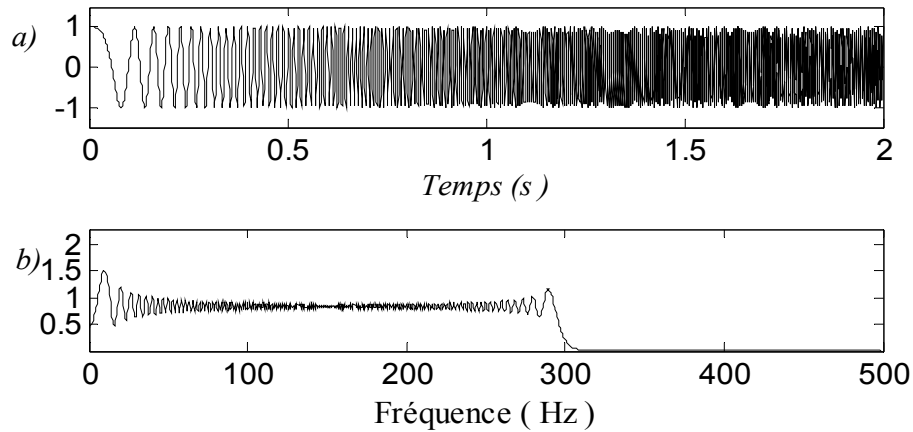


Fig. 3.28 Signal Chirp et son spectre.

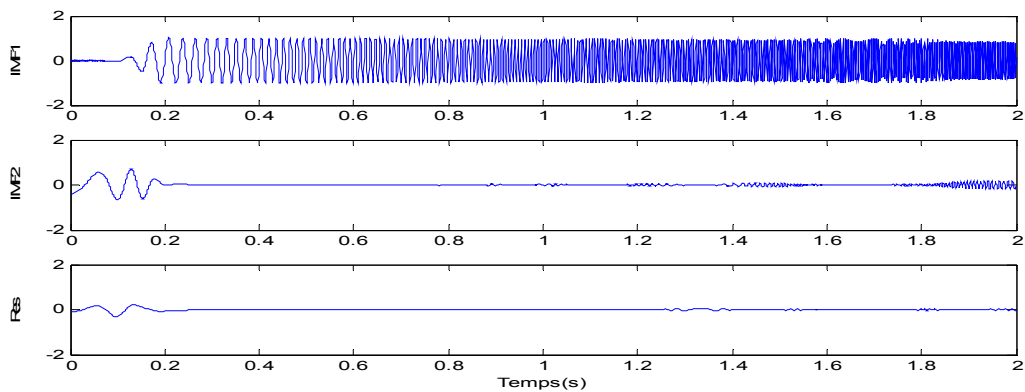


Fig. 3.29. Décomposition EEMD du Chirp linéaire.

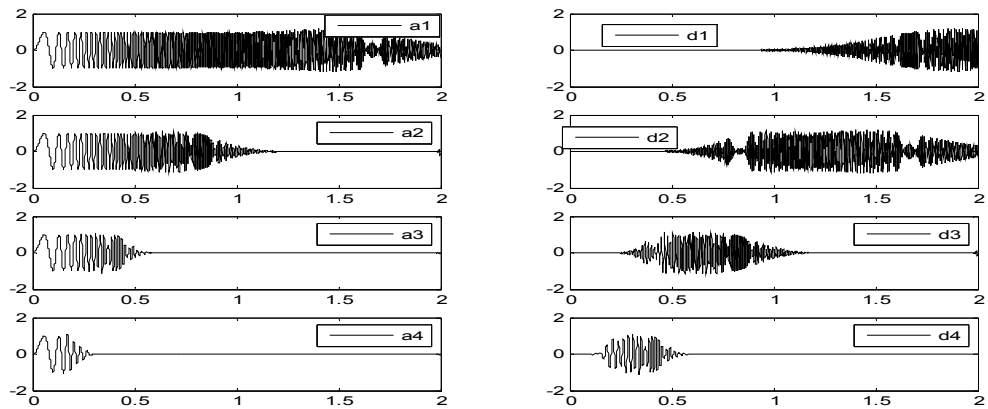


Fig.3.30. TOD d'un Chirp linéaire.

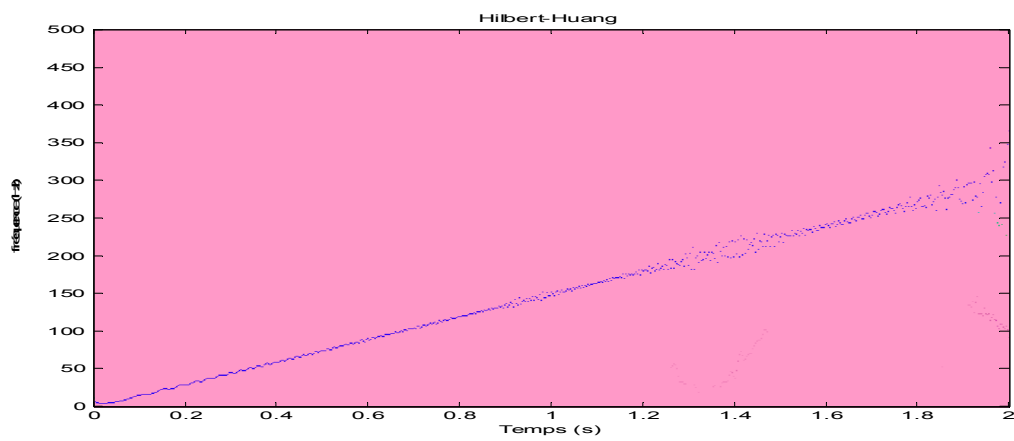


Fig. 3.31. La transformée de Hilbert-Huang d'un signal Chirp.

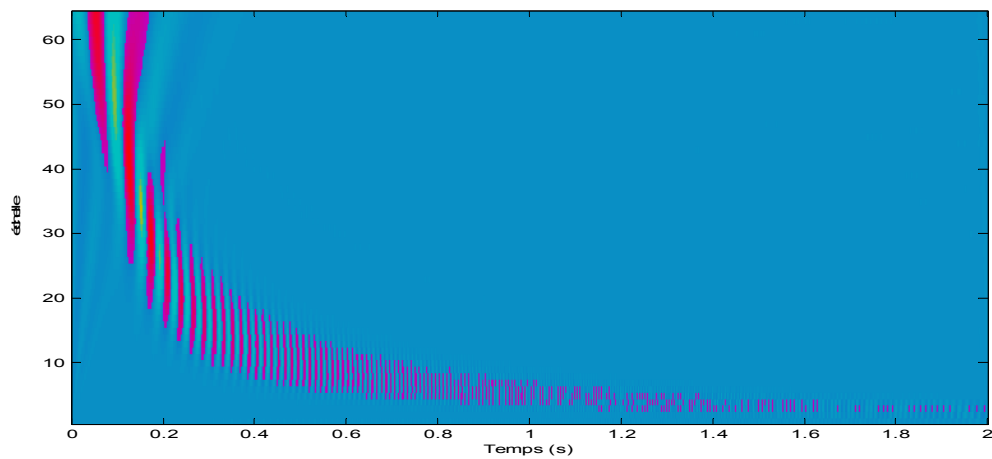


Fig. 3.32. La transformée en ondelette continue d'un signal chirp
($a = 2$ ($f = 400$ Hz), $a = 60$ ($f = 12$ Hz)).

3.5.5. Signal impulsionnel

Un signal impulsionnel périodique (Fig. 3.33) représente la réponse des modes de résonance de bagues de roulement, de denture et de palier à des chocs périodiques [Alboul09]. Il traduit les manifestations vibratoires de défauts tels que les écaillages et les jeux. Ils traduisent aussi le fonctionnement normal des machines alternatives (compresseurs à pistons). Les valeurs du facteur de crête ou du Kurtosis sont élevées. Le signal impulsionnel $x_9(t)$ a été créé par l'instruction Matlab (pulstran). La transformée d'Hilbert Huang (Fig. 3.34) et la transformée en ondelettes continues (Fig. 3.35) de ce signal ont permis de localiser ces impulsions. Mais, la TOC montre l'existence d'un problème des interférences.

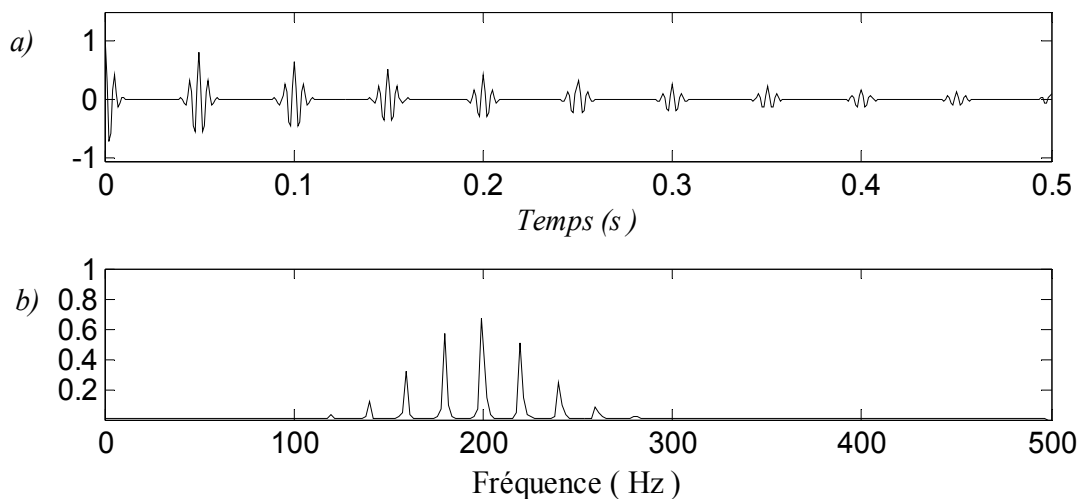


Fig. 3.33. Signal impulsionnel $x_9(t)$ et son spectre.

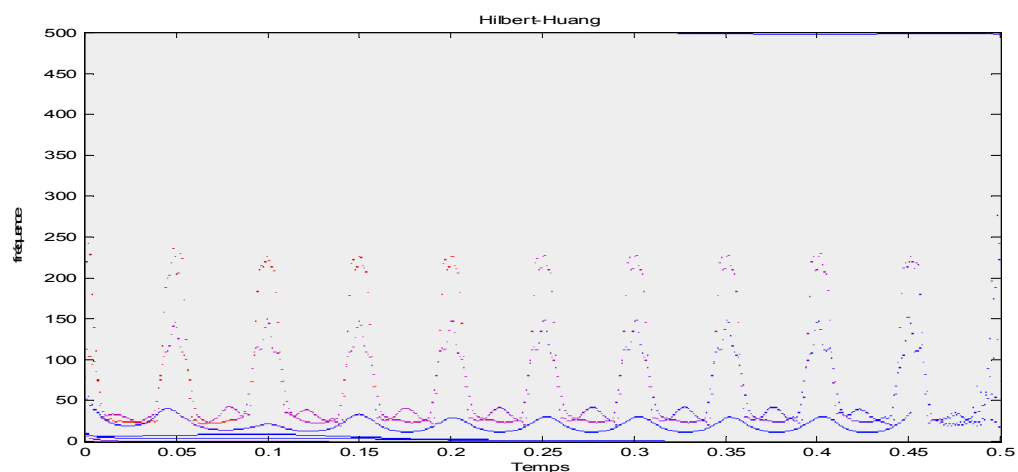


Fig. 3.34. La transformée de Hilbert-Huang du signal $x_9(t)$.

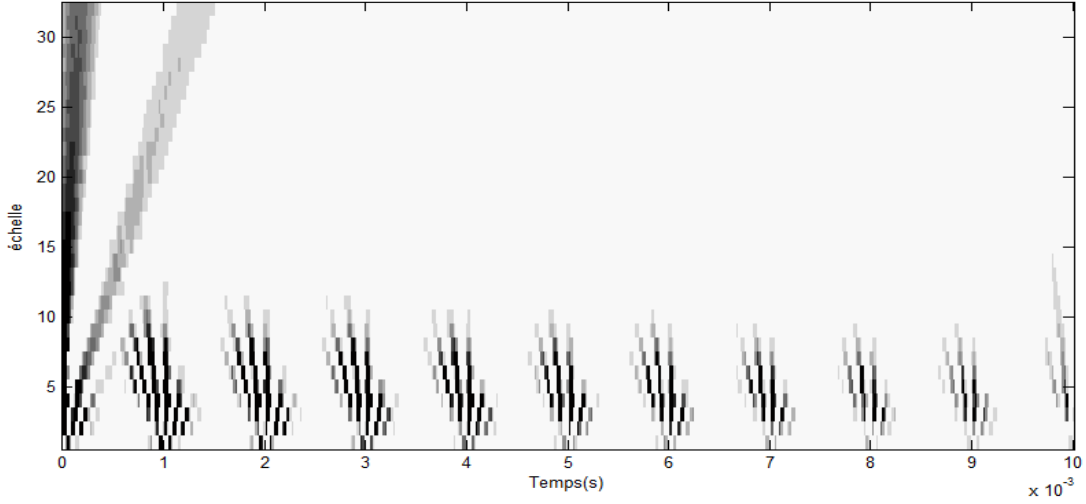


Fig. 3.35. La transformée en ondelettes continue du signal $x_9(t)$.

3.5.6. Analyse des signaux multi-composants

Pour tester l'aptitude de la méthode EEMD d'analyser des signaux plus compliqués, de détecter et de suivre l'évolution des fréquences dans le temps. Nous avons choisi le signal $x_{10}(t)$ composé de deux Chirps et deux sinusoïdes (Fig. 3.36) :

$$x_{10}(t) = chirp_l + chirp_q + x_{sin1}(t) + x_{sin2}(t) \quad (3.8)$$

Pour les signaux Chirps le premier est linéaire et le deuxième est quadratique. Les sinusoïdes $x_{sin}(t)$ varient de la façon suivante :

$$\begin{cases} x_{sin1}(t) = \sin(400\pi t) & 0s \leq t \leq 0.5s \\ x_{sin2}(t) = \sin(100\pi t) & 0.5s \leq t \leq 1s \end{cases} \quad (3.9)$$

Nous pouvons voir clairement que la THH (Fig. 3.37) a détecté les quatre composantes qui constituent le signal. La droite de pente positive est associée au Chirp linéaire, la parabole au Chirp quadratique et les deux demies droites horizontales correspondent aux deux sinusoïdes. On remarque que l'image de la transformée en ondelettes (Fig. 3.38) n'est pas aussi claire que celle de la THH.

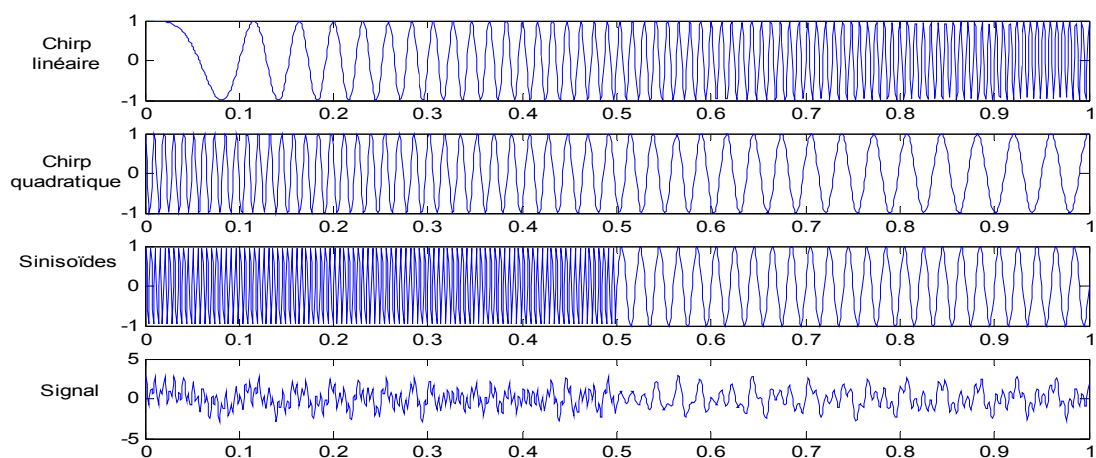


Fig. 3.36. La représentation temporelle du signal $x_{10}(t)$.

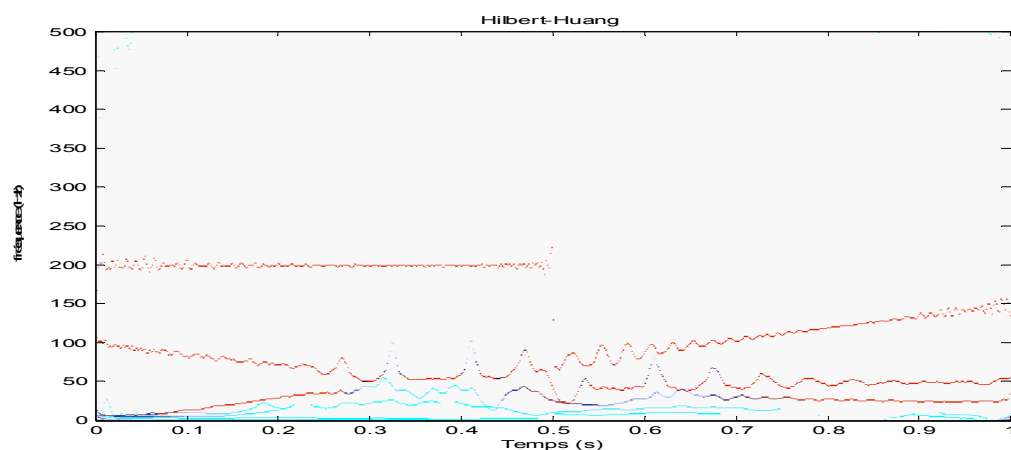


Fig.3.37. La THH de $x_{10}(t)$.

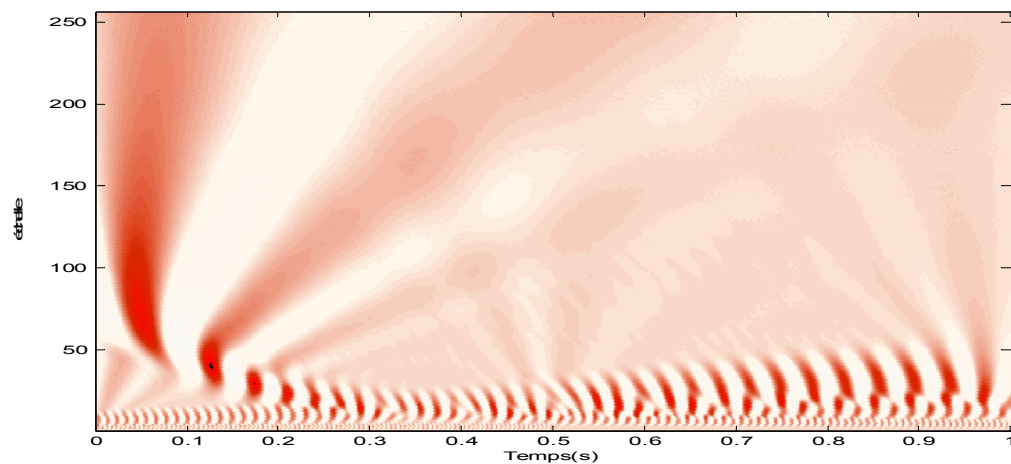


Fig.3.38. La TOC de $x_{10}(t)$.

3.6. Analyse des signaux d'engrenages simulés

Pour simuler les signaux d'engrenages, nous avons utilisé les modèles de McFadden décrits par les équations (1.5) et (1.6) pour un engrenage sain et un engrenage défectueux. Pour se faire, nous avons utilisé les caractéristiques cinématiques du banc d'essai de CETIM qui sont : la fréquence de rotation est égale à $16,67 \text{ Hz}$, le nombre de dents de la roue est égale à 21, le nombre de dents du pignon est égale à 20 dents, la fréquence d'engrènement est 333 Hz et une fréquence d'échantillonnage de 20000 Hz . La figure 3.39 montre les représentations temporelle et spectrale d'un signal d'engrenage sans défaut. Nous pouvons lire la fréquence d'engrènement et ses deux harmoniques. La figure 3.40 montre la THH du signal qui permet de lire clairement la fréquence d'engrènement (333 Hz) et ces harmoniques (666 Hz et 999 Hz) (Zoom du spectre)

La figure 3.41 montre la signature d'un engrenage avec défaut et son spectre. Ce spectre est composé de la fréquence d'engrènement et ses harmoniques entourées par des raies latérales de $16,67 \text{ Hz}$ qui correspond à la fréquence de rotation. La bande passante du signal s'étale de 100 Hz à 1000 Hz qui correspond exactement aux résultats donnés par THH (Fig. 3.42). En plus de la variation de la fréquence des trois composantes, nous pouvons voir également la modulation d'amplitude donnée par la variation des couleurs de l'image.

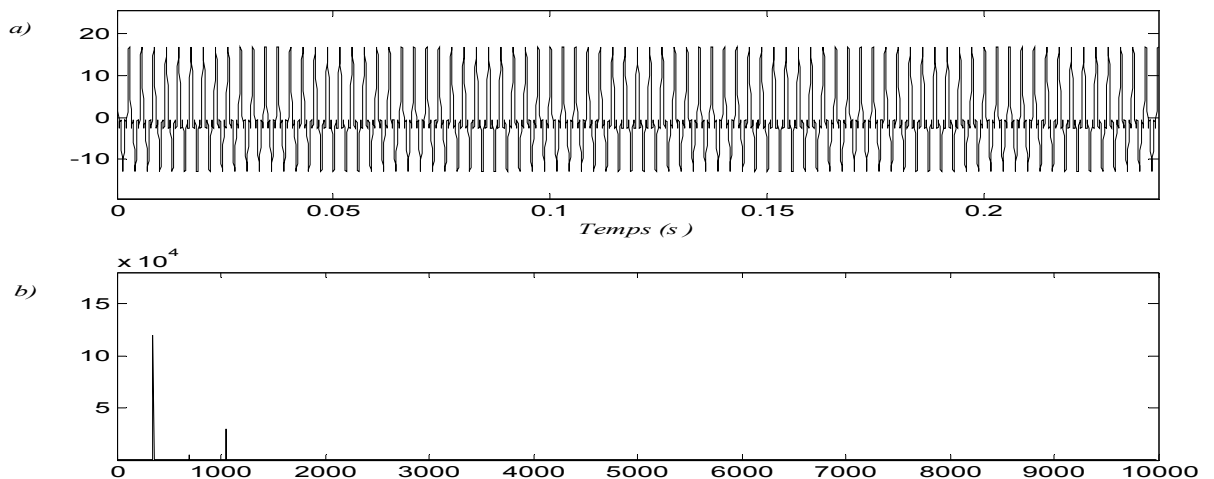


Fig.3.39. a) Représentation temporelle d'un signal d'engrenage sans défaut, b) son spectre.

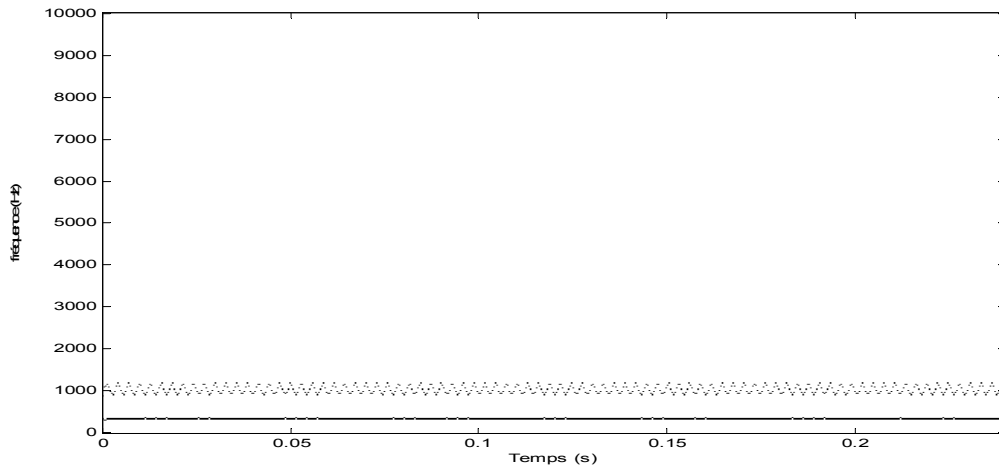


Fig.3.40. THH d'un signal d'engrenage sans défaut.

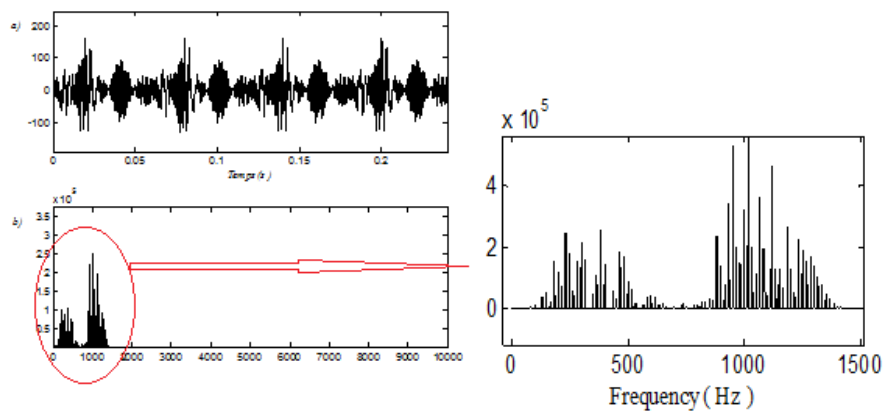


Fig. 3.41. a) Représentation temporelle d'un signal d'engrenage défectueux, b) son spectre.

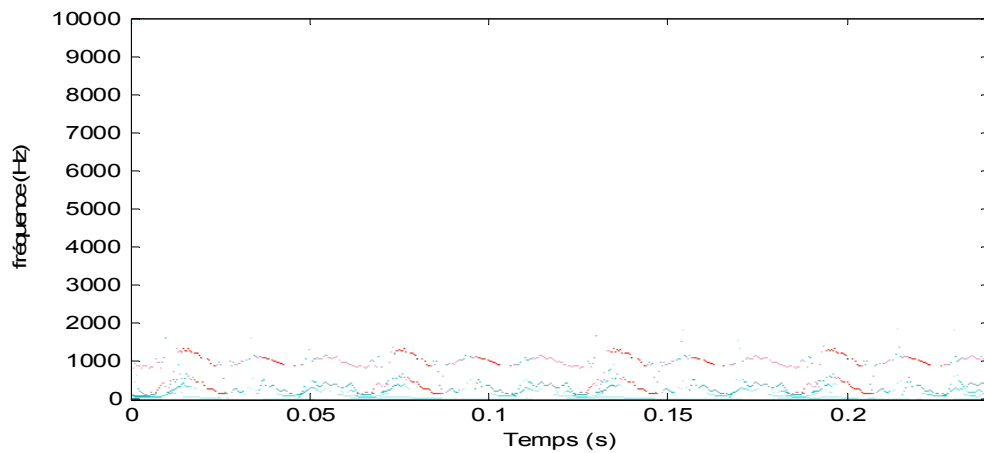


Fig. 3.42. THH d'un signal d'engrenage défectueux.

3.7. Analyse des signaux de roulement simulés

Pour simuler le signal d'un roulement avec défaut sur la bague intérieure nous avons choisi le modèle proposé par Sheen [Sheen2004]. Ce modèle en plus de sa simplicité, il donne un signal simulé très proche du signal vibratoire réel. Ce modèle montre que chaque impulsion est modulée par deux fréquences sinusoïdales avec une décroissance exponentielle :

$$x_{11}(k) = e^{-\alpha k t'} (\sin 2\pi f_1 kT + \sin 2\pi f_2 kT) \quad (3.10)$$

avec $k = 1, \dots, N$ et

$$t' = \text{mod}(kT, \frac{1}{f_0}) \quad (3.11)$$

mod est le reste de division de kT par $1/f_0$

$\alpha = 80$, $f_0 = 100$ Hz est la fréquence de modulation, $f_1 = 3$ kHz et $f_2 = 8$ kHz sont des fréquences de résonance,

La fréquence d'échantillonnage est $f_e = 25000$ Hz.

La figure 3.43 montre la représentation temporelle et le spectrale du signal.

Le signal temporel montre des chocs espacés de 0.01 s ce qui correspond à la fréquence du défaut. Le spectre montre deux fréquences de résonances ($f_1 = 3$ kHz et $f_2 = 8$ kHz) entourées par des raies latérales distantes de 100 Hz qui occupent deux bandes de fréquences. La première bande est située autour de 3 kHz avec une bande passante 2 kHz et la deuxième est située autour de 8 kHz avec une bande passante 2 kHz. Toutes ces remarques sont simplifiées sur l'image de la THH du signal représentée dans la figure 3.44.

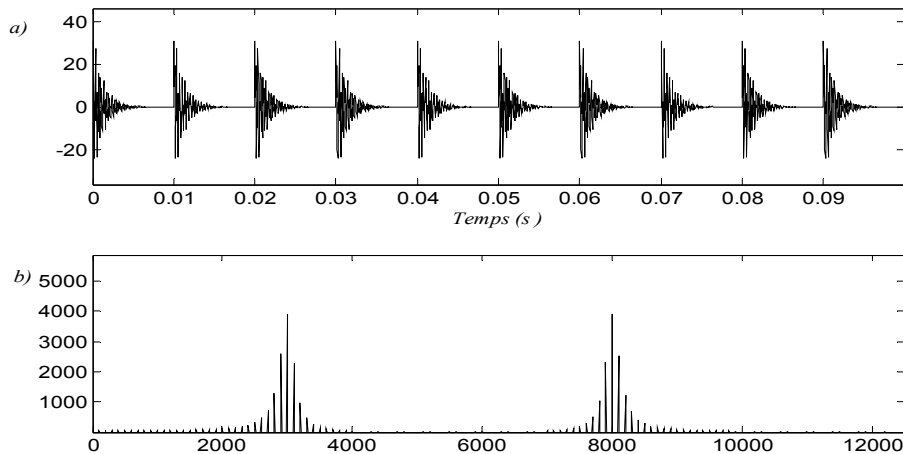


Fig. 3.43. a) Signal d'un défaut de roulement simulé, b) son spectre.

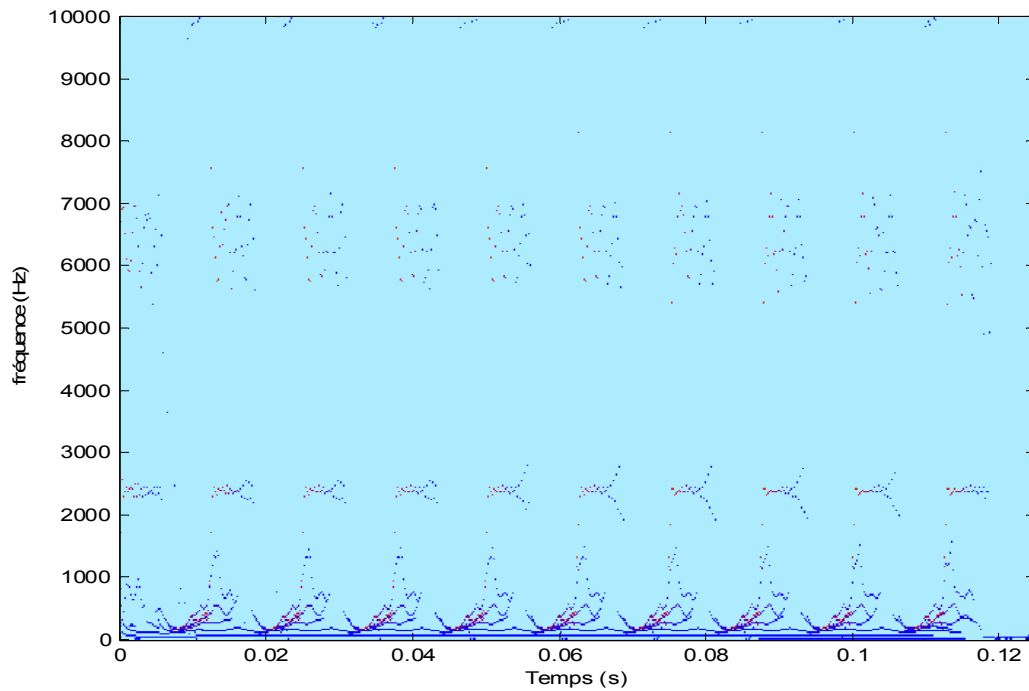


Fig. 3.44. THH d'un signal simulé de roulement avec défaut.

3.8. Conclusion

Cette étude menée sur des exemples de simulation a permis d'exposer clairement les avantages et les limitations de chaque méthode considérée dans ce travail. La méthode EEMD permet de décomposer le signal en plusieurs bandes de fréquence, mais cette décomposition ne permettait pas de suivre la variation de la fréquence et de l'amplitude dans le temps. La THH a permis de surmonter ce problème mais nous a posé des difficultés d'exploitation judicieuse des résultats. Par ailleurs, nous avons montré que les résultats obtenus par ces deux méthodes sont meilleurs que ceux donnés par la TOD et la TOC. Cependant, pour améliorer d'avantage les résultats donnés par l'EEMD et la THH pour la détection précoce des défauts dans les machines tournantes, nous avons proposé une méthodologie de pré-traitement et de décision. Cette approche nécessaire à l'analyse des signaux réels a fait l'objet du chapitre 4.

CHAPITRE 4

ETUDE DES SIGNAUX REELS

CHAPITRE 4

ETUDE DES SIGNAUX REELS

4.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à l'analyse des signaux d'engrenage réels et de roulement déjà utilisés par d'autres chercheurs. Les résultats obtenus ont été comparés à ceux publiés.

La méthode EEMD a été appliquée à l'analyse de différents signaux réels. D'abord, des signaux d'engrenage enregistrés au CETIM (centre d'études techniques et industries mécaniques, Saint Etienne, France) ont été décomposés. La méthode EEMD a été utilisée pour calculer le signal résiduel à partir des IMFs résiduels obtenus par retranchement de la moyenne synchrone de chaque IMFs. Ensuite, des signaux de roulement enregistrés sur le banc d'essai de CWRU (Case Western Reserve University, Cleveland, États-Unis) ont été analysés. La particularité de cette base de données nous a permis d'étudier l'effet de la fréquence d'échantillonnage sur les résultats de la décomposition. Enfin, des signaux plus complexes, composés de signaux d'engrenage et de roulements, enregistrés sur le banc d'essai Peter Rig (University of new south wales, Kensington, Australie) ont été explorés en vue de la séparation des différentes signatures en utilisant la méthode EEMD et la transformée de Hilbert pour calculer l'amplitude instantanée de chaque IMF dont les fréquences sont visualisées à l'aide du spectre. Cette démarche nous a permis de détecter le défaut à un stade précoce.

4.2. Analyse des signaux d'engrenages

Le banc d'essai du CETIM est un réducteur composé d'un pignon de 20 dents et d'une roue de 21 dents. La figure 4.1 montre une roue sans défaut et une roue avec un défaut d'écaillage. La vitesse de rotation de l'arbre est de 1000 *tr/min* soit environ 16.67 *Hz*. La fréquence de rotation de la roue est égale à 15.87 *Hz*. La fréquence d'engrènement est de l'ordre de 330 *Hz*. La fréquence d'échantillonnage est égale à 20 *kHz*. Chaque enregistrement comporte 60000 échantillons soit une durée du signal de 3 *s*. L'expérimentation a duré 12 jours où le réducteur passe de l'état de bon fonctionnement à un état détérioré. Les conditions de fonctionnement (vitesse, couple) ont été fixées de façon à obtenir un écaillage sur toute la longueur d'une dent [Capd1992], [Droui1992]. Après chaque acquisition des signaux vibratoires, le banc est arrêté pour expertiser l'état

des dentures des roues (Tableau 4.1) [Elba1999]. Les essais du réducteur s'étalent sur 13 jours. Mais, les enregistrements des signaux ont commencé le deuxième jour. Nous avons en tout 12 signaux (12 jours).

Les représentations temporelles des signaux du 2^{ème} jour, 5^{ème} jour, 9^{ème} jour, 11^{ème} jour et 12^{ème} jour (Fig. 4.2) ne permettent pas de détecter de façon précoce l'apparition d'un défaut avant le 12^{ème} jour. En effet, les impulsions dues au défaut sont masquées par des bruits d'origines diverses (bruit de quantification, bruit magnétique, etc.) et la partie synchrone [Mah2012a], [Mah2012b].

Le tableau 4.2 montre les valeurs du Kurtosis des douze signaux. Les résultats du Kurtosis n'ont pas donné une information supplémentaire sur la progression du défaut.

Les figures (4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7) donnent une représentation graphique des 5 premières IMFs de la décomposition EEMD des signaux enregistrés le 2^{ème} jour, le 5^{ème} jour, le 9^{ème} jour, le 11^{ème} jour et le 12^{ème} jour. Pour chaque signal 12 IMFs ont été obtenus. Mais seulement les 8 premiers IMFs ont été prises en considération, les autres IMFs ont été ajoutés au résidu. Le spectre de chaque IMF a été déterminé. Les représentations spectrales des IMFs du signal enregistrés le 2^{ème} jour (Fig. 4.8) montrent clairement que le premier IMF présente la fréquence la plus élevée contenue dans le signal. En plus, il est remarqué que la fréquence de rotation est donnée par l'IMF8.

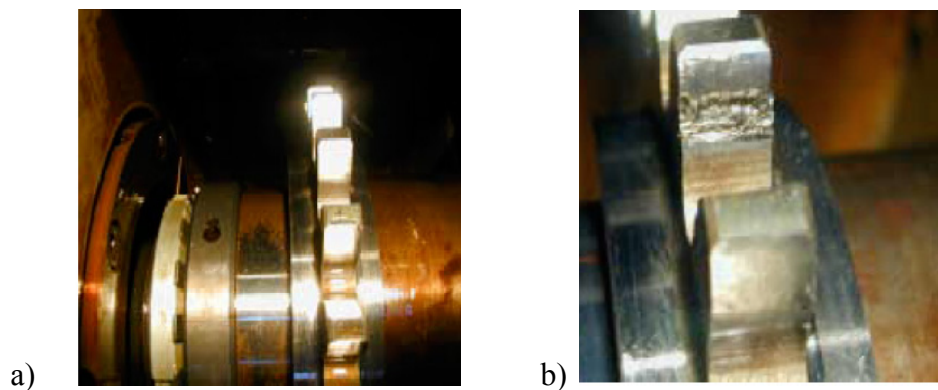


Fig. 4.1. Photos d'une roue du banc du CETIM a) sans défaut, b) avec défaut [Raad2003].

Tableau 4.1. Rapport d'expertise.

Jour	Observation	Jour	Observation
2	Premier jour d'acquisition, pas d'anomalie	8	Pas d'évolution
3	Pas d'anomalie	9	dent ½ pas d'évolution, dent 15/16 début d'écaillage
4	// //	10	Évolution de l'écaillage dent 15/16
5	// //	11	// //
6	// //	12	// //
7	Écaillage sur le profil de la dent ½	13	Écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16

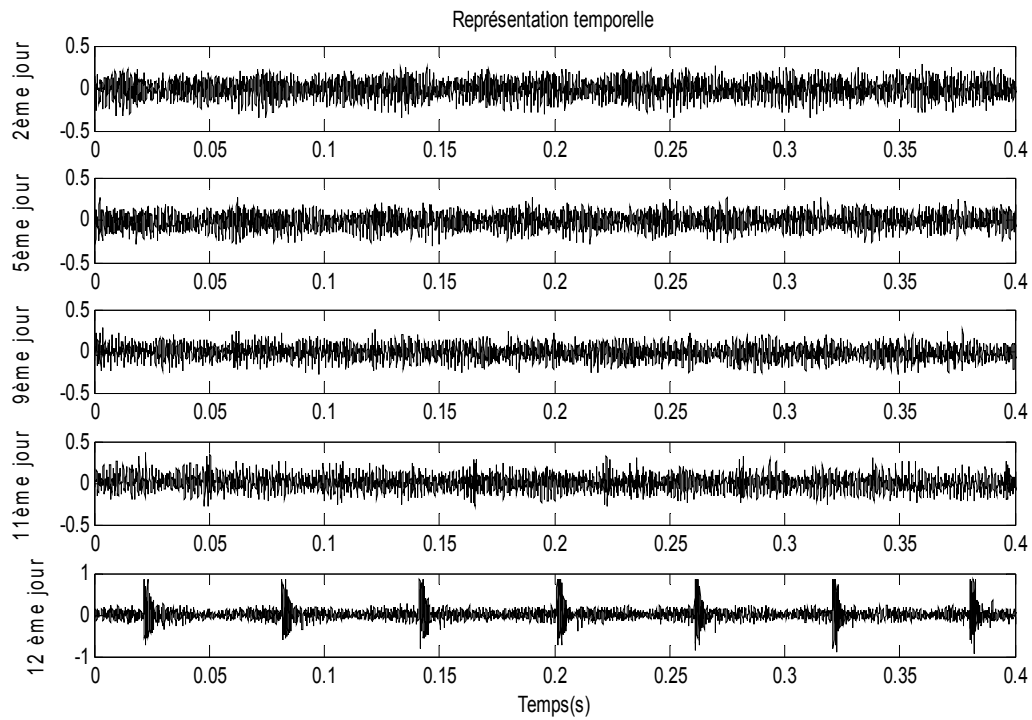


Fig. 4.2. Représentation temporelle des signaux enregistrés le 2^{ème} jour, le 5^{ème}, le 9^{ème}, le 11^{ème} et le 12^{ème} jour.

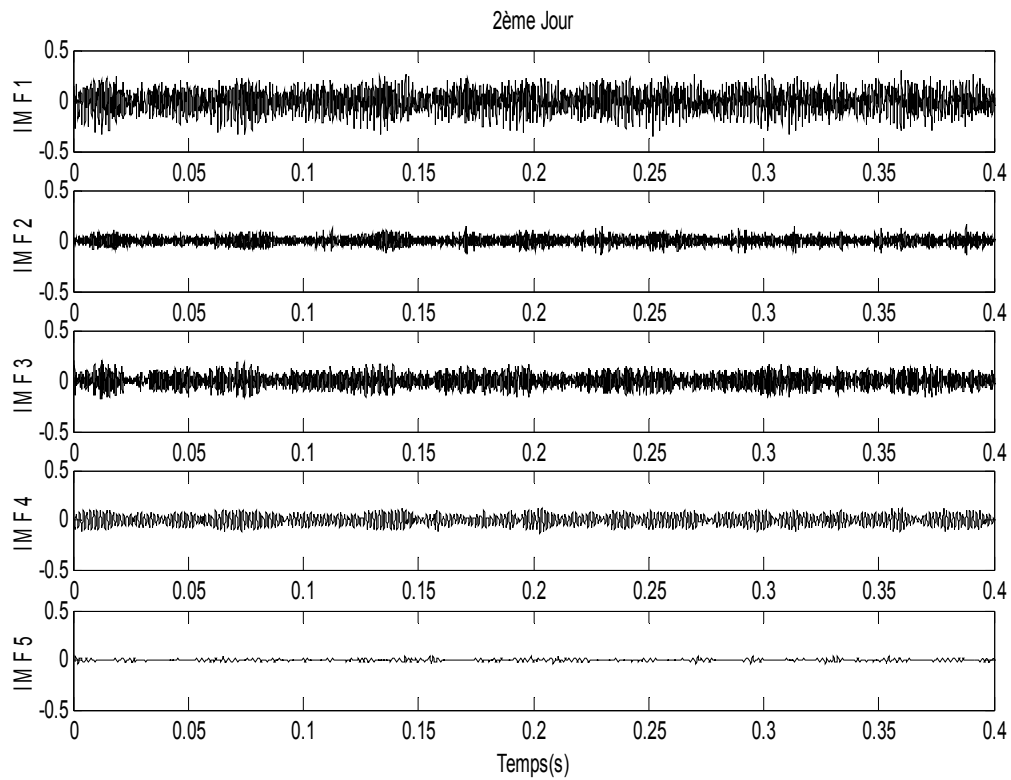


Fig. 4.3. EEMD du signal enregistré le 2^{ème} jour.

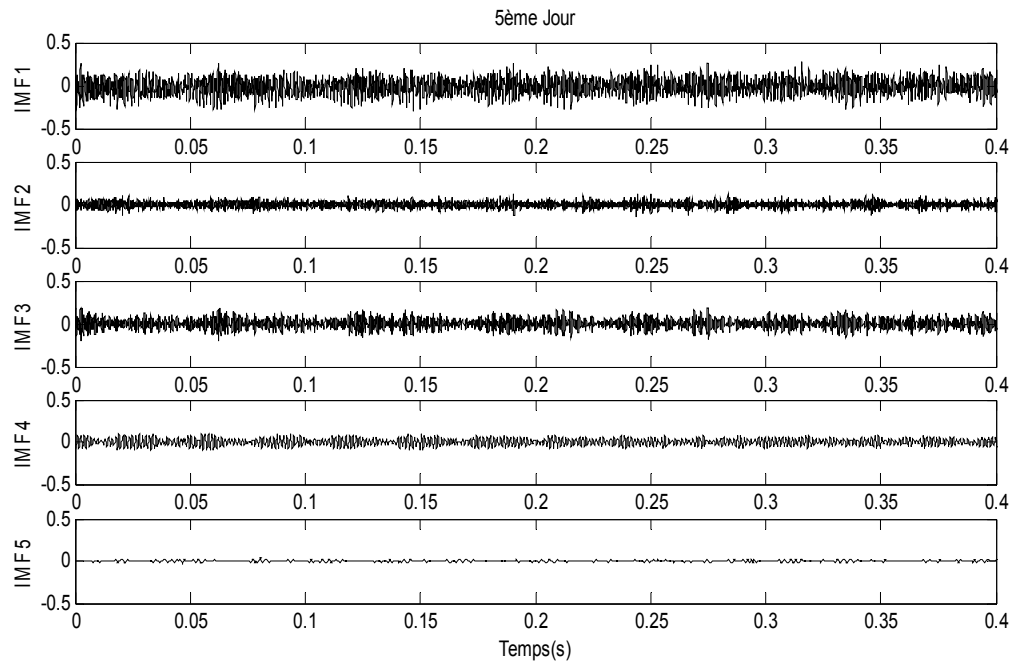


Fig. 4.4 EEMD du signal enregistré le 5^{ème} jour.

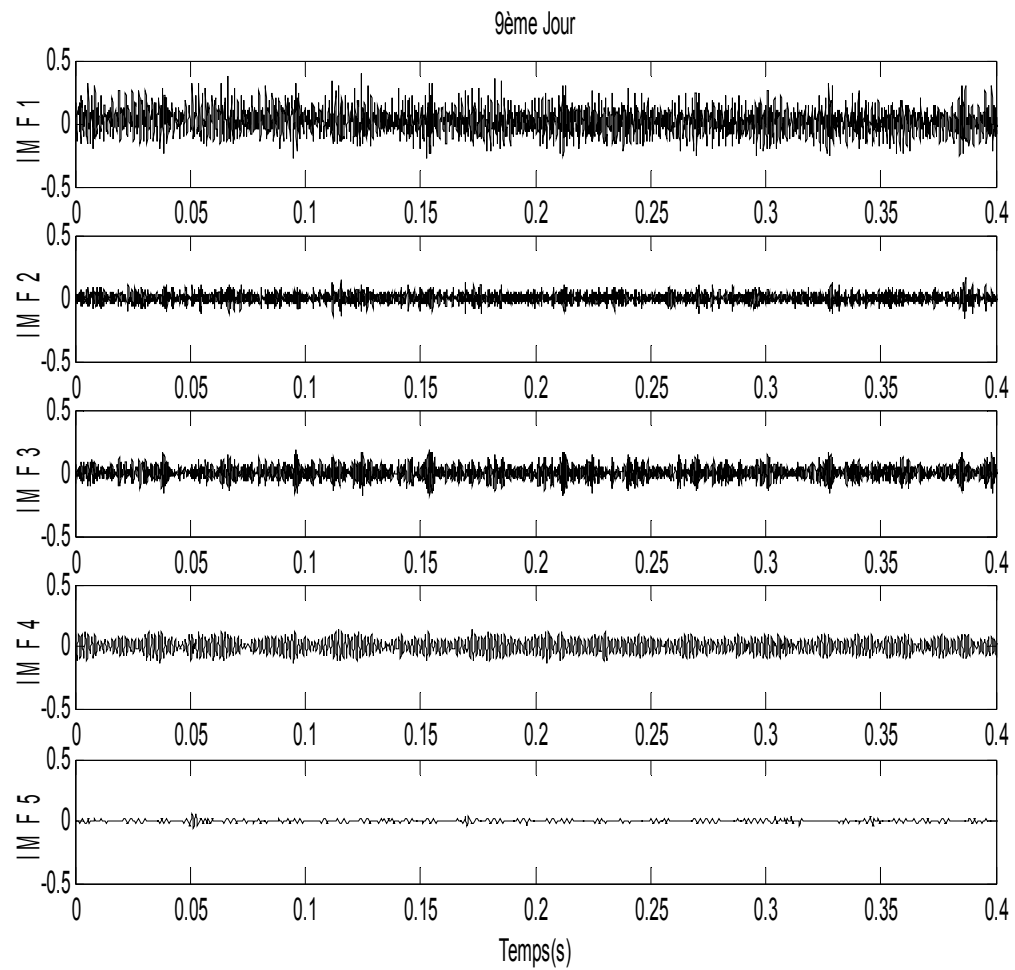
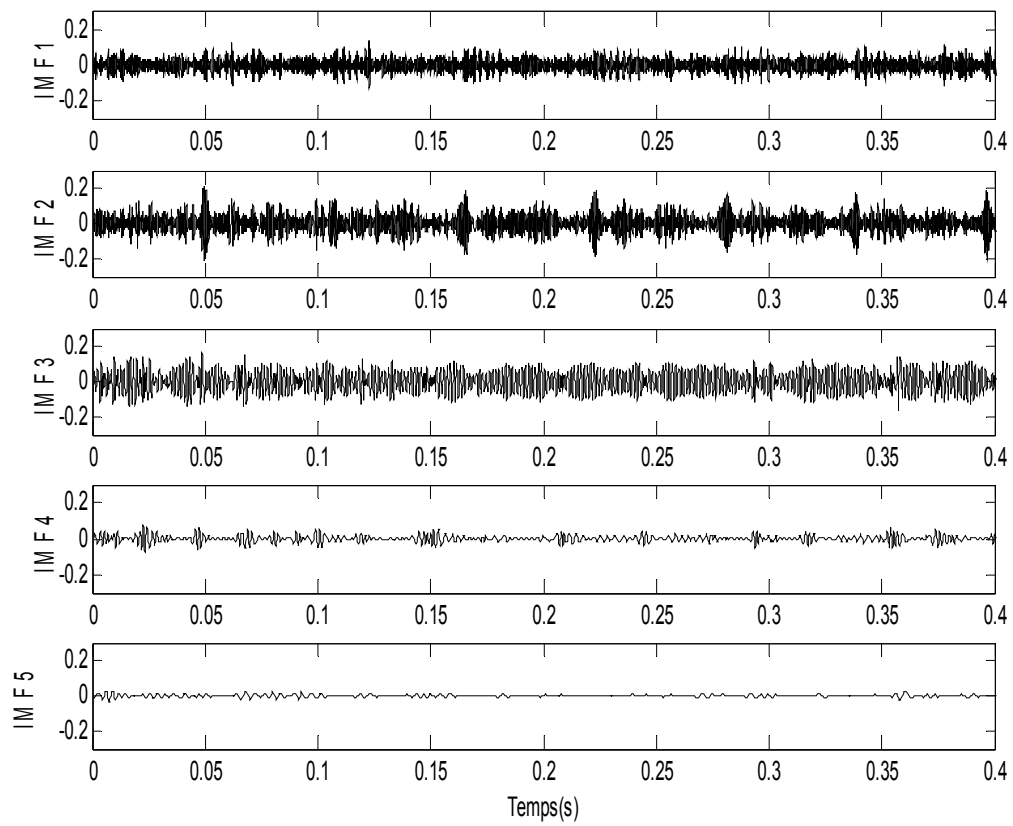
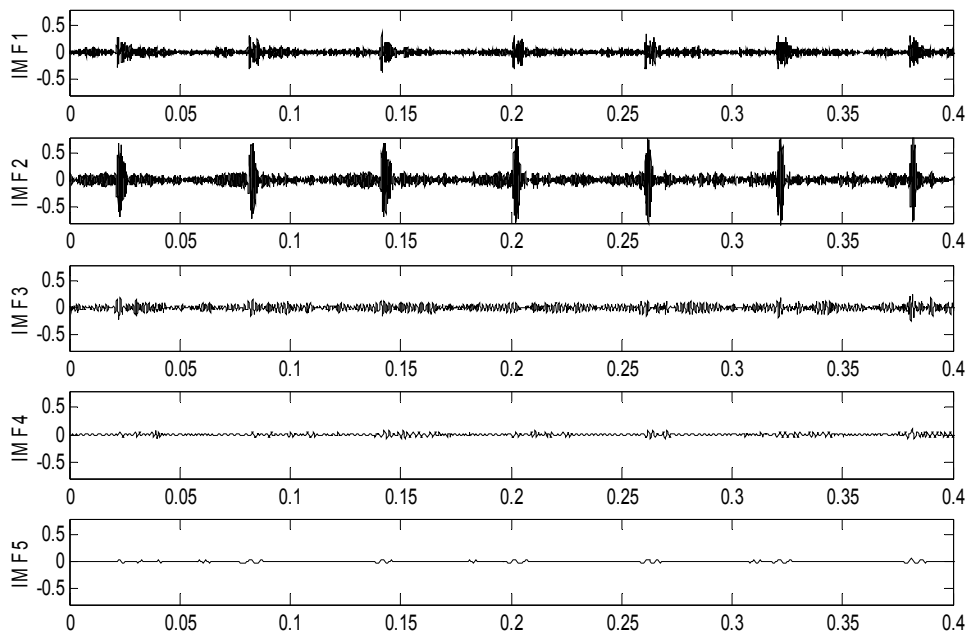


Fig. 4.5. EEMD du signal enregistré le 9^{ème} jour.

Fig. 4.6. EEMD du signal enregistré le 11^{ème} jour.Fig. 4.7. EEMD du signal enregistré le 12^{ème} jour.

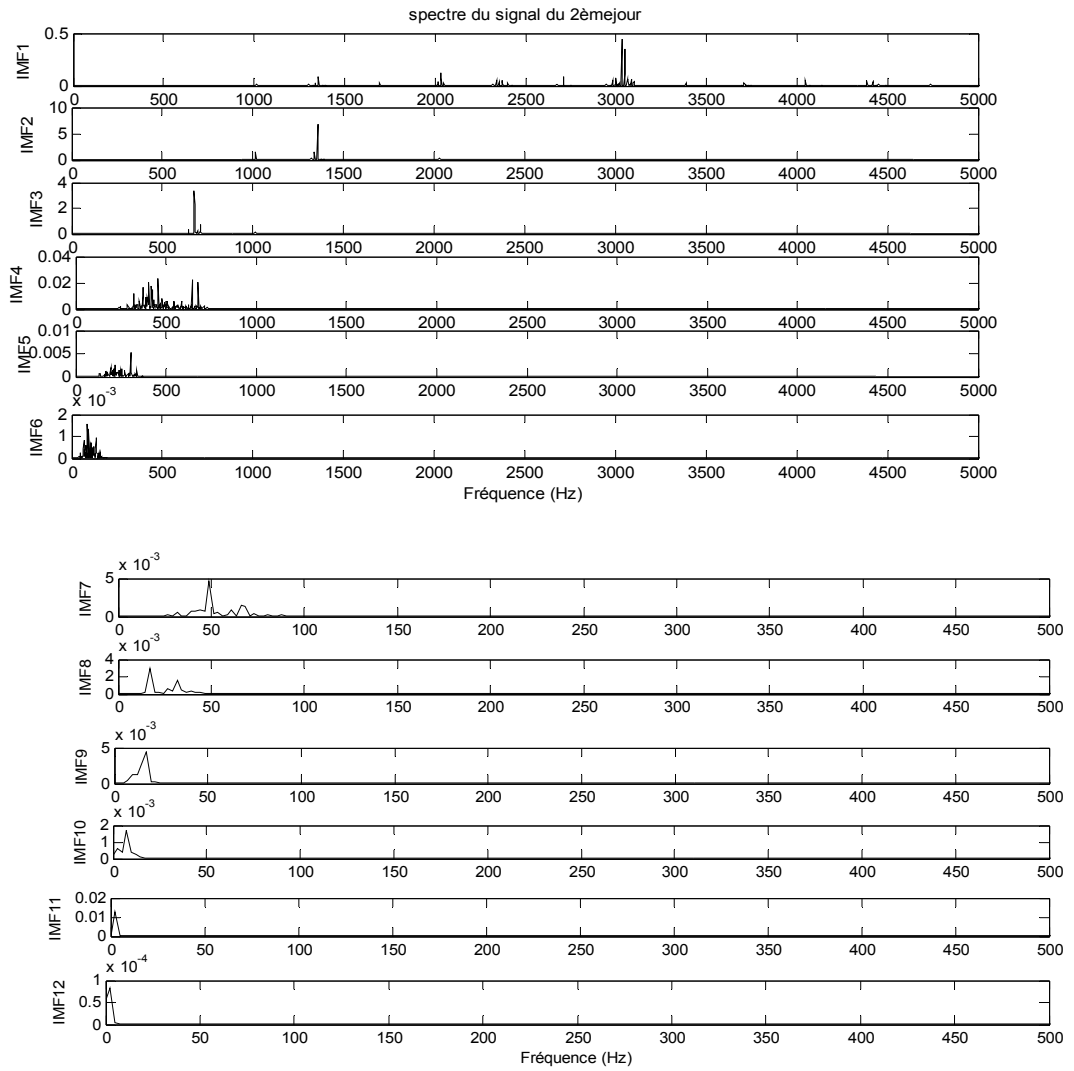


Fig. 4.8. Spectres des IMFs du signal enregistré le 2^{ème} jour.

Pour améliorer les résultats donnés par EEMD concernant le suivi de l'évolution de l'apparition d'une défaillance, nous avons proposé des approches [Mah2012a], [Mah2012b] qui ont permis d'atteindre cet objectif. Ces propositions sont basées sur deux étapes, la première consiste à prétraiter les signaux pour réduire le bruit. La deuxième est une étape de décision basée sur une méthode statistique à travers le Kurtosis.

4.2.1. Debruitage des signaux de CETIM par EEMD et Ondelettes.

Pour éliminer le bruit, nous avons proposé un algorithme basé sur la méthode EEMD et la transformée en ondelettes discrètes [Mah2012b]. Les étapes de cet algorithme sont :

- 1) Décomposition EEMD des signaux par la méthode EEMD. Les résultats sont ceux déjà représentés dans les figures 4.3-4.7.
- 2) Calcul du Kurtosis de chaque IMFs pour tester si les IMFs sont de nature

gaussienne. Si l'IMF est un bruit blanc, le Kurtosis est égale à trois et l'IMF est à éliminer.

3) Application de la transformée en ondelettes discrètes aux IMFs non gaussiennes. Nous avons utilisé l'ondelette Db20 et huit échelles.

4) Seuillage dur des coefficients de la transformée en ondelettes C_{IMF} de chaque IMF [Dono1994] :

$$C_{IMFn} = \begin{cases} C_{IMF} & \text{si } |C_{IMF}| > TH \\ 0 & \text{si } |C_{IMF}| \leq TH \end{cases} \quad (4.4)$$

Le seuil a été calculé en utilisant l'équation donnée par Donnoho [Dono1995] basée sur la longueur des IMFs et leur écart type donné par les équations suivantes :

$$TH = \sigma \sqrt{2 \log(l)/l} \quad (4.5)$$

$$\tilde{\sigma} = MAD / 0.6754 \quad (4.6)$$

où MAD est la médiane de la valeur absolue des écarts types.

5) Application de la transformée en ondelettes inverse pour obtenir les IMFs débruités.

6) Obtention du signal débruité à partir de l'EEMD inverse :

$$x_{deb}(t) = \sum_{j=1}^n IMF_{debj}(t) \quad (4.7)$$

Les valeurs du Kurtosis des douze signaux avant et après débruitage sont données dans le tableau 4.2. Ces résultats montrent que les valeurs du Kurtosis du signal débruité ont commencé à augmenter progressivement à partir du huitième jour. Cette méthode nous a permis d'éliminer le bruit et de détecter le défaut sur le réducteur avant l'écaillage de la dent d'après le rapport d'expertise du tableau 4.1.

Tableau. 4.2. Valeurs du Kurtosis des signaux de CETIM avant et après débruitage.

Jour	Kurtosis des signaux avant débruitage	Kurtosis des signaux débruités	jour	Kurtosis des signaux avant débruitage	Kurtosis des signaux débruités
2	2.734	2.655	8	2.972	3.016
3	2.686	2.908	9	2.870	3.058
4	2.963	2.838	10	3.169	3.311
5	2.776	2.942	11	3.118	3.435
6	3.084	2.982	12	12.64	14.785
7	2.989	2.904	13	13.44	16.693

4.2.2. Calcul du signal résiduel par EEMD

Pour éliminer le bruit et la partie synchrone nous avons suivi les étapes suivantes [Mah2012b]:

1) Calcul de la moyenne synchrone pour chaque IMF en utilisant l'équation suivante :

$$IMF_{TSA}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} IMF(t + iT) \quad (4.1)$$

T est la période de rotation. Nous n'avons pas utilisé la période donnée par la fréquence de rotation, mais nous l'avons calculé à partir du spectre du signal.

N : est le nombre de période.

2) Calcul de l'IMF résiduel par l'application de l'équation suivante :

$$IMF_{res}(t) = IMF_{TSA}(t) - \frac{1}{Z} \sum_{i=0}^{Z-1} IMF(t + iT_e) \quad (4.2)$$

T_e est la période d'engrènement

3) Calcul du Kurtosis de chaque IMF résiduel. Dans cette étape, on a éliminé les IMFs résiduels qui ont un Kurtosis inférieur ou égale à 3 car ils représentent soit le bruit soit la partie synchrone.

4) Obtention du signal résiduel en sommant les IMFs résiduels.

$$x_{res}(t) = \sum_{j=1}^n IMF_{resj}(t) \quad (4.3)$$

5) Détermination du Kurtosis du signal résiduel pour vérifier s'il y a des impulsions dans le signal résiduel. Le tableau 4.3 montre les valeurs du Kurtosis des douze signaux résiduels.

Tableau.4.3. Valeurs du Kurtosis des signaux résiduels.

jour	Kurtosis	jour	Kurtosis
2	3.14	8	4.30
3	3.35	9	4.66
4	3.99	10	4.27
5	5.27	11	4.33
6	4.19	12	13.64
7	4.41	13	15.77

4.2.3. Résultats et discussion

La détermination des IMFs par la méthode EEMD a permis de suivre l'évolution de l'état de santé du réducteur. Pour réduire le bruit, la moyenne synchrone de chaque IMF a été calculée et extraite de l'IMF correspondant pour obtenir l'IMF résiduel. Le signal résiduel a été reconstruit à partir de tous les IMFs résiduels.

Les signaux résiduels des 12 jours n'ont pas permis d'obtenir une information sur l'existence d'une anomalie. Cependant un traitement statistique basé sur le Kurtosis a rendu possible la détection du défaut le cinquième jour [Mah2012b]. Par ailleurs, nous

pouvons distinguer clairement à partir du graphe du Kurtosis de la figure 4.9 trois étapes différentes. La première commence à partir du 2^{ème} jour et se termine au 4^{ème} jour qui correspond à la phase sans défaut. La deuxième étape commence à partir du 5^{ème} jour et se termine le 11^{ème} jour. Cette étape est en rapport avec à l'apparition du défaut qui est une dent écaillée. Finalement, la dernière est liée à l'état critique de l'écaillage de la dent.

Ces résultats sont justifiés d'abord par le rapport d'expertise du tableau 4.1 et ensuite par les résultats représentés dans la Fig. 4.10 qui ont été publiés par Elbadaoui et al. en appliquant le cepstre et un indicateur statistique appelé «d» [Elba2004]. Nous pouvons discerner clairement que les résultats de la méthode EEMD et du Kurtosis sont identiques à ceux obtenus par Elbadaoui. Il est à noter que le 4^{ème} jour, d'ElBadaoui et al, qui ont commencé la numérotation à partir du premier jour, correspond au 5^{ème} jour de notre travail. Nous avons commencé la numérotation à partir du 2^{ème} jour.

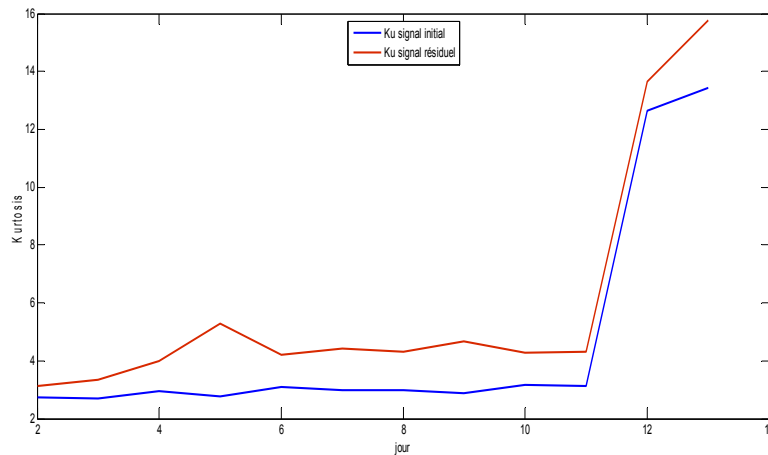


Fig .4.9. Variation des valeurs des Kurtosis du signal initial (bleu) et résiduel (rouge).

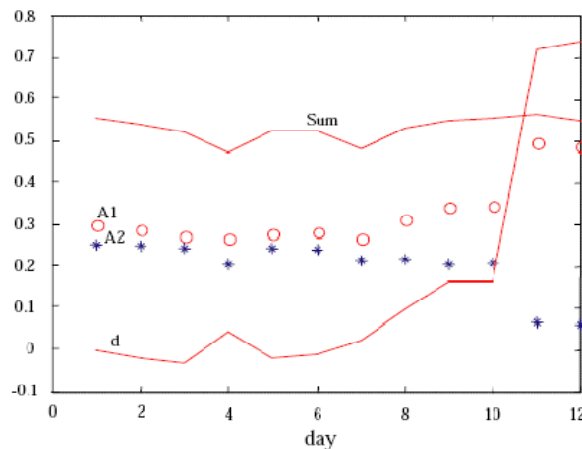


Fig. 4.10. Résultats obtenus par Elbadaoui et al [Elba2004].

4.3. Analyse des signaux de roulement (*Signaux de Case Western Reserve Univ*)

Les Signaux de roulement que nous nous sommes proposés d'étudier ont été fournis par (*the Case Western Reserve University- Bearing Data Center*) [eecs]. La base des données des essais de roulements à billes normaux ou défectueux a été recueillie sur un banc d'essai composé d'un moteur, un accouplement et une génératrice. Ce banc est représenté dans figure 4.11. Les défauts sont sous forme de points de diamètres différents. Les défauts ont été créés par une machine d'électro érosion sur les différents éléments de roulements.

Les essais ont été faits pour différents couples et pour deux fréquences d'échantillonnage 12000 *Hz* et 48000 *Hz*. Dans ce travail, nous avons étudié les roulements du côté moteur sans charge (sans variation de la vitesse).

Nous avons étudié l'effet de la fréquence d'échantillonnage sur les résultats de l'EEMD. Pour avoir la même durée d'analyse nous avons pris 2400 échantillons pour la fréquence de 12000 *Hz* et 9600 échantillons pour la fréquence de 48000 *Hz*.

Les fréquences caractéristiques du roulement pour la fréquence de rotation $f_r = 29.95$ *Hz* sont données dans le tableau 4.4.

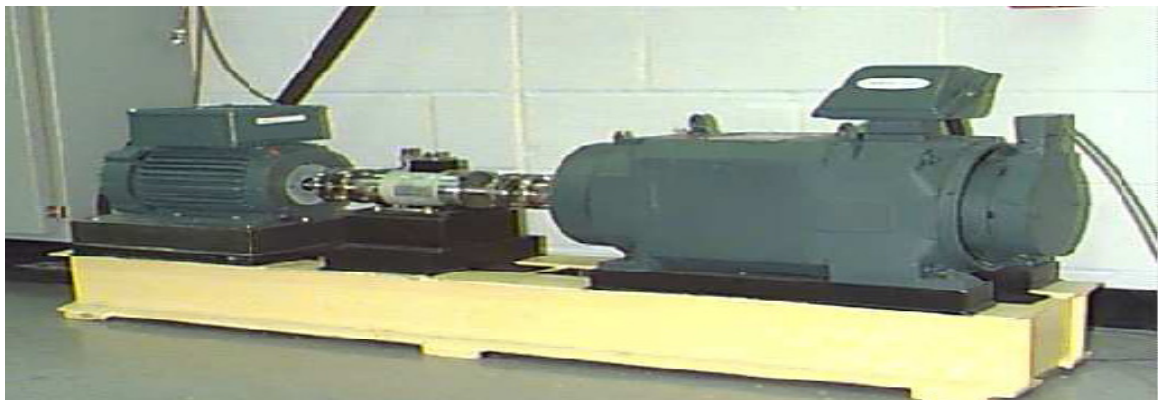


Fig. 4.11. Banc d'essai Case Western Reserve University.

Tableau.4.4. Les fréquences caractéristiques du roulement coté moteur.

Bague intérieure	Bague extérieure	La cage	Les billes
162.18Hz	107.01Hz	11.89Hz	140.74Hz

4.3.1. Etude des signaux échantillonnés à 12000 *Hz*.

La figure 4.12 montre les signatures temporelles qui correspondent respectivement à un roulement sans défaut et à un roulement avec différents diamètre de défauts (0.007", 0.014", et 0.021"). Il est à noter que 1" = 25.4 *mm*.

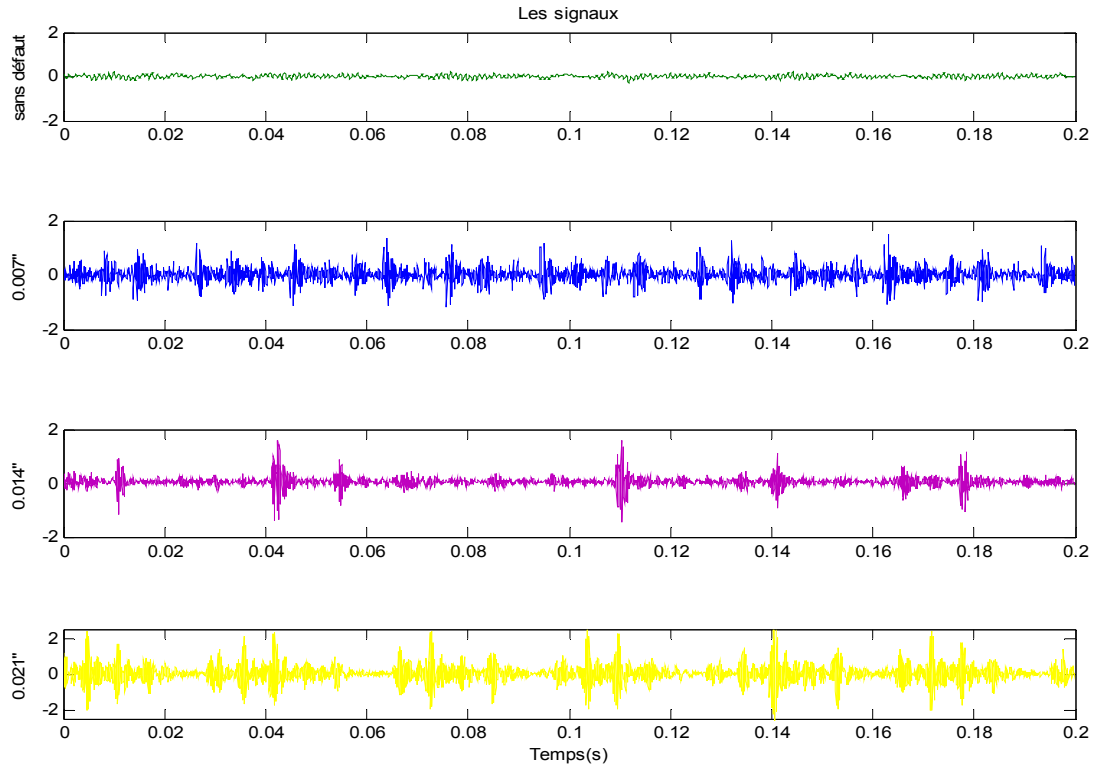


Fig. 4.12. Les signatures temporelles de la bague intérieure ($f_e = 12000 \text{ Hz}$).

Dans cette partie nous avons choisi de suivre une approche semblable à celle suivie dans le Kurtosis spectral [Anton2006], [Anton2007] que nous avons résumé de la manière suivante :

- 1) Décomposition EEMD des signaux en plusieurs bandes de fréquences. Les figures 4.13, 4.14 et 4.15 montrent les trois premières IMFs de la décomposition des quatre signaux qui correspondent respectivement aux quatre états de la bague intérieure du roulement : sans défaut, un défaut de diamètre égal à $0.007''$, un défaut de diamètre égal à $0.014''$ et un défaut de diamètre égal à $0.021''$.
- 2) Calcul du coefficient de corrélation entre les IMFs d'un signal et le signal lui-même. Les figures (4.16 et 4.17) montrent clairement que le Kurtosis et le coefficient de corrélation dépendent des IMFs. Les variations importantes relatives aux 3 premiers IMFs suggèrent que l'information recherchée est peut être localisée dans ces premières IMFs.
- 3) Détermination des amplitudes instantanées des IMFs (coefficient de corrélation supérieur à 0.3). Cette amplitude instantanée remplace l'étape de l'enveloppe dans la méthode du Kurtosis spectrale.
- 4) Calcul du spectre de l'amplitude instantanée des IMFs choisis.

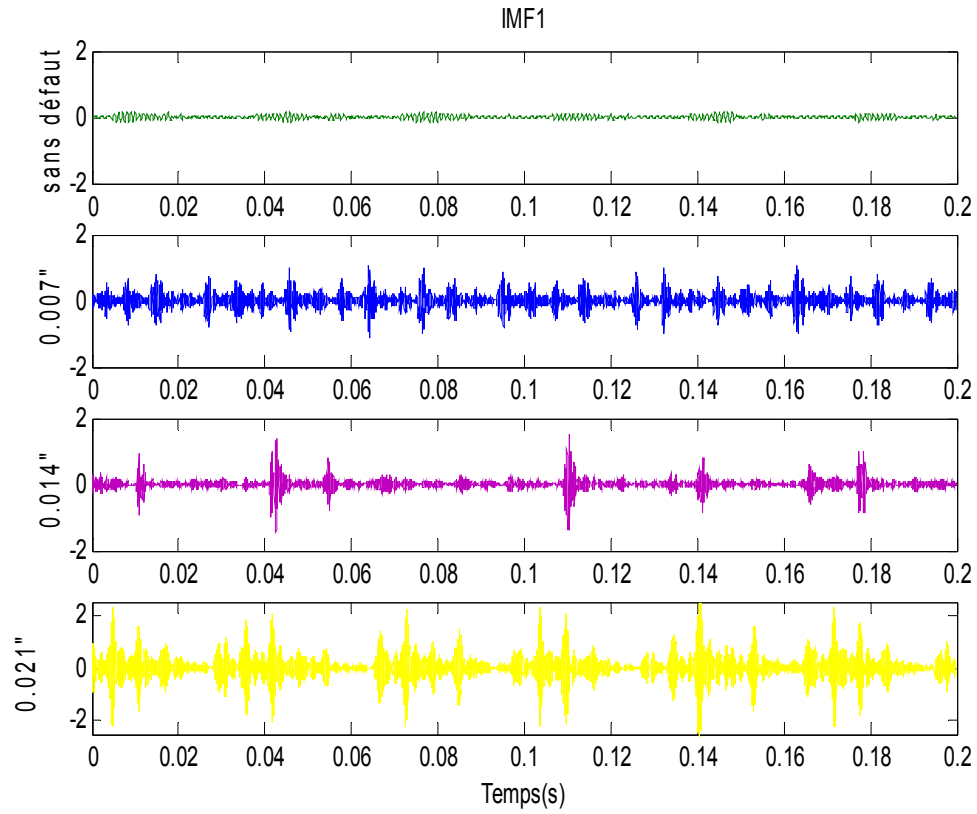


Fig. 4.13. IMF1 des signaux de la bague intérieure.

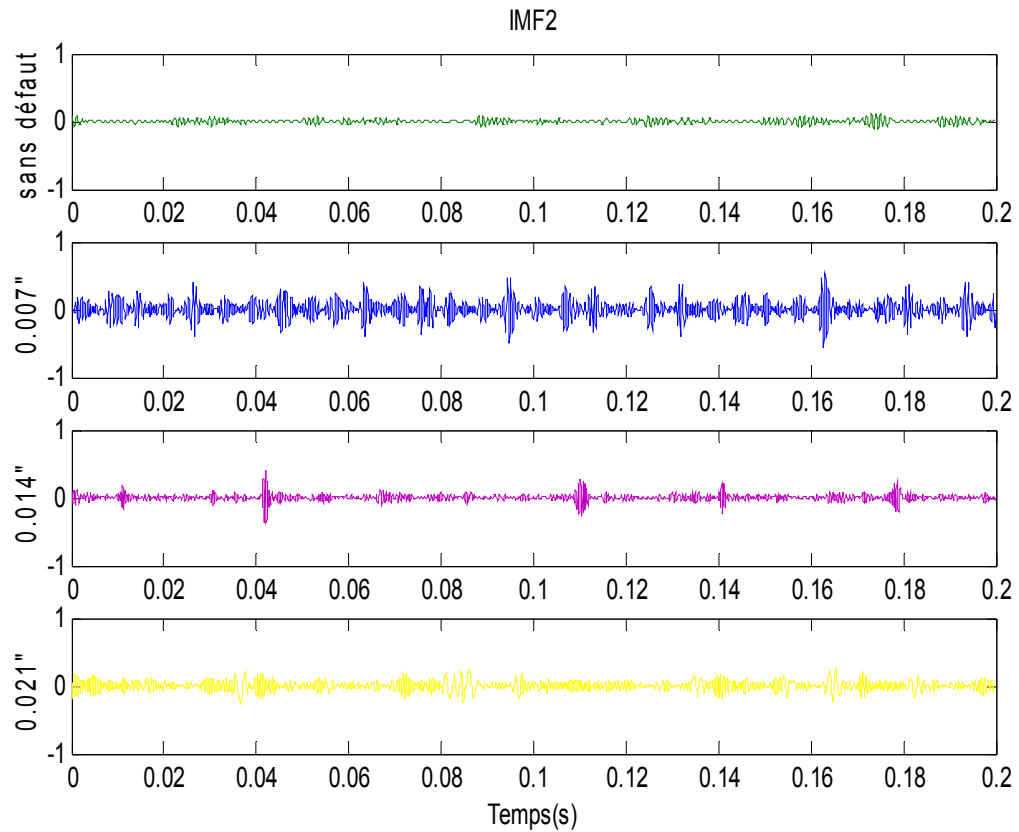


Fig. 4.14. IMF2 des signaux de la bague intérieure.

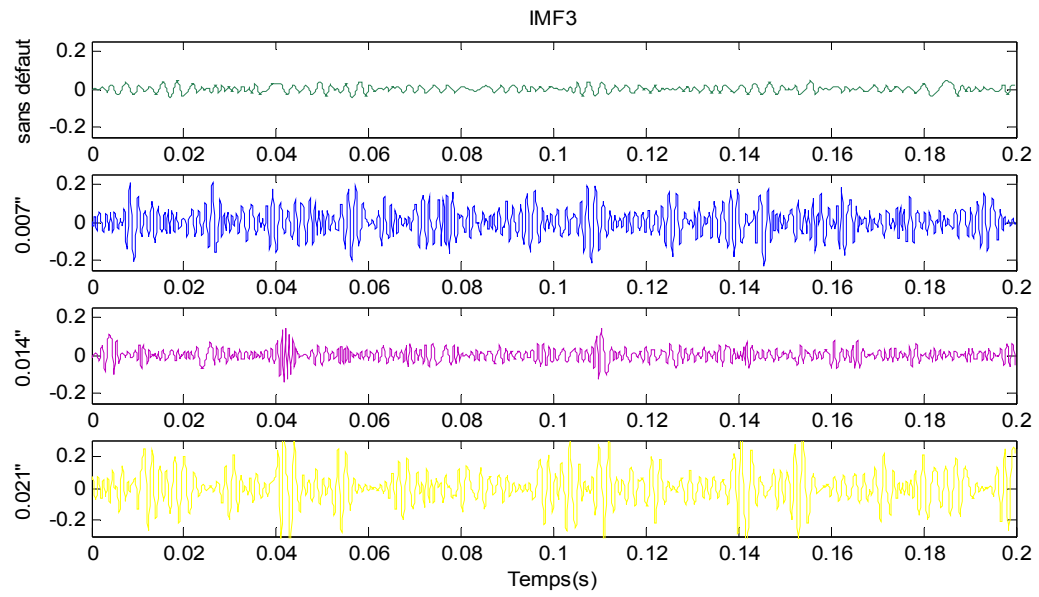


Fig. 4.15. IMF3 des signaux de la bague intérieure.

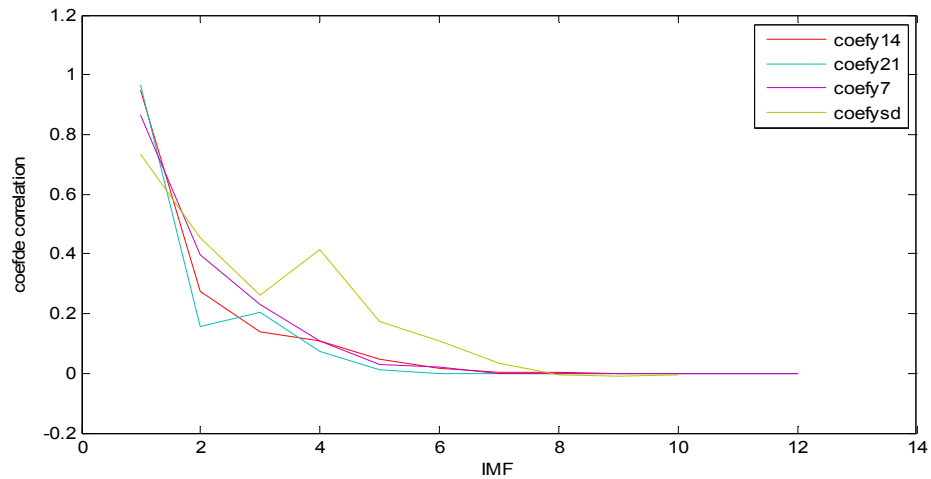


Fig. 4.16. Variation du coefficient de corrélation de chaque signal et ces IMFs.

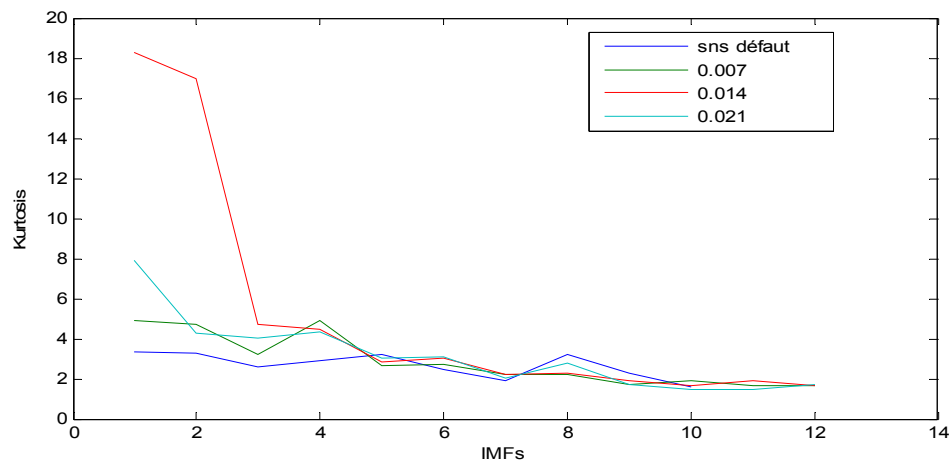


Fig. 4.17. Variation dukurtosis des IMFs de chaque signal.

Les figures 4.18 et 4.19 montrent les spectres des amplitudes instantanées des deux premiers IMFs du signal du roulement sans défaut. Sur le spectre, nous pouvons lire facilement la fréquence de rotation et ses harmoniques. Nous remarquons l'absence totale de la fréquence de défaut.

Les figures 4.20 et 4.21 montrent les spectres des amplitudes instantanées des deux premières IMFs du signal de roulement avec un défaut de 0.007" de diamètre. Ces figures permettent de lire distinctement la fréquence de rotation qui égale à 30 *Hz*, sa première harmonique qui est égale à 60 *Hz*, la fréquence du défaut qui est égale à 162 *Hz* et ses harmoniques. La fréquence de défaut est entourée par deux bandes latérales dues à la modulation. La fréquence de modulation est égale à la fréquence de rotation de l'arbre.

Les figures 4.22 et 4.23 montrent les spectres des amplitudes instantanées des deux premières IMFs du signal de roulement avec un défaut de 0.014" de diamètre. Nous avons remarqué l'apparition d'une nouvelle fréquence de 15 *Hz* qui est égale à la moitié de la fréquence de rotation et ses harmoniques avec constamment l'existence de la fréquence de défaut qui est de 160 *Hz*.

Les figures 4.24 et 4.25 montrent les spectres des amplitudes instantanées des deux premières IMFs du signal de roulement avec un défaut de 0.021". Le spectre des IMF1 ressemble au spectre de l'IMF1 lorsque le défaut a un diamètre de 0.007"

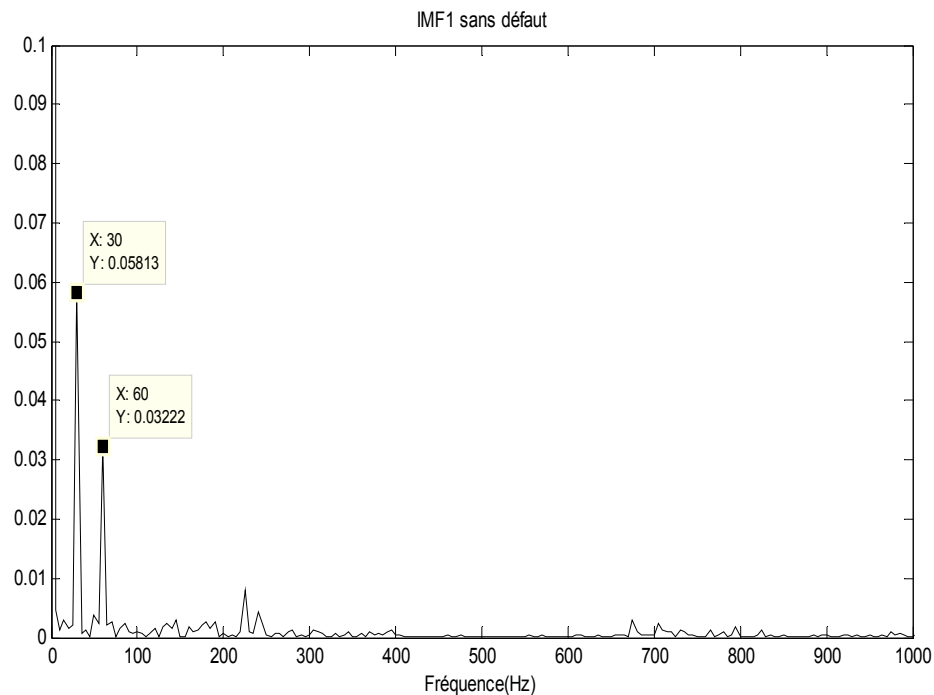


Fig. 4.18. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal cas sans défaut.

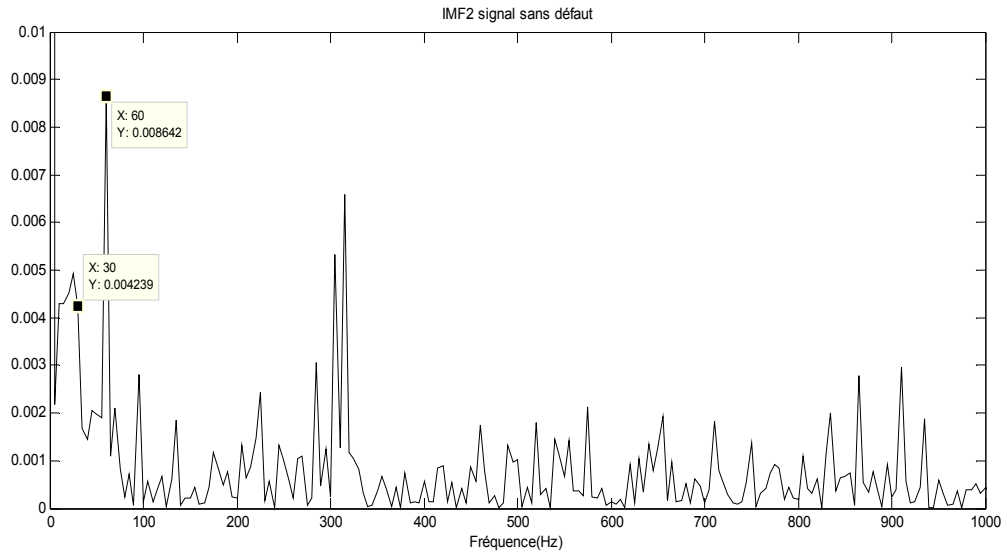


Fig. 4.19. Spectre de l'amplitude instantanée de l'IMF2 cas sans défaut.

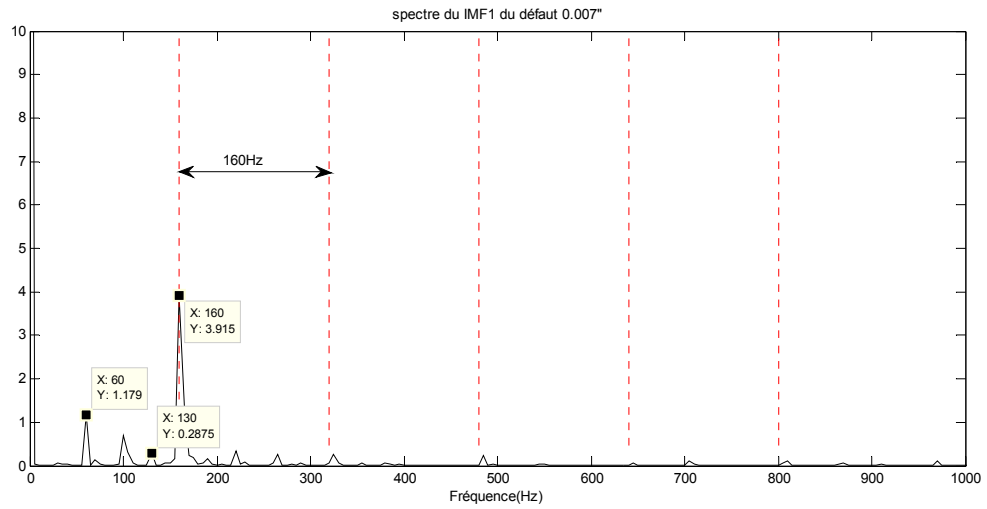


Fig. 4.20. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007".

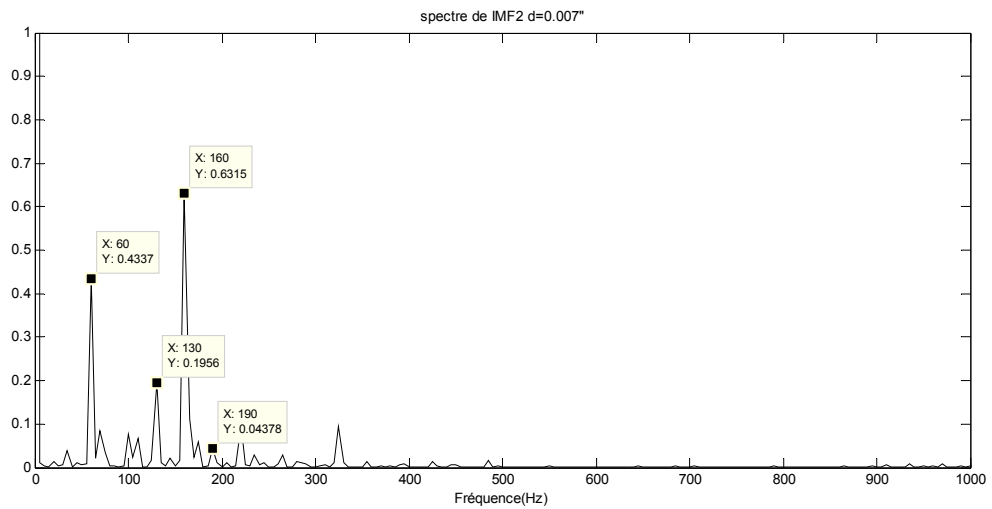


Fig. 4.21. spectre de l'amplitude instantanée d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007".

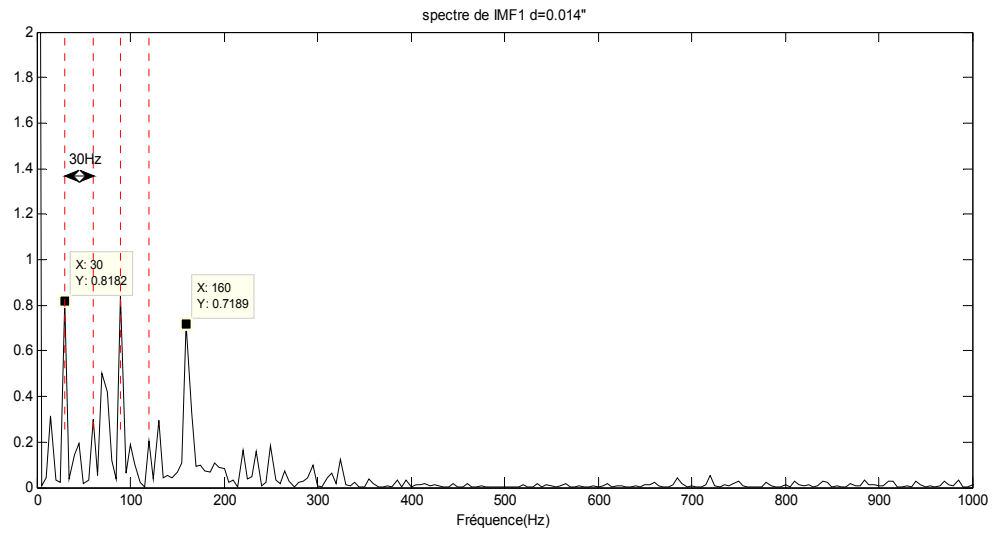


Fig. 4.22. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.014".

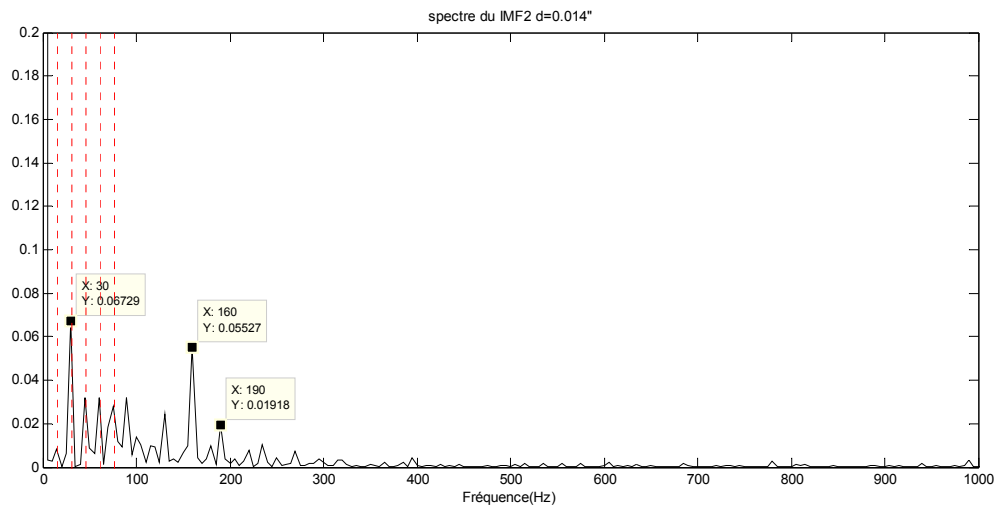


Fig. 4.23. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.014".

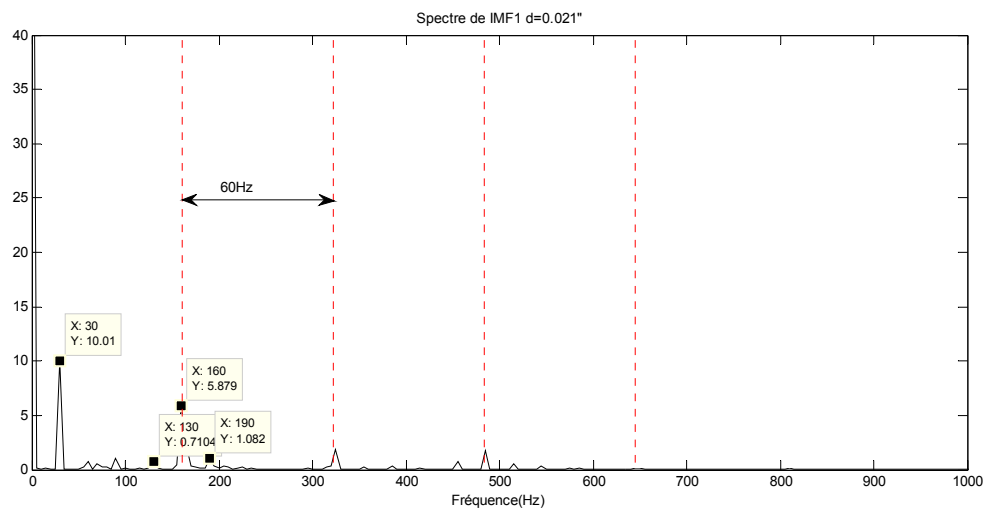


Fig. 4.24. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.021".

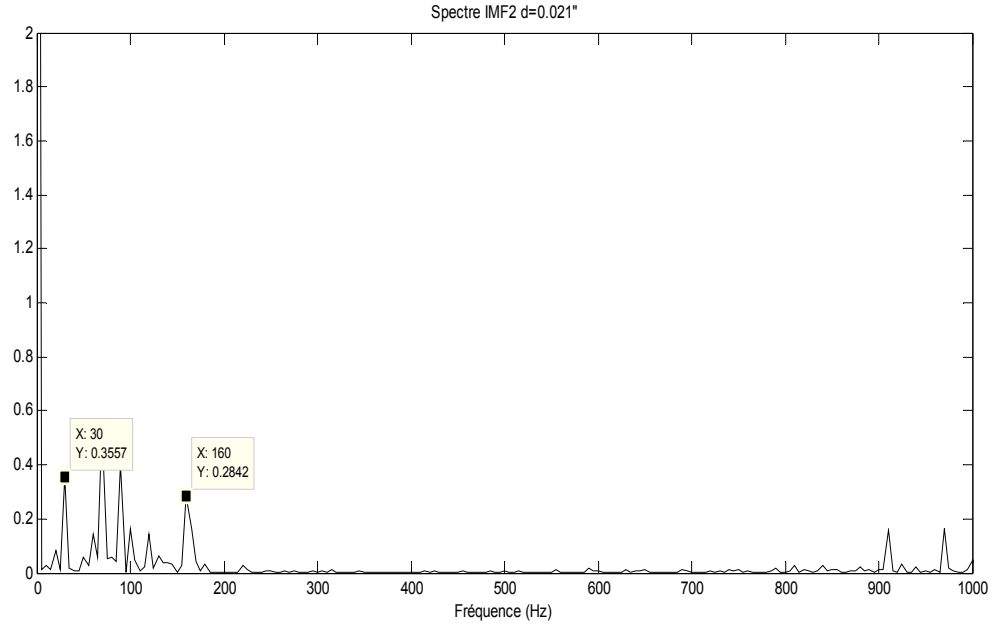


Fig. 4.25. Spectre de l'amplitude instantanée d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.021\".

4.3.2. Etude des signaux échantillonnés à 48000 Hz.

Nous avons déjà montré l'effet du choix de la fréquence d'échantillonnage sur un signal simulé [Mah2011]. La base de données de Data bearing fournie pour le même type de défaut et pour la même taille de défaut des signaux échantillonnés à 12000 Hz et des signaux échantillonnés à 48000 Hz. Ces deux fréquences d'échantillonnages nous ont permis d'étudier l'effet de la fréquence d'échantillonnage sur les résultats donnés par EEMD et sur la détection des défauts de roulement.

La figure 4.26 montre les signatures temporelles qui correspondent respectivement aux diamètres des défauts 0.007\", 0.014\" et 0.021\".

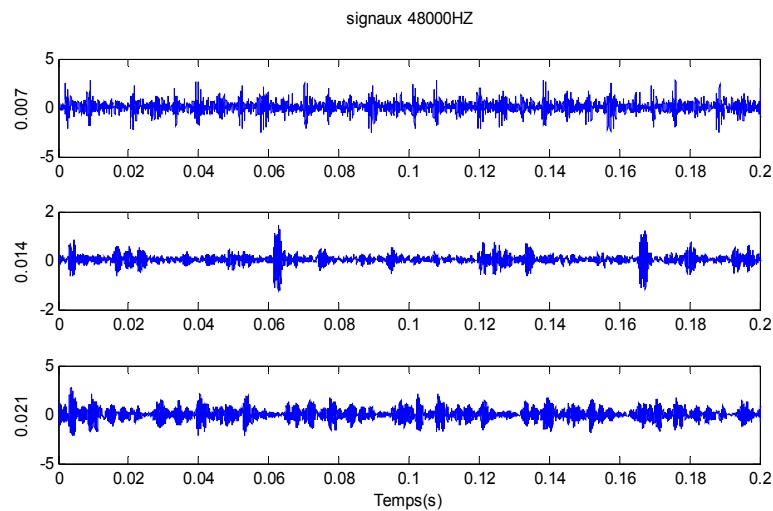


Fig. 4.26. Les signatures temporelles de la bague intérieure ($f_e = 48000$ Hz).

Dans cette partie, nous avons commencé par décomposer les signaux en plusieurs bandes de fréquences en utilisant la méthode EEMD. Les figures 4.27 et 4.28 montrent les premiers IMFs de la décomposition EEMD des signaux enregistrés avec des défauts de diamètres différents qui sont respectivement 0.007", 0.014" et 0.021".

La première IMF de chaque cas est représenté dans la figure 4.27 qui montre clairement les chocs dus au défaut. Dans la figure 4.29 nous avons comparé l'IMF1 du signal avec un défaut de 0.007" échantillonné à 12000 Hz avec l'IMF1 du signal avec un défaut de 0.007" échantillonné à 48000 Hz. Nous pouvons voir sur cette figure que les chocs de l'IMF1 du signal échantillonné à 48000 Hz sont plus discernables et leurs amplitudes sont plus importantes que ceux de l'IMF1 du signal échantillonné à 12000 Hz. Les spectres de des amplitudes instantanés de la figure 4.30 des IMF1s liés aux deux fréquences d'échantillonnage montrent clairement la fréquence 160 Hz du défaut et ses harmoniques. En plus, nous avons constaté que les amplitudes des fréquences dues au défaut du signal échantillonné à 48000 Hz sont plus grandes et plus nettes (Fig. 4.30). Il faut remarquer également que le zoom de la figure 4.31 autour d'une impulsion montre clairement la différence entre un défaut localisé et un défaut réparti ce qui explique la diminution du Kurtosis.

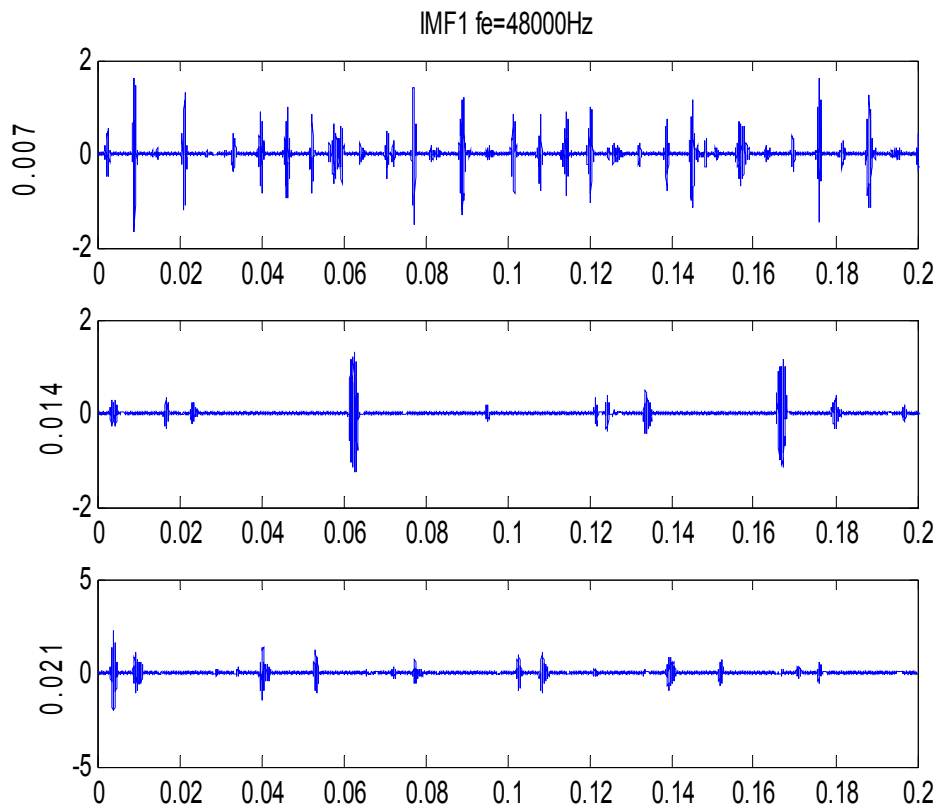


Fig. 4.27. IMF1 des signaux de la bague intérieure.

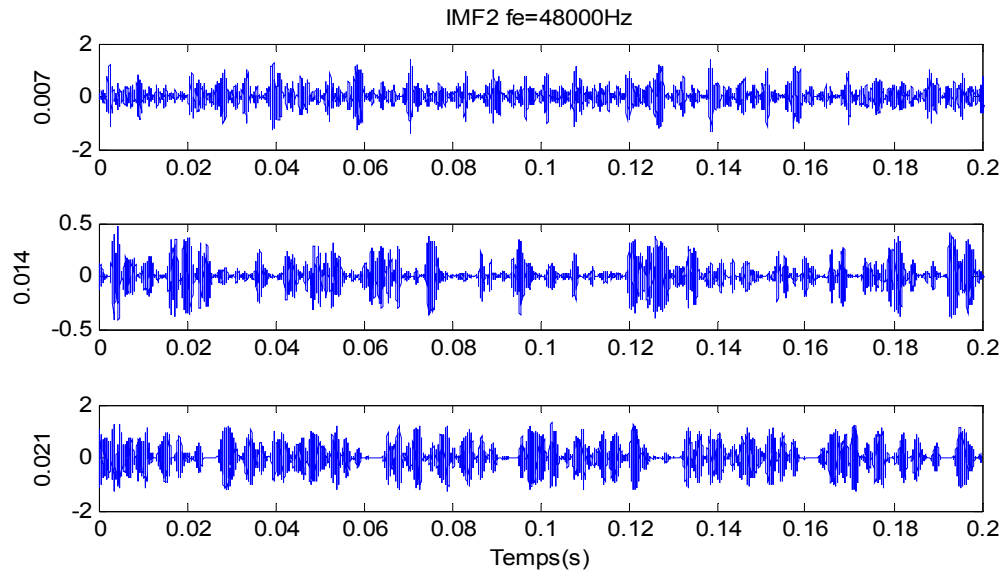
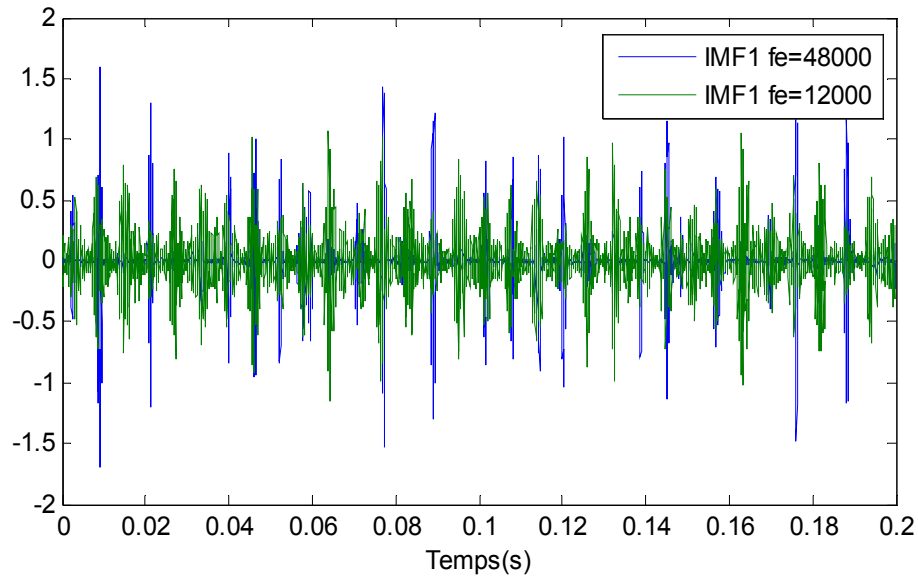
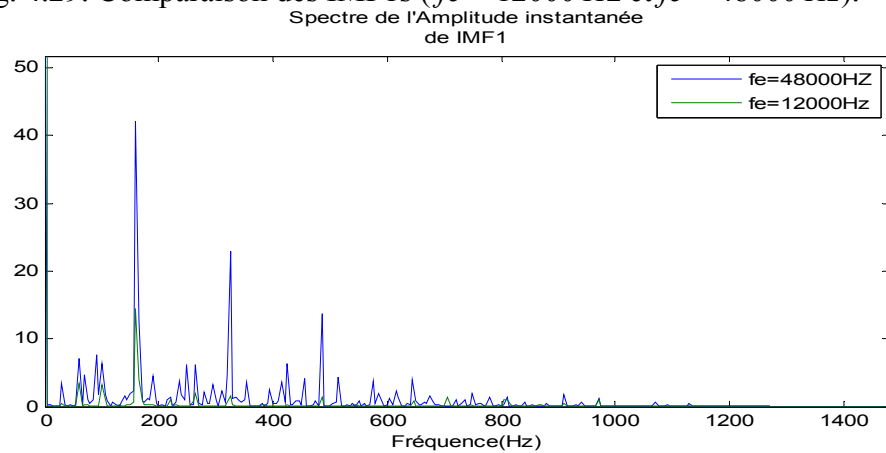


Fig. 4.28. IMF2 des signaux de la bague intérieure.

Fig. 4.29. Comparaison des IMF1s ($f_e = 12000\text{ Hz}$ et $f_e = 48000\text{ Hz}$).Fig. 4.30. Comparaison des spectres de l'amplitude instantanée des IMF1s ($f_e = 12000\text{ Hz}$ et $f_e = 48000\text{ Hz}$).

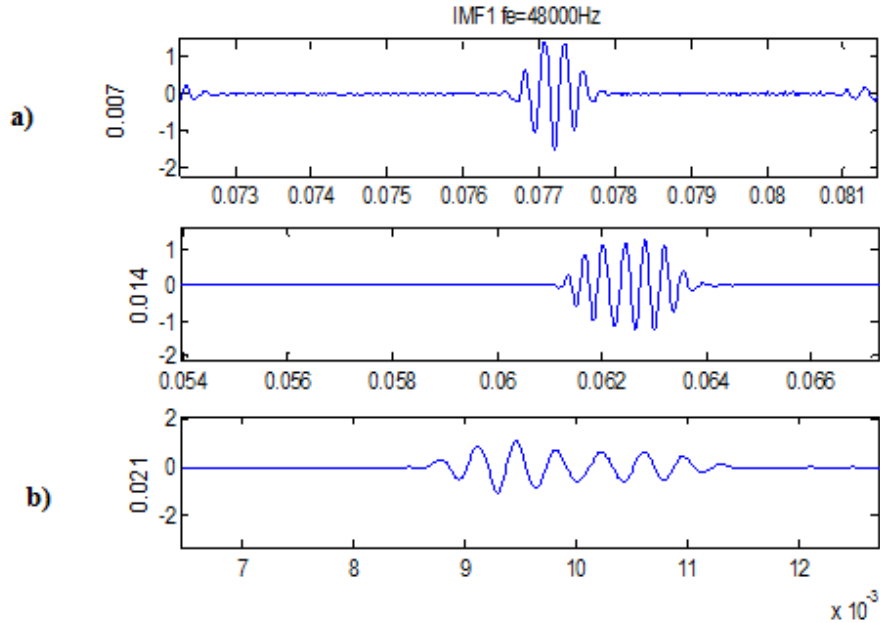


Fig. 4.31. Forme des chocs a) défaut localisé, b) défaut réparti.

4.4. Séparation des signaux d'engrenages de ceux de roulements

Lorsqu'un signal est enregistré sur une machine, il est souvent très difficile de l'analyser. Il se compose en effet des signatures vibratoires de plusieurs organes. Dans cette partie nous avons choisi d'étudier les signaux de l'UNSW enregistrés sur le banc connu sous le nom de Peter Rig où le signal vibratoire se compose du signal des engrenages avec ou sans défaut et du signal de défauts multiples sur les roulements. Une étude comparative a été faite entre les résultats donnés par la méthode EEMD et l'approche de la moyenne synchrone.

Le banc est composé de deux roues (Fig. 4.32). Le nombre de dents est respectivement 32: 32 pour la 1^{ère} campagne d'essai et 32:49 pour la 2^{ème} campagne. La roue menante a une dent défectueuse. La vitesse de sortie choisie dans notre étude est 10 *Hz* et un couple de 50 *Nm*.

Les roulements sont de type Koyo 1250 en double rangée d'auto-alignement (Fig. 4.33). Le diamètre de la bague extérieure est 44.85 *mm*, le diamètre de la bague intérieure est 32.17 *mm*, le diamètre des billes est 7.12 *mm* et le nombre des billes est 12 billes/rangée. Les fréquences caractéristiques des défauts sur le roulement sont : La fréquence de défaut de la bague intérieure est 71.1 *Hz*, la bague extérieure est 48.9 *Hz*, celle des billes est 4.1 *Hz* et celle de la cage est 26.5 *Hz* [Sawa2008].

La fréquence d'échantillonnage des signaux est 24000 *Hz*. Le premier signal sans défaut de roulement (Fig. 4.34) contient la signature des engrenages avec défaut dont la fréquence

d'engrènement est 320 Hz entourée par des bandes latérales espacées de la fréquence de rotation $f_r = 10\text{ Hz}$, (Fig. 4.35). Par contre le deuxième signal (Fig. 4.36) contient les deux signatures, le signal d'engrenage et le signal de roulement avec défaut. La figure 4.37 montre le spectre d'un signal avec défaut de roulement où nous pouvons lire la fréquence d'engrènement mais nous ne pouvons pas distinguer la fréquence de défaut de roulement. Pour analyser le signal, nous avons commencé par décomposer le signal en plusieurs niveaux par application de la méthode EEMD (Fig. 4.38). Ensuite, nous avons calculé le spectre des IMFs et le spectre des amplitudes instantanées. La figure 4.39 montre le spectre de l'IMF1, où nous pouvons lire la fréquence d'engrènement (320 Hz) et ses harmoniques (50, 60 et 70 fois).

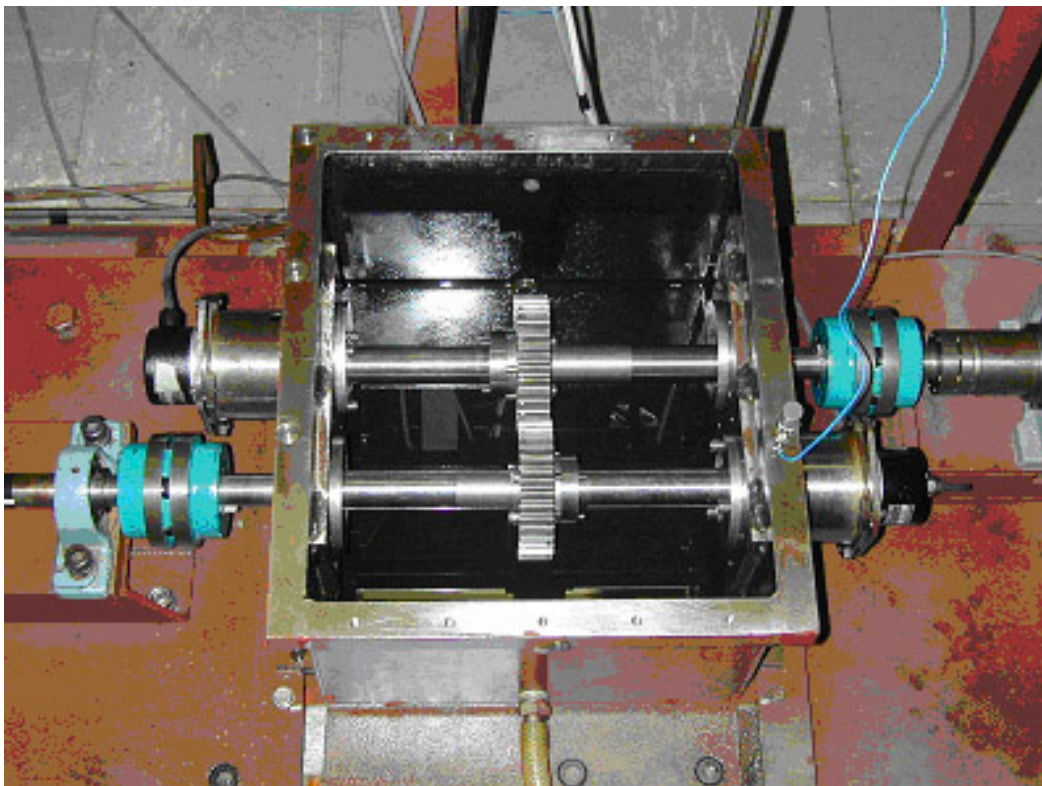


Fig. 4.32. Banc d'essai de Peter Rig [LASPI].



Fig. 4.33. Roulement sous test (koyo1205).

Sur le spectre de l'amplitude instantanée de l'IMF5, nous pouvons lire clairement la fréquence de la bague intérieure (71.1 Hz), ses harmoniques et la fréquence de rotation de l'arbre (Fig. 4.40). Sur ce spectre nous remarquons également l'existence de la fréquence du défaut et de ses harmoniques qu'on peut l'expliquer par le passage de la bille sur la bague intérieure. Nous remarquons aussi l'existence de la moitié de la fréquence de défaut et ses harmoniques, ce phénomène peut être expliqué par les deux rangées de billes. Sur le spectre de l'amplitude instantanée de la 6^{ème} IMF nous pouvons lire clairement la fréquence du défaut de la bague extérieure ainsi que les harmoniques de cette fréquence (Fig. 4.41).

Les spectres de la 8^{ème} IMF et de la 9^{ème} IMF sont caractérisés également par la présence de la fréquence 26.5 Hz du défaut de la cage. La figure 4.42 montre cette fréquence et la figure 4.43 montre un zoom autour d'une fréquence de résonance où l'espacement entre les différentes raies est de 26 Hz. Sur le spectre de l'amplitude instantanée de la 13^{ème} IMF, nous pouvons distinguer la fréquence du défaut des billes (4.1 Hz) (Fig. 4.44).

La méthode de la moyenne synchrone peut être utilisée pour éliminer la partie non synchrone. Le spectre de la moyenne synchrone du signal vibratoire avec défaut de roulement (Fig. 4.45) montre clairement la fréquence d'engrènement, mais le spectre de la partie résiduelle et celui de l'enveloppe ne permettent pas de détecter les fréquences de défauts de roulement.

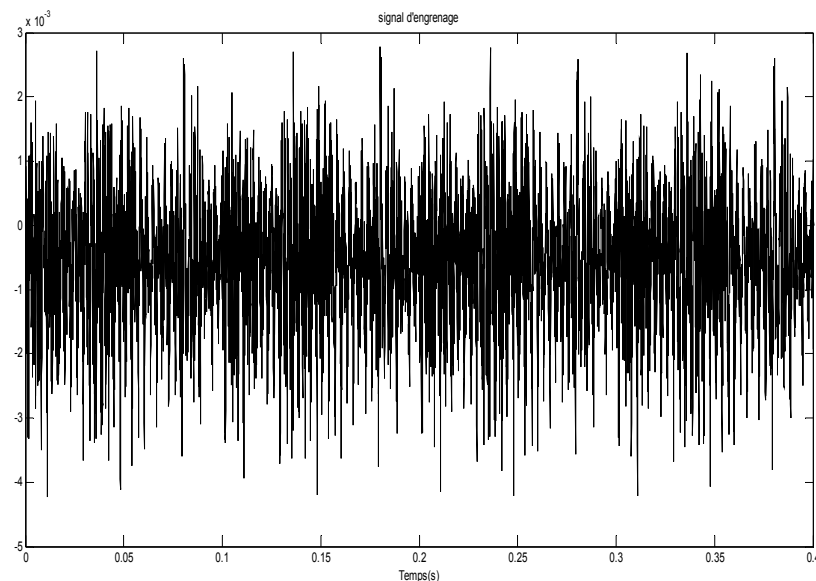


Fig. 4.34. Signal temporel des engrenages et du roulement sans défaut.

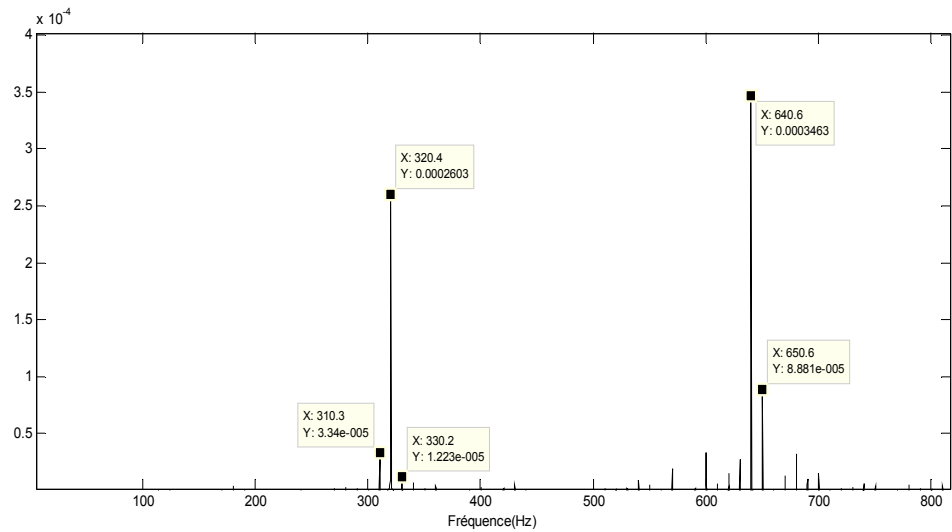


Fig. 4.35. Spectre du signal d'engrenage et du roulement sans défaut.

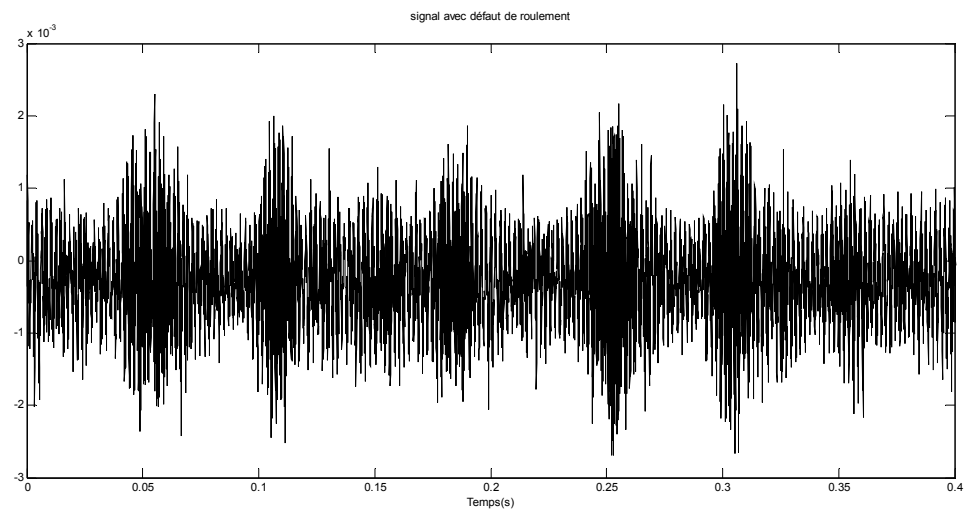


Fig. 4.36. Signal de roulement avec défaut.

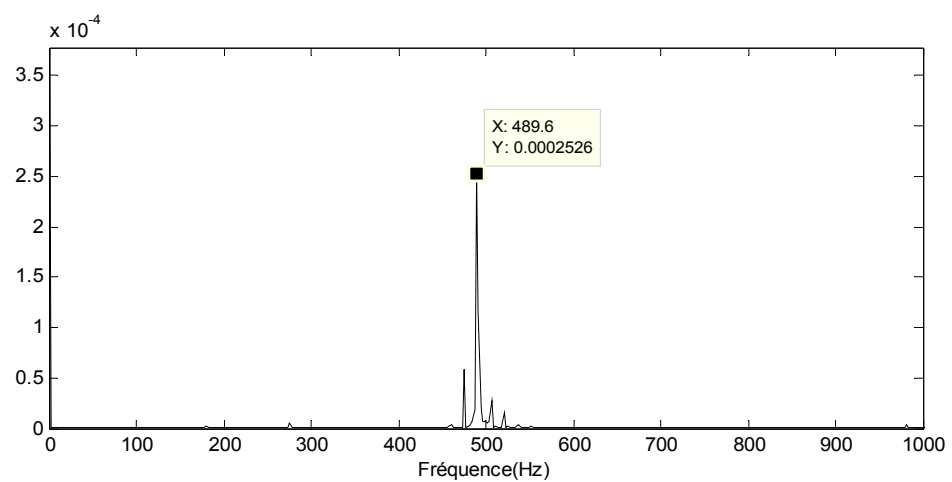


Fig. 4.37. Spectre du signal de roulement avec défaut.

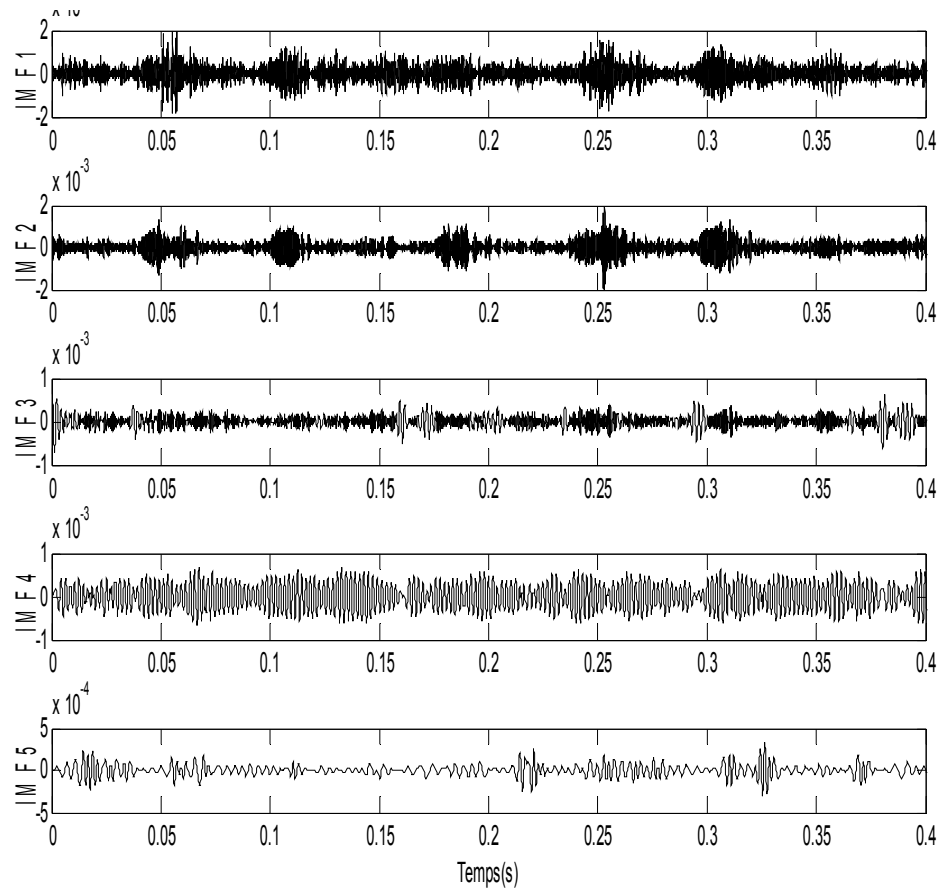
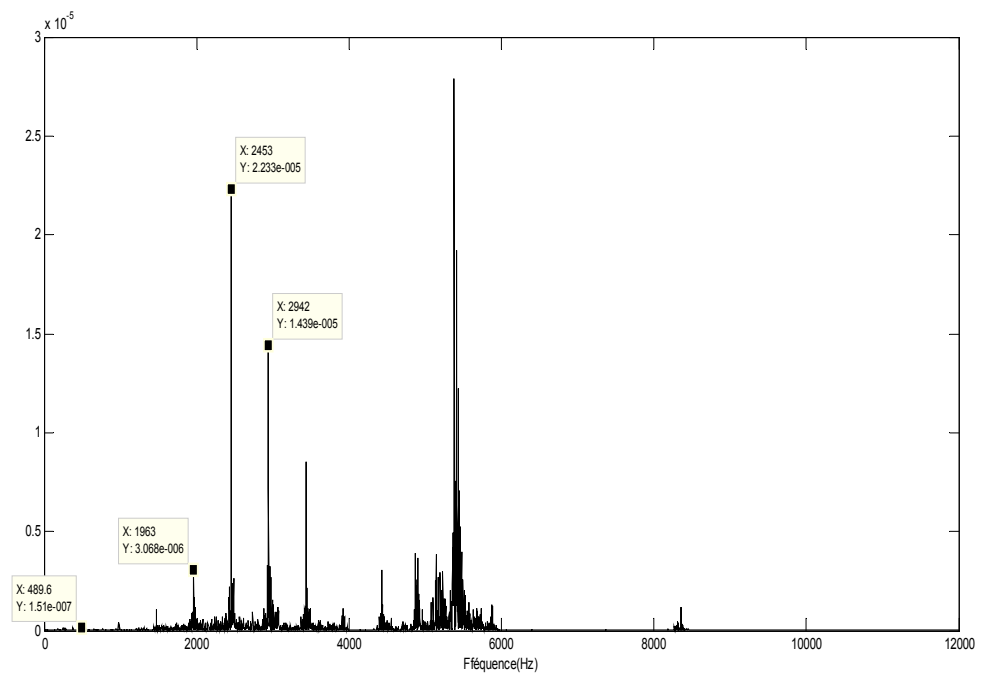
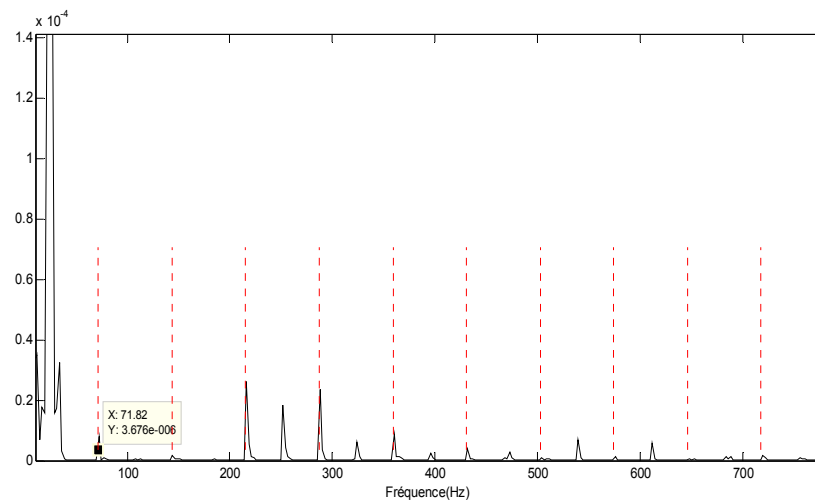
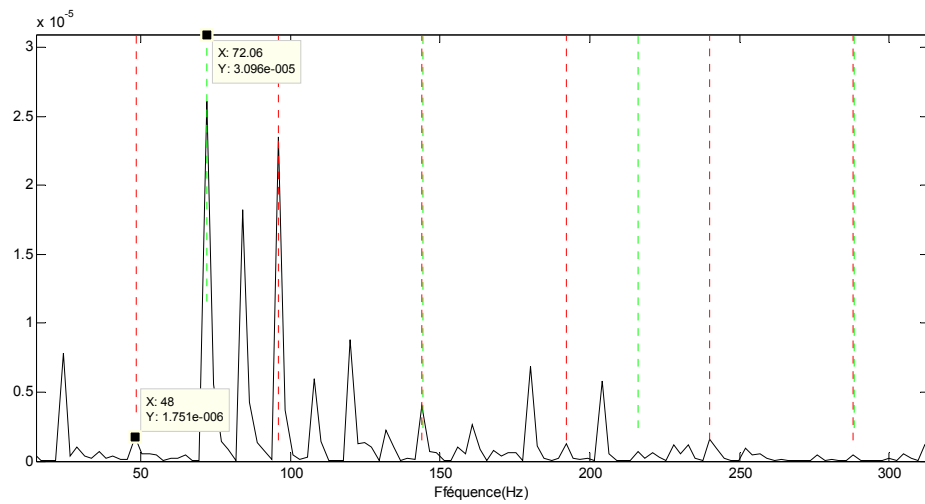
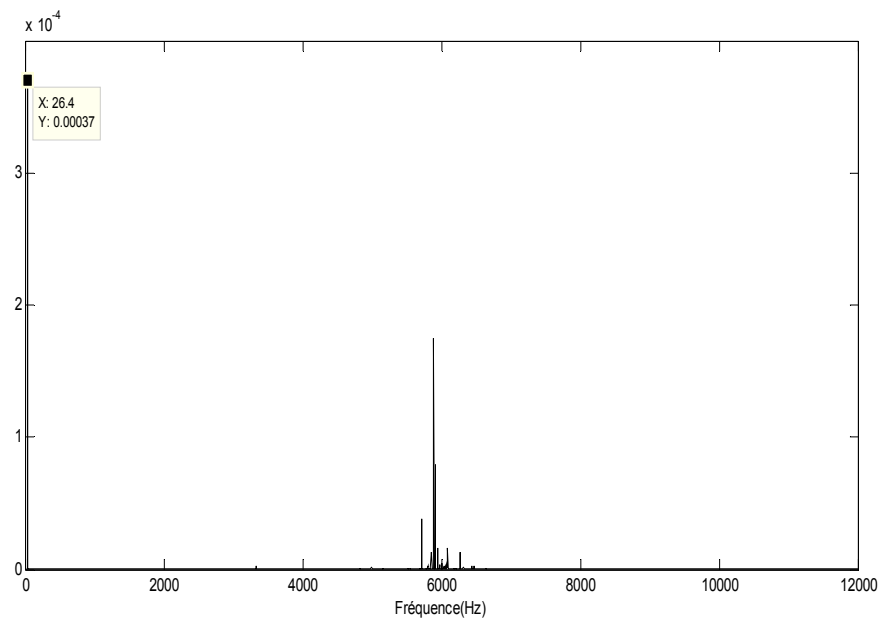


Fig. 4.38. Décomposition EEMD du signal avec défaut.

Fig. 4.39. Spectre de la 1^{ère} IMF.

Fig. 4.40. Spectre de l'amplitude instantané de la 5^{ème} IMF.Fig. 4.41. Spectre de l'amplitude instantané de la 6^{ème} IMF.Fig. 4.42. Spectre de la 8^{ème} IMF.

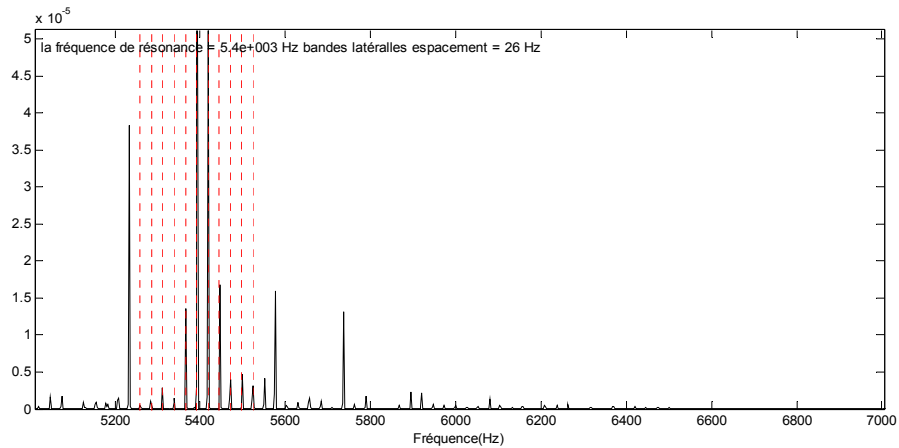


Fig. 4.43. Zoom autour d'une fréquence de résonance.

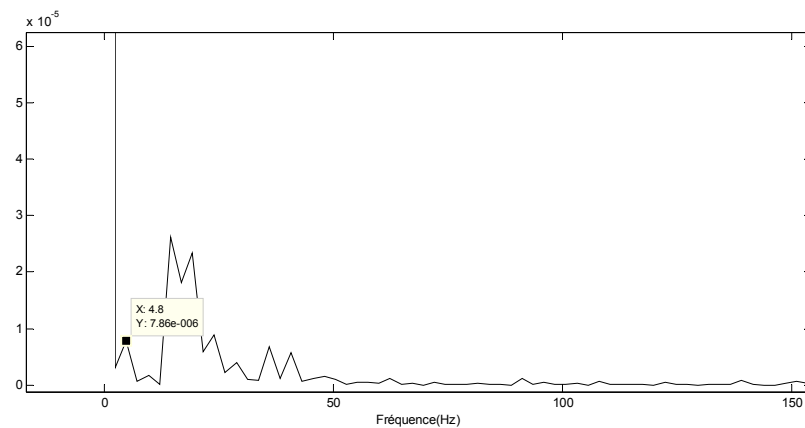
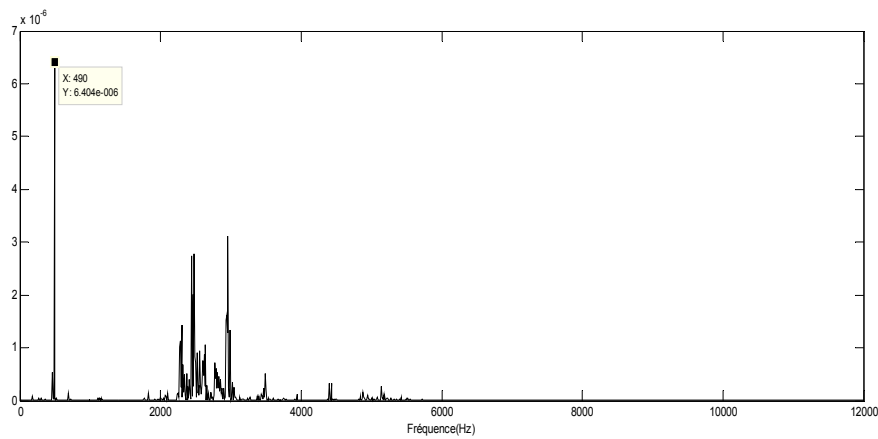
Fig. 4.44. Spectre de la 13^{ième} IMF.

Fig. 4.45. Spectre de la moyenne synchrone du signal vibratoire avec défaut de roulement.

4.5. Conclusion

Dans cette partie, nous avons étudié plusieurs signaux qui décrivent les états de trois bancs d'essai comportant différents défauts. La décomposition EEMD nous a permis de décomposer les signaux en plusieurs bandes de fréquences. L'application d'autres

méthodes pour débruiter les signaux par la transformée en ondelettes, pour enlever la partie synchrone par la moyenne synchrone et prendre une décision rapide par le Kurtosis et la transformée de Fourier nous a permis de détecter différents défauts à un stade précoce. Nous avons également réussi à séparer des signatures composées (Roulement et engrenage). Par ailleurs nous avons montré l'effet de la fréquence d'échantillonnage sur la méthode EEMD en utilisant des signaux réels (Data bearing). Nous avons montré qu'une fréquence d'échantillonnage plus importante se traduit par une amélioration de la détection des défauts. Nous avons également montré que chaque méthode appliquée séparément ne permet pas d'assurer une détection adéquate de défauts d'où le concept des méthodes hybrides dont nous avons confirmé l'utilité dans le travail de recherche.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Ce travail de thèse a été consacré au diagnostic des défauts mécaniques sur les roulements et les engrenages.

Nous nous sommes intéressés dans un premier temps aux modèles mathématiques publiés. Ces modèles nous ont aidé à comprendre l'effet des défauts sur le fonctionnement d'une machine et à expliquer les phénomènes physiques mis en jeu lors de l'apparition de ce type de défauts.

D'un point de vue expérimental, notre méthodologie de recherche a été dans un premier temps utilisée pour analyser les signaux non stationnaires par des méthodes temps-fréquence et temps-échelle. Cette étude nous a permis de comparer la transformée en ondelettes et la décomposition en modes empiriques d'ensemble (EEMD). Bien que la méthode EEMD est en voie de développement, elle a donné des résultats meilleurs que ceux de la transformée en ondelettes.

Plusieurs propositions de méthodes hybrides basées EEMD ont été appliquées à l'analyse de différents signaux réels enregistrés par trois bancs d'essai.

La première contribution pour la détection d'une défaillance dans un engrenage a été basée sur : i) une étape de pré-traitement des signaux d'engrenage pour réduire le bruit, le pré-traitement repose sur la méthode EEMD et une méthode de décision utilisant le Kurtosis ; ii) et une étape de seuillage des coefficients de la transformée en ondelettes pour obtenir le signal débruité à travers la méthode de synthèse EEMD. Cette approche nous a permis d'éliminer le bruit et de détecter le défaut sur un réducteur avant l'évolution de l'écaillage de la dent. Ces résultats sont en accord avec ceux déjà publiés.

La deuxième proposition pour la détection de défauts de roulement est basée la décomposition EEMD des signaux de roulement en plusieurs bandes de fréquences et un processus axé sur la corrélation et la décision. Cette démarche a permis de mettre en évidence un défaut de roulement sur la bague intérieure. Par ailleurs, une étude de l'effet de la fréquence d'échantillonnage sur la méthode EEMD a été également faite. Les résultats de cette étude montrent que l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage assure une meilleure détection des défauts de roulement.

Nous avons montré que la décomposition EEMD permet la séparation de signatures composées issues de roulement et d'engrenage à travers les spectres des IMFs et les

spectres des amplitudes instantanées. Cette méthode a été testée par des signaux simulés et validée par des signaux réels en présence de différents défauts.

Une contribution importante de cette thèse est l'introduction de nouvelles méthodes hybrides pour le diagnostic précoce de défauts. Cependant, malgré les résultats encourageants de ce travail de recherche, beaucoup reste à faire dans ce domaine et parmi les nombreuses voies de recherche susceptibles d'améliorer l'applicabilité et l'efficacité de cette approche de diagnostic basée sur les méthodes hybrides, on citera :

- L'intégration de nos résultats dans des méthodes de classification.
- Le suivi de la propagation des pannes dans une structure complexe prenant en considération les variations de la vitesse et du couple.
- L'exploitation des techniques de traitement d'images pour étudier les cartes temps-fréquence données par la transformée en ondelettes continues et la transformée de Hilbert Huang.
- Etude des effets de l'échantillonnage temporel et l'échantillonnage angulaire sur la décomposition EEMD.

Ainsi on peut s'attendre à ce que les axes de recherche ouvert par cette thèse donneront lieu dans le proche futur à de nombreux développements dans le domaine du diagnostic fiable des systèmes complexes et dynamiques.

REFERENCES

- Akira2000 A. Yoshida, Y. Ohue, H. Ishikawa, Diagnosis of tooth surface failure by wavelet transform of dynamic characteristics, *Tribology International*, Vol. 33, n° 3–4, pp. 273-279, 2000.
- Alauz1998 C. Alauze, Equilibrage actif des machines tournantes : application aux grandes lignes d'arbres, thèse de Doctorat, Institut national des sciences appliquées de Lyon, 1998.
- Alboul2009 A. Boulenger et C. Pachaud, Surveillance des machines par analyse des vibrations, Aide-mémoire, Dunod, Paris, 2009.
- Alboul2007 A. Boulenger et C. Pachaud, Analyse vibratoire en maintenance, surveillance et diagnostic des machines, 3^{ème} édition, Dunod, Paris, 2007.
- Alboul1995 A. Boulenger et C. Pachaud, Surveillance des machines par analyse des vibrations, du dépistage au diagnostic, AFNOR, Paris, 1995.
- Amir2011 A. H. Zamanian, A. Ohadi, Gear fault diagnosis based on Gaussian correlation of vibrations signals and wavelet coefficients *Applied Soft Computing*, Vol. 11, n° 8, pp. 4807-4819, 2011.
- Anton2002 J. Antoni, R. B. Randall, Differential diagnosis of gear and bearing faults. *Journal of Vibration and Acoustics*, Vol.124, n°2, pp. 165–171, 2002.
- Anton2004 J. Antoni, R. B. Randall, Unsupervised noise cancellation for vibration signals part II a novel frequency-domain algorithm, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.18, n°1, pp. 103–117, 2004.
- Anton2006 J. Antoni, R. B. Randal, The spectral kurtosis: Application to the vibratory surveillance and diagnosis of rotating machines, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, n°2, pp. 308–331, 2006.
- Anton2007 J. Antoni, Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, n°1, pp. 108–124, 2007.
- Antoni2009 J. Antonino-Daviu, P. Jover Rodriguez, M. Riera-Guasp, A. Arkkio, J. Roger-Folch, R.B. Pérez, Transient detection of eccentricity-related components in induction motors through the Hilbert–Huang Transform, *Energy Conversion and Management*, Vol. 50, n° 7, pp. 1810-1820, July 2009.

- Arqs1996 P. Arquès, Diagnostic prédictif de l'état des machines, Masson, 1996
- Bigre1995 R. Bigret, J. L. Féron, Diagnostic maintenance disponibilité des machines tournantes, Masson, Paris 1995.
- Bing2012 L. Bing, Z. Pei-lin, M. Shuang-shan, R. Hu, D. Liu, An adaptive morphological gradient lifting wavelet for detecting bearing defects, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 29, n° , pp. 415-427, May 2012.
- Bin2012 G. F. Bin, J. J. Gao, X. J. Li, B .S. Dhillon, Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets Empirical mode decomposition feature extraction and neural network, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 27, n° , pp. 696-711, February 2012.
- Bogar2000 F. Bogard, Développement d'une approche numérique visant à optimiser le suivi vibratoire des constituants d'une machine tournante, thèse de Doctorat, Université de Reims 2000.
- Capd1992 C. Capdessus, M. Sidahmed, Analyse des vibrations d'un engrenage cepstre, corrélation, spectre, traitement du signal, Vol. 8, n° 5, pp. 365-371, 1992.
- Cexus2005 J. Cexus, Analyse des signaux non-stationnaires par transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT), thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, 2005.
- Cheng2006 J. Cheng, D. Yu, Y. Yang, A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD method and AR model, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, n° 2, pp. 350-362, 2006.
- Cheng2007a J. Cheng, D.Yu, Y. Yang, The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, n° 2, pp. 668-677, 2007.
- Cheng2007b J. Cheng, D.Yu, Y. Yang, Application of support vector regression machines to the processing of end effects of Hilbert–Huang transform Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, n° 3, pp. 1197-1211, 2007.
- Cheng2008 J. Cheng, D.Yu, J. Tang, Y. Yang, Application of frequency family separation method based upon EMD and local Hilbert energy spectrum method to gear fault diagnosis, Mechanism and Machine Theory, Vol. 43, n° 6, pp. 712-723, June 2008.

- Chev2004 A. Chevalier, Guide du dessinateur industriel, Hachette Technique, 2004.
- Chinmk2006 K. Chinmaya, A.R. Mohanty, Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, n° 1, pp. 158-187, 2006.
- Christ2007 F. Christophe, Défaillance des engrenages la comprendre pour mieux l'éviter, fluides et transmissions, n° 99, Avril 2007.
- Chuan2012 L. Chuan, L. Ming, Time–frequency signal analysis for gearbox fault diagnosis using a generalized synchrosqueezing transform Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 26, pp. 205-217, January 2012.
- Cohen1989 L. Cohen, Time–frequency distributions, a review, Proceedings of the IEEE Vol. 77, n°7, pp. 941–981, 1989.
- Coif1992 R. R. Coifman, M. V. Wickerhauser, Entropy-based Algorithms for best basis selection, IEEE Trans. on Inf. Theory, Vol. 38, n° 2, pp. 713-718, 1992.
- Combet2007 F. Combet, L. Gelman, An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor, Mechanical Systems and Signal Processing Vol. 21, pp. 2590–2606, 2007.
- Combet2012 F. Combet, L. Gelman, G. LaPayne, Novel detection of local tooth damage in gears by the wavelet bicoherence, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 26, pp. 218-228, January 2012.
- Corm1993 H. Cormac, M. Vetterli, Wavelets and Recursive Filter Banks, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 41, n°. 8, pp. , 1993.
- Cot2000 F. Cottet, Aide-mémoire traitement du signal, Dunod, Paris 2000.
- Daub1992 I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, Philadelphia, society for industrial and applied Mathematics, SIAM, 1992.
- Dejie2005 Dejie Yu, Junsheng Cheng, Yu Yang, Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 19, Issue 2, March 2005, Pages 259-270
- Dejie2007 Y. Dejie, Y. Yang, J. Cheng, Application of time–frequency entropy method based on Hilbert–Huang transform to gear fault diagnosis, Measurement, Vol. 40, n° 9–10, pp. 823-830, 2007.

- DiouF2007 S. Diouf, Contribution au diagnostic industriel de défauts de roulement et de balourd par techniques neuronales application à la machine asynchrone à cage, thèse de Doctorat, Université Paris XII, 2007.
- Dono1994 D. L. Donnoho, On minimum entropy segmentation in wavelets: theory, algorithms and applications, Academic Press San Diago 1994.
- Dono1995 D.L Donoho, De-noising by soft-thresholding, IEEE Transaction On Information Theory. Vol. 41, n°. 3, pp.613-627, 1995.
- Doug1992 L.J. Douglas, A resolution comparison of several Time-Frequency representations, IEEE signal processing, Vol. 40, n°. 2, 1992.
- Droui1992 Drouiche K., Sidhamed M., Y. Grenier. Détection de défauts d'engrenages par analyse vibratoire. Traitement du signal, vol. 8,n° 5 pp.331, 1992.
- Elba1999 Mohamed EL Badaoui, Contribution au diagnostic vibratoire des réducteurs complexes à engrenages par l'analyse cepstrale, thèse de Doctorat, Université Jean Monnet, Roanne, 1999.
- Elba2004 M. El Badaoui, F. Guillet, J. Daniere, New applications of the real cepstrum to gear signals, including definition of a robust fault indicator, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 18, n°5, pp. 1031-1046, 2004.
- Eecs www.eecs.cwru.edu
- Emer2012 www.emersonbearing.com/technical-toolbox.html.
- Feldmn2009 M. Feldman, Analytical basics of the EMD: Two harmonics decomposition Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 23, n° 7, pp. 2059-2071, 2009.
- Flan1998 P. Flandrin, Temps-fréquence, 2^{ème} édition, Hermes, Paris, 1998.
- Flan2004 P. Flandrin, G. Rilling et P. Gonçalves, Empirical Mode Decomposition as a filter bank, IEEE Signal Processing Letters, Vol. 11, n°2, pp. 112-114, 2004.
- Gabr2003 G. Rilling, P. Flandrin, P. Goncalves, On empirical mode decomposition ans its algorithms. In Proc, IEEE EURASIP Workshop Nonlinear Signal Image Processing, grado, Italiy, 2003.
- Gabr2007 G. Rilling, Décompositions modales empiriques contributions à la théorie l'algorithme et l'analyse de performances, thèse de Doctorat, Ecole normale supérieure de Lyon, 2007.
- Gao2008 Q. Gao, C. Duan, H. Fan, Q. Meng, Rotating machine fault diagnosis using

- empirical mode decomposition *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, n° 5, pp.1072-1081, 2008.
- Guo2012 W. Guo, W. T. Peter, A. Djordjevich, Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition, *Measurement*, Vol. 45, n° 5, pp. 1308-1322, 2012
- Halim2008 E. B. Halim, M.A.A. Choudhury, S. L. Shah, M. J. Zuo, Time domain averaging across all scales: A novel method for detection of gearbox faults, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, n° 2, pp. 261-278, 2008.
- Heng2002 J. Hég, *Pratique de la maintenance préventive*, Dunod, Paris 2002.
- Henr1979 G.Henriot, *Traité théorique et pratique des engrenages*, Tome1, Dunod, Paris, 1979.
- Huang1998 N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis in: *Proceedings of the Royal Society of London Series*, 454, pp. 903-995, 1998.
- Huang1999 N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum, *Annual Review of Fluid Mechanics* 31 pp. 417-457, 1999.
- Huang2003 N.E. Huang, M.L. Wu, S. R. Long, A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis, *Proceedings of the Royal Society of London*, Vol.459, pp. 2317-2345, 2003.
- Hyun2008 C. Hyun-Woo, M. K. Jeong, Enhanced prediction of misalignment conditions from spectral data using feature selection and filtering, *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, pp. 451–458, 2008.
- Ibrah2009 A. Ibrahim, *Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée*, thèse de Doctorat, Université Jean Monnet, Roanne, 2009.
- JaeH1999 S. Jae Hong, S. R. T. Kumara, S. P. Mysore, Machinery Fault Diagnosis and Prognosis: Application of Advanced Signal Processing Techniques *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, Vol. 48, n° 1, pp. 317-320, , 1999.

- Jafariz2008 M.A. Jafarizadeh, R. Hassannejad, M.M. Etefagh, S. Chitsaz, Asynchronous input gear damage diagnosis using time averaging and wavelet filtering *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, n° 1, pp. 172-201, 2008.
- Jing2000 L. Jing, Q. Liangsheng, Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 234, n° 1, pp. 135-148, 2000.
- Jianz2010 Z. Jian , R. Yan, R. X. Gao, Z. Feng, Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 24, n° 7, pp. 2104–2123, 2010.
- Junlin2010 L. Jun-Lin, J. Y. Liu, C. Li, L. Tsai, H. Chung, Motor shaft misalignment detection using multiscale entropy with wavelet denoising, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, n° 10, pp. 7200-7204, 2010.
- Junsh2007 C. Junsheng, Y. Dejie, Y. Yu, The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, n° 2, pp. 668-677, 2007.
- Kahan1998 J. P. Kahane, P. J. Lemarie- Rieusset, *Série de Fourier et ondelettes*, édition Cassini, Paris, 1998.
- Konar2011 P. Konar, P. Chattopadhyay, Bearing fault detection of induction motor using wavelet and Support Vector Machines (SVMs), *Applied Soft Computing*, Vol. 11, n° 6, pp. 4203-4211, 2011.
- Kunf2011 F. Kun, Z. Jiang, W. He, Q. Qin, Rolling element bearing fault detection based on optimal antisymmetric real Laplace wavelet, *Measurement*, Vol. 44, n° 9, pp. 1582-1591, 2011.
- lasp www.laspi.fr
- Lei2009 Y. Lei, Z. He, Y. Zi, Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, n° 4, pp. 1327-1338, 2009.
- Lei2010 Y. Lei, M. J. Zuo, Z. He, Y. Zi, A multidimensional hybrid intelligent method for gear fault diagnosis, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, n° 2, pp. 1419-1430, 2010.
- Lei2011 Y; Lei, Z. He, Y. Zi, EEMD method and WNN for fault diagnosis of

- locomotive roller bearings Expert Systems with Applications, Vol. 38, n° 6, pp. 7334-7341, 2011.
- Li2007 L. Li, L. Qu, X. Liao, Haar wavelet for machine fault diagnosis, Mechanical Systems and Signal Processing Vol. 21, n° 4, pp. 1773–1786, 2007.
- Liu2006 B. Liu, S. Riemenschneider, Y. Xu, Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, n° 3, pp. 718-734, 2006.
- Lout2004 S.J. Loutridis, Damage detection in gear systems using empirical mode decomposition, Engineering Structures, Vol. 26, n° , pp.1833–1841, 2004.
- Mcfad1984a P.D. McFadden, J.D.Smith, Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing. Journal of Sound and Vibration Vol. 96, n°1, pp.69–82, 1984.
- Mcfad1984b P.D. McFadden, J.D. Smith, Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique, a review Tribol Int Vol. 17, n°1, pp.3–10, 1984.
- Mcfad1987 P. D. McFadden, A revised model for the extraction of periodic waveforms by time domain averaging, Mechanical Systems and Signal processing, Vol.1, n°1, pp.83-95, 1987.
- Mcfad1989 P. D. McFadden, Interpolation techniques for time domain averaging of gear vibration Mechanical Systems and Signal processing, Vol. 3, n° 1, pp. 87-97, 1989.
- Mal2003 S. Mallat, A wavelet tour of signal processing, China Machine Press, 2ème édition, 2003.
- Mah2006 H. Mahgoun, R. E. Bekka, A. Felkaoui, La prévention des défauts d'engrenages par les paquets d'ondelettes, ICMM06, IOMP, Sétif, 04-06 Novembre 2006.
- Mah2007 H. Mahgoun, R. E. Bekka, A. Felkaoui, Apport du scalogramme de phase au diagnostic des engrenages, séminaire sur les techniques et le management de la maintenance, SIMM 07, EMP Alger, 07-08 Mais 2007.
- Mah2009a H. Mahgoun, A. Felkaoui, R. E. Bekka, Etude comparative entre la transformée en ondelettes et la décomposition en mode empirique dans la détection des défauts d'engrenages, C2MSI'09, Soukahras, 28-29 Avril 2009.

- Mah2009b H. Mahgoun, M. Elbadaoui, A. Felkaoui, R. E. Bekka, Analyse des signaux de roulements et d'engrenages par la décomposition en mode empirique (EMD), CEG'06, 13-14 Avril 2009, EMP Alger.
- Mah2009c H. Mahgoun, A. Felkaoui, Le suivi de la vitesse de rotation instantanée des machines tournantes, CEG'06, EMP Alger, 13-14 Avril 2009.
- Mah2010 H. Mahgoun, A. Felkaoui, R. E. Bekka, The influence of the variation of the parameters of the ensemble empirical mode decomposition on the detection of localized faults in rotating machines, JIEMCEM2010, ENSET Oran Algérie, 25-26 Mai 2010.
- Mah2011 Mahgoun H, Felkaoui A, R. E. Bekka, The effect of resampling on the analyses results of ensemble empirical mode decomposition (EEMD), International Conference surveillance 6, Compiègne France, 25-26 October 2011.
- Mah2012a H. Mahgoun, R. E. Bekka, A. Felkaoui, Gearbox fault diagnosis using ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and residual signal, Mechanics & Industry, Vol. 13, n° 1, pp. 33-44, 2012.
- Mah2012b H. Mahgoun, R. E. Bekka, A. Felkaoui, Gearbox fault diagnosis using a hybrid denoising method based on ensemble empirical mode decomposition and wavelet transform, Colloque national en aéronotique NaCA2012, 2-3 Mai 2012.
- Matej2010 Ž. Matej, S. Zupan, I. Prebil, Multivariate and multiscale monitoring of large-size low-speed bearings using Ensemble Empirical Mode Decomposition method combined with Principal Component Analysis Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 24, n° 4, pp. 1049-1067, 2010.
- Meng1991 Q. Meng, L. Qu, Rotating machinery fault diagnosis using Wigner distribution, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 5, pp. 155-166, 1991.
- Mey1987 Y. Meyer, L'analyse par ondelette, pour la science, sept 1987, mensuel N°119, pp. 28-37.
- Mey1990 Y. Meyer, Ondelettes et Opérateurs, tome I, Paris : Hermann, 1990.
- Mey1993 Y. Meyer, Les ondelettes. Algorithmes et applications, Colin Ed., Paris, 2nd edition. (English translation: Wavelets: Algorithms and Applications,

- SIAM), 1993.
- Ming2009 W. Ming-Chya, H. Chin-Kun, Application of Empirical Mode Decomposition to Cardiorespiratory Synchronization, Complex Dynamics in Physiological Systems: From Heart to Brain Understanding Complex Systems, pp. 167-181, 2009.
- Morel1992 J. Morel, Vibrations des machines et diagnostic de leur état mécanique, Eyrolles, Paris, 1992.
- Newl1993 D.E. Newland, An introduction to random vibrations, spectral and wavelet analysis, Prentice Hall third Edition 1993.
- Nikolou2002a N.G. Nikolaou, I.A. Antoniadis, Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets, NDT & E International, Vol. 35, n° 3, pp. 197-205, 2002.
- Nikolou2002b I. A. A. Nikolaou, Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted morlet wavelets, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 16, n° 4, pp. 677-694, 2002.
- Oehl1996 H. Oehlmann, Analyse temps-fréquence de signaux vibratoires de boîtes de vitesses, thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, 1996.
- Pare2004 G. Paresh, Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance, Elsevier, 2004.
- Parey2006 A. Parey, M. El Badaoui, F. Guillet, N. Tandon, Dynamic modelling of spur gear pair and application of empirical mode decomposition-based statistical analysis for early detection of localized tooth defect, Journal of Sound and Vibration, Vol. 294, n° 3, pp.547-561, 2006.
- Parey2012 A. Parey, R. B. Pachori, Variable cosine windowing of intrinsic mode functions: Application to gear fault diagnosis, Measurement, Vol. 45, n° 3, pp. 415-426, 2012.
- Paya1997 B. A. Paya, I. I. Esat, M .N. M. Badi, Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 11, pp. 751–765, 1997.
- Peng2005 Z. K. Peng, P. W. Tse, F. L. Chu, A comparison study of improved Hilbert–Huang transform and wavelet transform: application to fault diagnosis for

- rolling bearing, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 19, pp. 974-988, 2005.
- Peng2007 Z. K. Peng, F. L. Chu, P. W. Tse, Singularity analysis of the vibration signals by means of wavelet modulus maximal method, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 780–794, 2007.
- Pinhei2012 E. Pinheiro, O. Postolache, P. Girão , Empirical Mode Decomposition and Principal Component Analysis implementation in processing non-invasive cardiovascular signals, *Measurement*, Vol. 45, n° 2, pp.175–181, 2012.
- Port1980 R. M. Portnoff, Time frequency representation of digital signals and systems based on short time Fourier analysis, *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, Vol. 28, n° 1, pp. 55-69, 1980.
- Qin2006 S. R. Qin, Y. M. Zhong, A new envelope algorithm of Hilbert–Huang Transform *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, n° 8, pp. 1941-1952, 2006.
- Qiuhua2007 D. Qiuhua, S. Yang, Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, n° 6, pp. 2634-2644, 2007.
- Raad2003 A. Raad, Contributions aux statistiques cycliques d’ordre supérieur : applications au diagnostic des défauts d’engrenage, thèse de Doctorat, Compiègne 2003.
- Rafiee2009 J. Rafiee, P. W. Tse, Use of autocorrelation of wavelet coefficients for fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, n° 5, pp. 1554-1572, 2009.
- Rafiee2010 J. Rafiee, M. A. Rafiee, P. W. Tse, Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, n° 6, pp. 4568-4579, 2010.
- Rai2007 V.K. Rai, A.R. Mohanty, Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert–Huang transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.21, pp. 2607–2615, 2007.
- Rand1982 R. B. Randall, A new method of modeling gear faults. *ASME Journal of Mechanical Design*, Vol. 104, pp. 259–267, 1982.
- Rand1987 R. B. Randall, *Frequency analysis*. Bruel & Kjaer, 1987.
- Rand2011a R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring*, Wiley, 1st Edition,

- 2011.
- Rand2011b R. B. Randall, J. Antoni, Rolling element bearing diagnostics- A tutorial, *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 25, pp. 485–520, 2011.
- Ricci2011 R. Ricci, P. Pennacchi, Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 25, n° 3, pp. 821-838, 2011.
- Rigau1998 E. Rigaud, Interactions dynamiques entre denture, lignes d'arbres, roulements et carter dans les transmissions par engrenages, thèse de Doctorat, INSA de Lyon, 1998.
- Rioul1993 O. Rioul, Ondelettes Régulières : Application à La Compression d'images Fixes, thèse de Doctorat, l'école nationale supérieure des télécommunications, 1993.
- Roger 2005 B. Roger , J. Antoni, A subspace method for the blind extraction of a cyclostationary source: Application to rolling element bearing diagnostics, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 19, pp. 1245–1259, 2005.
- Rubini2001 R. Rubini, U. Meneghetti, Application of the envelope and wavelet transform analysis for the diagnosis of incipient faults in ball bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.15, n° 2, pp. 287–302, 2001.
- Sanz2012 J. Sanz, R. Perera, C. Huerta, Gear dynamics monitoring using discrete wavelet transformation and multi-layer perceptron neural networks *Applied Soft Computing*, In Press, Corrected Proof, Available online 4 May 2012.
- Saravan2010 N. Saravanan, K. I. Ramachandran, Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN) *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, n° 6, pp. 4168-4181, June 2010.
- Sawa2008 N. Sawalhi, R. B. Randall, Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults Part II: Simulation of the vibrations produced by extended bearing faults, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, pp.1952–1966, 2008.
- Seym1981 L. Seymour, Probabilités, Série Schaum, neuvième édition, Paris 1981.
- Shar2007 H. Sharabaty, Diagnostic de la somnolence d'un operateur: analyse automatique de signaux physiologiques, thèse de Doctorat, Université Paul

- Sabatier - Toulouse III, 2007.
- Shen2012 Z. Shen, X. Chen, X. Zhang, Z. He, novel intelligent gear fault diagnosis model based on EMD and multi-class TSVM Measurement, Vol. 45, n° 1, pp. 30-40, 2012.
- Sheen2004 Y. Sheen, A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis, Journal of Sound and Vibration, Vol. 276, pp.105–119, 2004.
- Sidh1990 M. Sidahmed, Y. Grenier, Surveillance et diagnostic de réducteurs à engrenages, Journées CETIM-GRECO, Traitement du Signal en Mécanique, Mars 1990.
- Singg2009 G. K. Singh, S. A. S. Al Kazzaz, Isolation and identification of dry bearing faults in induction machine using wavelet transform, Tribology International, Vol. 42, n° 6, pp. 849-861, 2009.
- Som2010 K. P. Soman, K. I. Ramachandran, N. G. Resmi, Insight into wavelets from theory to practice, 3ème édition , Prentice-Hall of India 2010.
- Stasz1997a W. J. Staszewski, K. Worden, R. Tomlinson, The-frequency analysis in gearbox fault detection using the Wigner-Ville distribution and pattern recognition, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol.11, n° 5, pp.673-692, 1997.
- Stasz1997b W. J. Staszewski, Local tooth fault detection in gear boxes using a moving window procedure, mechanical systems and signal processing, Vol. 11, n° 3, pp. 331-350, 1997.
- Stasz1997c W. J. Staszewski, Wavelet signal processing for enhanced lamb wave defect detection in composite plates using optical fiber detection, opt. Eng, Vol. 36, n° 7, pp. 1877-1888, 1997.
- Sung2000 C. K Sung, H. M Tai, C. W Chen, Locating defects of a gear system by the technique of wavelet transform Mechanism and Machine Theory, Vol. 35, n° 8, pp. 1169-1182, 2000.
- Su1992 Y.T. Su, S. J. Lin, On initial fault-detection of a tapered roller bearing frequency-domain analysis, Journal of Sound and Vibration, Vol. 155, pp. 75–84, 1992.
- Tandon 1999 N. Tandon, A. Choudhury, A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. Tribology

- International, Vol. 32, pp. 469-480, 1999.
- Tsao2012 W. Tsao, Y. Li, D. Du Le, M. Pan, An insight concept to select appropriate IMFs for envelope analysis of bearing fault diagnosis, *Measurement*, Vol. 45, n° 6, pp. 1489-1498, 2012.
- Vett1992 M. Vetterli, Wavelet and filter banks, *IEEE transactions on signal processing*, Vol. 40, n° 9, pp. 2207-2232, 1992.
- Wang1993 W.J. Wang, P.D.McFadden, Early detection of gear failure by vibration analysis, part I. Calculation of the time-frequency distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 7, no 3, 1993, pp. 193–203.
- Wang1997 W.J. Wang, P.D.McFadden, Application of orthogonal wavelet to early gear damage detection, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.9, no.5, pp.497-507,1997.
- Wang2011 K.S. Wang, P.S. Heyns, Application of computed order tracking, Vold–Kalman filtering and EMD in rotating machine vibration *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 25, Issue 1, January 2011, Pages 416-430.
- Wangt2012 T. Wang, Z. Mingcai, Y. Qihao, Z. Huyuan, Comparing the applications of EMD and EEMD on time-frequency analysis of seismic signal, *Journal of Applied Geophysics*
- Wickerha1991 Wickerhauser, M.V. (1991), INRIA lectures on wavelet packet algorithms, *Proceedings ondelettes et paquets d'ondes*, 17-21 June, Rocquencourt, France, pp. 31-99.
- Wench2012 Wen-Chang Tsao, Yi-Fan Li, Duc Du Le, Min-Chun Pan, An insight concept to select appropriate IMFs for envelope analysis of bearing fault diagnosis, *Measurement*, Volume 45, Issue 6, July 2012, Pages 1489-1498.
- Weig2012 Wei Guo, Peter W. Tse, Alexandar Djordjevich, Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition, *Measurement*, Volume 45, Issue 5, June 2012, Pages 1308-1322.
- Wensheng2010 Wensheng Su, Fengtao Wang, Hong Zhu, Zhixin Zhang, Zhenggang Guo, Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 24, Issue 5, July 2010, Pages 1458-1472.

- Wenyi2011 Wenyi Liu, Baoping Tang, A hybrid time-frequency method based on improved Morlet wavelet and auto terms window, *Expert Systems with Applications*, Volume 38, Issue 6, June 2011, Pages 7575-7581.
- Wu2012 T.Y. Wu, J.C. Chen, C.C. Wang, Characterization of gear faults in variable rotating speed using Hilbert-Huang Transform and instantaneous dimensionless frequency normalization, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 30, July 2012, Pages 103-122
- Wuz2009 Wu Zhaohua and N.E. huang, ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method, *advances in adaptive data analysis* vol. 1, no. 1 (2009) 141 world scientific publishing company.
- Xianf2006 Xianfeng Fan, Ming J. Zuo, Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform, *Mechanical Systems and Signal Processing* 20 (2006) 966–982.
- Xiaoho2005 Xiaohong Yuan, Lilong Cai, Variable amplitude Fourier series with its application in gearbox diagnosis, Part I: Principle and simulation, *Mechanical Systems and Signal Processing* 19 (2005) 1055–1066.
- Yaguo2009 Yaguo Lei, Zhengjia He, Yanyang Zi, Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 23, Issue 4, May 2009, Pages 1327-1338.
- Yang2007 Yu Yang, Dejie Yu, Junsheng Cheng, A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM, *Measurement*, Volume 40, Issues 9–10, November–December 2007, Pages 943-950
- Yang2009 Yu Yang, Yigang He, Junsheng Cheng, Dejie Yu , A gear fault diagnosis using Hilbert spectrum based on MODWPT and a comparison with EMD approach, *Measurement*, Volume 42, Issue 4, May 2009, Pages 542-551
- Yesily2004 Isa Yesilyurt ,The application of the conditional moments analysis to gearbox fault detection a comparative study using the spectrogram and scalogram, *NDT&E International* 37 (2004) 309–320
- Yiak2011 C.T. Yiakopoulos, K.C. Gryllias, I.A. Antoniadis, Rolling element bearing fault detection in industrial environments based on a K-means clustering approach, *Expert Systems with Applications* 38 (2011) 2888–2911.
- Yinan2012 YIN Yinan, HU Xiong, HHT Time-Frequency Energy Spectrum Technique Used in Main Joints Condition Monitoring of QCC Track *Procedia*

- Engineering, Volume 37, 2012, Pages 197-201
- Yiq2011 Yi Qin, Baoping Tang, Jiaxu Wang, Xiao Ke, A new method for multicomponent signal decomposition based on self-adaptive filtering, Measurement Vol.44, pp.1312–1327, 2011.
- Yuh-Tay2009 Yuh-Tay Sheen, On the study of applying Morlet wavelet to the Hilbert transform for the envelope detection of bearing vibrations, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 23, Issue 5, July 2009, Pages 1518-1527.
- Yuqinz2011 Yuqing Zhou, Tao Tao, Xuesong Mei, Gedong Jiang, Nuogang Sun, Feed-axis gearbox condition monitoring using built-in position sensors and EEMD method, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, Volume 27, Issue 4, August 2011, Pages 785-793.
- Zhao2012 Xiaomin Zhao, Tejas H. Patel, Ming J. Zuo, Multivariate EMD and full spectrum based condition monitoring for rotating machinery, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 27, February 2012, Pages 712-728.
- Zheng2002 H. Zheng, Z. Li, X. Chen, Gear fault diagnosis based on continuous wavelet transform ,Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 16, Issues 2–3, March 2002, Pages 447-457.
- Zhipen2012 Zhipeng Feng, Ming Liang, Yi Zhang, Shumin Hou, Fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on ensemble empirical mode decomposition and energy separation Renewable Energy, Volume 47, November 2012, Pages 112-126
- Zhixi2011 Zhixiong Li, Xinping Yan, Chengqing Yuan, Zhongxiao Peng, Li Li, Virtual prototype and experimental research on gear multi-fault diagnosis using wavelet-autoregressive model and principal component analysis method, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 25, Issue 7, October 2011, Pages2589-2607.
- Zhonsh2012 Zhongjie Shen, Xuefeng Chen, Xiaoli Zhang, Zhengjia He, A novel intelligent gear fault diagnosis model based on EMD and multi-class TSVM Measurement, Volume 45, Issue 1, January 2012, Pages 30-40
- Zhou2011 Yuqing Zhou, Tao Tao, Xuesong Mei, Gedong Jiang, Nuogang Sun, axis gearbox condition monitoring using built-in position sensors and EEMD

- method *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Volume 27, Issue 4, August 2011, Pages 785-793
- Zhuz2009 Z.K. Zhu, Ruqiang Yan, Liheng Luo, Z.H. Feng, F.R. Kong, Detection of signal transients based on wavelet and statistics for machine fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 23, Issue 4, May 2009, Pages 1076-1097.
- Zvokelj 2011 Matej Žvokelj, Samo Zupan, Ivan Prebil, Non-linear multivariate and multiscale monitoring and signal denoising strategy using Kernel Principal Component Analysis combined with Ensemble Empirical Mode Decomposition method *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 25, Issue 7, October 2011, Pages 2631-2653

Résumé

L'objectif de cette thèse est le diagnostic précoce de dysfonctionnements provenant des défauts mécaniques tels que les défauts de roulements et d'engrenages.

Pour atteindre cet objectif, plusieurs méthodes basées sur l'EMD et les ondelettes ont été appliquées à l'analyse des signaux vibratoires simulés de roulements et d'engrenages sains et défectueux.

Les résultats de ce travail de recherche ont montré que l'utilisation individuelle de ces méthodes n'est pas efficace. Par conséquent, il a été proposé pour améliorer la maintenance prédictive vibratoire d'utiliser des méthodes hybrides. Ces méthodes sont basées sur l'EEMD et la moyenne synchrone ou la transformée en ondelettes pour le débruitage ainsi que le Kurtosis pour la décision finale du diagnostic. Les méthodes suggérées ont été validées expérimentalement à l'aide des signaux réels issus de trois bancs d'essais (un pour les défauts d'engrenages, un autre pour les défauts de roulements et un autre pour la séparation des signatures d'engrenages et de roulements).

Abstract

The purpose of this thesis is the early diagnosis of dysfunctions coming from the mechanical defects such as the defects of bearings and gears.

To achieve this goal, several methods based on EMD and wavelets were applied to the analysis of the simulated vibratory signals of bearings and operational and defective gears.

The results of this research showed that the individual use of these methods is not effective. Consequently, it was proposed to improve vibratory predictive maintenance to use hybrid methods. These methods are based on the EEMD and the synchronous average or the wavelet transform for denoising as well as Kurtosis for the final decision of the diagnosis. The suggested methods were validated in experiments using real signals resulting from three test bench (for the gears defects, another for bearing defects and another for the separation of the signatures of gears and bearings).