

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des Sciences et de Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN SCIENCE

Filière : Génie Electrique

Présentée par

CHAABI Lilia

Intitulée

**Conception d'un système expert pour le diagnostic des roulements
dans les machines tournantes fonctionnant en régime variable**

Soutenue le :

Devant le Jury composé de :

Mr Abdelkrim MOUSSAOUI	Professeur	Univ. de Guelma	Président
Mr Ahcene LEMZADMI	Professeur	Univ. de Guelma	Rapporteur
Mr Abderrazek DJEBALA	Professeur	Univ. de Guelma	Co-encadreur
Mr Hocine LABAR	Professeur	Univ. d'Annaba	Examineur
Mr Amar OMEIRI	Professeur	Univ. d'Annaba	Examineur
Mr Ramdane YOUNES	MCA	Univ. d'Annaba	Examineur

Année Universitaire : 2020/2021

Remerciements

Au terme de cette thèse, je tiens à remercier tous ceux qui m'ont aidé, soutenu et encouragé durant l'accomplissement des travaux.

Je tiens à remercier vivement mon directeur de thèse, Professeur Ahcene LEMZADMI, et mon co-directeur de thèse, Professeur Abderrazek DJEBALA, de l'Université 8 Mai 1945 Guelma, pour leur disponibilité, le partage de leurs connaissances et leurs nombreuses recommandations qui m'ont beaucoup aidé pendant la réalisation de cette thèse.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude au Professeur Abdelkrim MOUSSAOUI de l'Université 8 Mai 1945 Guelma, au Professeur Hocine LABAR, au Professeur Amar OMEIRI et au Docteur Ramdane YOUNES de l'Université Badji Mokhtar d'Annaba, pour avoir bien voulu me faire l'honneur d'évaluer ce travail et de faire partie du jury.

Je n'oublie pas de remercier Docteur Septi BOUCHERIT, Chef de Département de Génie Mécanique de l'Université 8 Mai 1945 Guelma, pour avoir mis à ma disposition le banc d'essais Machinery Fault Simulator (MFS) sur lequel toute la partie expérimentale de cette thèse a été réalisée.

Dédicaces

Je dédie cette thèse à mes chers parents, mes frères et sœurs et toute ma famille. Je n'oublie pas mes deux petites perles Amira et Yasmine et mon époux qui sans lui cette thèse n'aurait pas vu le jour.

Résumé

Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans le cadre de la détection des défauts de roulements fonctionnant en régime variable. Les travaux portent sur deux volets distincts mais complémentaires. Dans le premier volet nous avons développé des outils de surveillance et de détection des défauts de roulements en régime variable. Dans le deuxième nous avons conçu un système expert permettant l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable.

Pour le premier volet de la thèse une étude a permis de développer une approche hybride visant la détection des défauts de roulements en régime variable à partir de l'association de plusieurs méthodes de traitement de signal récentes. La ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise), le débruitage multivariate par ondelettes et PCA, le kurtogramme et l'analyse d'ordre sont les principales méthodes constituant l'approche hybride proposée. Son efficacité a été prouvée grâce à son application sur des signaux simulés et ceux mesurés sur des roulements défectueux sur un banc d'essais de laboratoire. Plusieurs modes de variation de la vitesse et plusieurs types de défauts ont été considérés pour valider à une grande échelle l'approche proposée. Celle-ci s'est montrée aussi bien efficace en régime stationnaire qu'en régime variable ce qui la rend universelle, applicable pour détecter un défaut de roulement peu importe son régime de fonctionnement.

Le deuxième volet concerne la conception d'un système expert pour automatiser la détection des défauts de roulements en régime variable. Notre choix s'est posé sur une des méthodes non-supervisée ; la SOM (Self Organizing Maps). Le plus difficile était de proposer des attributs pertinents permettant au système de donner des résultats fiables. A ce propos une étude comparative a été entamée pour tester la validité d'attributs calculés à partir de quatre indicateurs classiques. Un nouvel indicateur spécialement conçu pour le régime variable a été proposé et associé aux autres indicateurs pour affiner les résultats et optimiser les capacités de décision du système conçu. Le résultat final ainsi obtenu montre la validité de ce système à grouper plusieurs types de défauts faisant une distinction claire entre les groupes traités avec un taux de réussite de 100%.

Mots-clés : Diagnostic vibratoire, Régime variable, Défauts de roulements, ICEEMDAN, Analyse d'ordre, Système expert, Self Organizing Maps.

Abstract

The work presented in this thesis is part of defect detection of bearings operating in variable regime condition. The work focuses on two distinct but complementary parts. In the first part, we have developed specific tools for monitoring and detecting bearing faults in variable speed. In the second one, we designed an expert system allowing the automation of the detection of bearing faults in variable regime.

For the first part of the thesis, a study made it possible to develop a hybrid approach designed for the detection of bearing faults under variable speed using the combination of several recent signal processing methods. ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise), multivariate denoising using wavelet and PCA, kurtogram, and order tracking analysis are the main methods constituting the proposed hybrid approach. Its effectiveness has been proven through its application on simulated signals and on experimental vibratory signals measured on defective bearings on a laboratory test rig. Several modes of speed variation and several types of defects were considered to validate the proposed approach on a large scale. This last has been shown to be effective in both steady state and variable regime, making it universal, applicable to detect a bearing fault regardless of its operating regime.

The second part concerns the design of an expert system to automate the detection of bearing faults in variable regime. Our choice fell on one of the unsupervised methods; the SOM (Self Organizing Maps). The most difficult was to specify relevant input features allowing the system to give correct results. In this regard, a comparative study was performed to test the validity of various features calculated from four classic scalar indicators. A new indicator, especially designed for the variable regime, has been proposed and associated with the other indicators to refine the results and optimize the decision-making capacities of the designed system. The final result shows the validity of this system to group several types of defects making a clear distinction between the considered groups with a success rate of 100%.

Keywords: Vibration diagnosis, Variable regime, Bearing faults, ICEEMDAN, Order analysis, Expert system, Self Organizing Maps.

ملخص الأطروحة

العمل المقدم في هذه الرسالة هو جزء من الكشف عن أعطال المدرجات التي تعمل بسرعات متغيرة. يغطي العمل جزئين متميزين ولكن متكاملين. في الجزء الأول ، قمنا بتطوير أدوات لرصد واكتشاف أعطال المدرجات في السرعات المتغيرة. في الثاني ، قمنا بتصميم نظام خبير يسمح بأتمتة الكشف عن أعطال المدرجات في السرعات المتغيرة.

بالنسبة للجزء الأول من الأطروحة ، أتاحت دراسة إمكانية تطوير نهج هجين يهدف إلى اكتشاف أعطال المدرجات تحت سرعة متغيرة باستخدام مجموعة من عدة طرق حديثة لمعالجة الإشارات. ICEEMDAN Kurtogram, Order analysis, multivariate denoising هي الطرق الرئيسية التي تشكل النهج الهجين المقترح. وقد تم إثبات فعاليته من خلال تطبيقه على إشارات محاكاة وتلك المقاسة على مدرجات معيبة على طاولة اختبار معملية. تم النظر في العديد من أنماط تغيير السرعة وأنواع عديدة من العيوب للتحقق من صحة النهج المقترح على نطاق واسع. لقد ثبت أن هذا الأخير فعال في كل من الحالة الثابتة والسرعة المتغيرة ، مما يجعله شاملاً وقابل للتطبيق لاكتشاف أعطال المدرجات بغض النظر عن نمط تشغيلهم.

يتعلق الجزء الثاني بتصميم نظام خبير لأتمتة الكشف عن أعطال المدرجات المتغيرة السرعة. وقع اختيارنا على إحدى الطرق غير الخاضعة للرقابة ؛ SOM (خرائط ذاتية التنظيم). كان الأصعب هو التوصل إلى سمات ذات صلة تسمح للنظام بإعطاء نتائج صحيحة. في هذا الصدد ، تم الشروع في دراسة مقارنة لاختبار صحة السمات المحسوبة من أربعة مؤشرات كلاسيكية. تم اقتراح مؤشر جديد مصمم خصيصاً للنظام المتغير وربطه بالمؤشرات الأخرى لتحسين النتائج وتحسين قدرات اتخاذ القرار للنظام المصمم. تظهر النتيجة النهائية التي تم الحصول عليها بهذه الطريقة صلاحية هذا النظام لتجميع عدة أنواع من العيوب مع التمييز الواضح بين المجموعات المعالجة بنسبة نجاح 100٪.

الكلمات المفتاحية: تشخيص الاهتزاز ، السرعة المتغيرة ، أعطال المحامل ، ICEEMDAN ، تحليل Order ، نظام خبير ، الخرائط ذاتية التنظيم.

Nomenclature

$S(t)$	Signal vibratoire
N_e	Nombre d'échantillons du signal
$S(f)$	Spectre
DWT	Discrete Wavelet Transform
AMRO	Analyse Multi-Résolution en Ondelettes
$D(t)$	Détail de la décomposition en ondelettes
$A(t)$	Approximation de la décomposition en ondelettes
EMD	Empirical Mode Decomposition
IMF	Intrinsic Mode Function
$r(t)$	Résidu
EEMD	Ensemble Empirical Mode Decomposition
N	Nombre d'ensembles
CEEMDAN	Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise
ICEEMDAN	Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise

Liste des figures

	Page
Chapitre 1	
Fig. 1.1. Pourcentage d'utilisation des différentes techniques de maintenance prédictive en milieu industriel	5
Fig. 1.2. Causes des défaillances dans le secteur de la production d'énergie éolienne selon le Département Américain de l'Energie (US Department of Energy, wind energy technologies office) [3]	7
Fig. 1.3. Signaux d'un roulement : (a) Sans défaut, (b) Avec un défaut sur la bague intérieure, (c) Avec un défaut sur la bague extérieure	8
Fig. 1.4. Valeurs des indicateurs scalaires des signaux de la figure (1.3)	11
Fig. 1.5. Spectre d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure	12
Fig. 1.6. Cepstre d'une transmission à engrenages avec un défaut sur l'une des roues	13
Fig. 1.7. Spectre d'enveloppe d'un roulement avec un défaut sur la bague intérieure	14
Fig. 1.8. Décomposition en cascade en trois niveaux	16
Fig. 1.9. AMRO d'un signal selon la méthode proposée par Djebala et al. [8] : (a) Signal mesuré, (b) Différents détails et approximations issus de la décomposition de ce signal par l'AMRO en trois niveaux, (c) Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du détail 2 (D2)	17
Chapitre 2	
Fig. 2.1. Organigramme détaillé du sifting process de l'EMD	32
Fig. 2.2. Signal somme de trois sinusoïdes	33
Fig. 2.3. Décomposition par l'EMD du signal somme (en bleu l'IMF, en rouge la sinusoïde)	33
Fig. 2.4. Signal non-stationnaire et ses composantes [86]	35
Fig. 2.5. Résultat obtenu par l'analyse du signal précédent par l'EMD [86]	35
Fig. 2.6. Léger effet de bord à la fin de deux IMFs de la figure (2.3)	36
Fig. 2.7. Organigramme de l'EEMD	37
Fig. 2.8. Résultat obtenu par l'EEMD [86]	38
Fig. 2.9. Résultat obtenu par la CEEMDAN [86]	40

Fig. 2.10. Comparaison entre le nombre d'itérations de l'EEMD (gauche) et de la CEEMDAN (droite)	40
Fig. 2.11. IMFs obtenues par la ICEEMDAN	42
Fig. 2.12. Nombre d'itérations de la ICEEMDAN	42
Fig. 2.13. (a) Signal somme de trois sinusoïdes, (b) son spectre	43
Fig. 2.14. (a) Signal sinusoïdal à fréquence variable, (b) son spectre	43
Fig. 2.15. Principe du ré-échantillonnage angulaire	44
Fig. 2.16. Signal vibratoire mesuré dans la cabine d'un hélicoptère (en haut) et son signal RPM (en bas)	45
Fig. 2.17. Représentation temps-ordre du signal de la figure (2.16)	46
Fig. 2.18. Spectre d'ordre du signal de la figure (2.16)	46

Chapitre 3

Fig. 3.1. (a) Signal réponse à une résonance, (b) peigne de Dirac d'une période de 0.01 s (100 Hz)	51
Fig. 3.2. Signal modélisant un défaut de roulement avec une fréquence de 100 Hz en régime constant	51
Fig. 3.3. Spectre du signal de la figure (3.2)	52
Fig. 3.4. Spectre d'enveloppe du signal de la figure (3.2)	52
Fig. 3.5. (a) Signal simulant un défaut de roulement dans le cas d'une accélération, (b) le même signal bruité	54
Fig. 3.6. Profil de vitesse du signal de la figure (3.6)	54
Fig. 3.7. Signal d'un défaut de roulement dans le cas d'une décélération	54
Fig. 3.8. Signaux d'un roulement défectueux pour quatre modes d'accélération, du plus lent au plus rapide	55
Fig. 3.9. Valeurs des indicateurs scalaires pour les quatre signaux de la figure (3.8)	56
Fig. 3.10. Spectres des quatre signaux de la figure (3.9)	57
Fig. 3.11. Spectres d'enveloppe des quatre signaux de la figure (3.8)	57
Fig. 3.12. Quatre premières IMFs issues de la décomposition du signal S_1 par la CEEMDAN	58
Fig. 3.13. IMF1 (en haut) et son spectre d'enveloppe (en bas) du signal S_1	59
Fig. 3.14. Spectres d'enveloppe des trois autres signaux (de haut en bas du mode d'accélération le plus lent au plus rapide) obtenus après l'application de la CEEMDAN et l'analyse d'enveloppe	59
Fig. 3.15. Organigramme de l'approche proposée	61
Fig. 3.16. Quatre premières IMFs issues de la décomposition du signal simulé par la ICEEMDAN	63
Fig. 3.17. Kurtogramme du signal simulé	63

Fig. 3.18. Spectres des quatre premières IMFs	64
Fig. 3.19. IMFs débruitées	65
Fig. 3.20. Spectre d'enveloppe d'ordre obtenu par l'analyse d'ordre	65
Fig. 3.21. Signal d'un roulement défectueux dans le cas d'un profil de vitesse variable (accélération, maintien, décélération)	66
Fig. 3.22. Profil de vitesse correspondant au signal de la figure (3.21)	66
Fig. 3.23. Kurtogramme du signal de la figure (3.21)	67
Fig. 3.24. IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal de la figure (3.21) et leurs spectres FFT	67
Fig. 3.25. IMFs débruitées	68
Fig. 3.26. IMF1 débruitée	68
Fig. 3.27. Spectre d'enveloppe d'ordre	69
Fig. 3.28. (a) Signal simulant un roulement tournant à une vitesse constante de 50 Hz avec un défaut à 100 Hz, (b) le même signal après avoir ajouté un niveau significatif de bruit	70
Fig. 3.29. IMF1 sélectionnée en tant qu'IMF optimale	70
Fig. 3.30. IMF1 débruitée	70
Fig. 3.31. Spectre d'enveloppe d'ordre	71

Chapitre 4

Fig. 4.1. Photo du banc d'essais MFS	75
Fig. 4.2. Organes constitutifs du simulateur (vue de face)	76
Fig. 4.3. Montage du roulement testé dans son logement	77
Fig. 4.4. Signaux d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure pour différents modes de variation de la vitesse	78
Fig. 4.5. Spectres d'enveloppe correspondant aux signaux de la figure (4.4)	78
Fig. 4.6. Signaux mesurés sur des roulements défectueux dans le cas d'une accélération, en haut défaut sur la bague intérieure, en bas celui sur la bague extérieure	79
Fig. 4.7. Profil de vitesse pour une accélération pure de 0 RPM à 1800 RPM	80
Fig. 4.8. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure dans le cas d'une accélération pure (en haut), et son spectre (en bas)	81
Fig. 4.9. Kurtogramme du signal de la figure (4.8)	81
Fig. 4.10. Quatre premières IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal de la figure (4.8) (de haut en bas de l'IMF1 à l'IMF4)	82
Fig. 4.11. Spectres FFT des quatre IMFs de la figure (4.10)	82
Fig. 4.12. IMF1 débruitée (en haut) et IMF2 débruitée (en bas)	83
Fig. 4.13. Spectre d'enveloppe d'ordre obtenu à partir de l'IMF1 débruitée (en haut) et l'IMF2 débruitée (en bas)	83
Fig. 4.14. Profil de vitesse pour une décélération pure de 1800 RPM à 0 RPM	84

Fig. 4.15. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure dans le cas d'une décélération pure (en haut), et son spectre (en bas)	85
Fig. 4.16. Quatre premières IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal de la figure (4.14) (de haut en bas de l'IMF1 à l'IMF4)	85
Fig. 4.17. IMF2 débruitée obtenue après avoir appliqué le débruitage multivariate	86
Fig. 4.18. Spectre d'enveloppe d'ordre dans le cas d'une décélération en présence d'un défaut sur la bague extérieure	86
Fig. 4.19. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague intérieure pour une accélération pure	87
Fig. 4.20. Spectre d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure en accélération pure	87
Fig. 4.21. Profil de vitesse dans le cas d'une accélération-maintien-décélération	88
Fig. 4.22. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure dans le cas d'une accélération-maintien-décélération	88
Fig. 4.23. Quatre première IMFs et leurs spectres correspondant au signal de la figure (4.22)	89
Fig. 4.24. IMFs débruitées et leurs spectres	89
Fig. 4.25. Spectre d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure en mode variable accélération-maintien-décélération	90
Fig. 4.26. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure tournant à 1800 RPM	90
Fig. 4.27. Spectre d'enveloppe d'ordre pour un roulement avec un défaut sur la bague extérieure en régime constant	91
Fig. 4.28. Spectre d'enveloppe pour un roulement avec un défaut sur la bague extérieure en régime constant	91
Fig. 4.29. Spectres d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure obtenus par l'approche proposée (en haut) et la démarche de Bouhalais et al. [62] (en bas)	92
Fig. 4.30. Spectres d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure obtenus par l'approche proposée (en haut) et la démarche de Bouhalais et al. [62] (en bas)	93

Chapitre 5

Fig. 5.1. Différence entre clustering (apprentissage non-supervisé) et la classification (apprentissage supervisé, le SVM par exemple)	97
Fig. 5.2. Typologies des nœuds de l'algorithme de SOM : à gauche forme rectangulaire, à droite forme hexagonale	98
Fig. 5.3. Architecture SOM d'un exemple d'étude de marché d'après [95]	98
Fig. 5.4. Variation du nouvel indicateur proposé en fonction du type du défaut, de haut en bas : défaut sur la bague extérieure, défaut sur la bague intérieure, sans défaut	103

Fig. 5.5. Répartition du RMS et de la déviation standard pour les douze signaux	105
Fig. 5.6. Répartition du kurtosis et du facteur de crête pour les douze signaux	106
Fig. 5.7. Répartition du nouvel indicateur proposé pour les douze signaux	106
Fig. 5.8. Groupement obtenu par la SOM à partir de deux attributs ; le RMS et la déviation standard	107
Fig. 5.9. Groupement obtenu par la SOM à partir de deux attributs ; le kurtosis et le facteur de crête	108
Fig. 5.10. Groupement obtenu par la SOM à partir d'un seul attribut ; l'indicateur proposé $\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPFO}}\right)$	109
Fig. 5.11. Groupement obtenu par la SOM à partir de quatre attributs ; le RMS, la déviation standard, le kurtosis et le facteur de crête	110
Fig. 5.12. Groupement obtenu par la SOM à partir de cinq attributs ; le RMS, la déviation standard, le kurtosis, le facteur de crête, et l'indicateur proposé	111

Liste des tableaux

	Page
Chapitre 1	
Tableau 1.1. Causes des défauts dans les roulements selon SNR [4]	8
Tableau 1.2. Principaux indicateurs scalaires	10
Tableau 1.3. Fréquences d'apparition des défauts de roulements	12
Chapitre 2	
Tableau 2.1. Définition des ordres des défauts de roulements	47
Chapitre 4	
Tableau 4.1. Caractéristiques géométriques et ordres des défauts pour les roulements utilisés	77
Chapitre 5	
Tableau 5.1. Valeurs des indicateurs scalaires classiques retenus comme attributs pour les douze signaux considérés	101
Tableau 5.2. Valeurs du nouvel indicateur pour les douze signaux	102

Table des matières

	Page
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Synthèse bibliographique et état de l'art.....	4
1. Introduction.....	4
2. Maintenance conditionnelle ou prédictive ?.....	5
2.1. Analyse vibratoire.....	6
2.2. L'analyse d'huile.....	6
2.3. Thermographie.....	6
2.4. Analyse par ultrason.....	7
3. Les roulements et leurs défauts.....	7
4. Outils de détection des défauts de roulements par analyse vibratoire.....	8
4.1. Impact d'un défaut sur le signal vibratoire.....	8
4.2. Indicateurs scalaires.....	8
4.3. Analyse spectrale.....	11
4.4. Analyse cepstrale.....	13
4.5. Analyse d'enveloppe.....	13
4.6. Méthodes temps-fréquence.....	14
5. Synthèse bibliographique.....	18
5.1. Les ondelettes pour la détection des défauts de roulements.....	18
5.2. L'EMD, l'EEMD, la CEEMDAN et la CEEMDAN améliorée.....	19
5.3. Le régime variable, quoi de neuf ?.....	23
5.4. Vers une automatisation de la détection des défauts de machines tournantes.....	24
6. Pose du problème et objectifs de la thèse.....	27
7. Conclusion du chapitre.....	28
Chapitre 2 : Fondements mathématiques : EMD, EEMD, CEEMDAN, ICEEMDAN et régime variable	29
1. Introduction.....	29
2. Vers une décomposition modale empirique : Empirical Mode Decomposition (EMD)....	30
2.1. Quelques définitions.....	30
2.2. Le sifting process.....	31
2.3. Caractéristiques de l'EMD et comparaison avec les ondelettes.....	34

2.4. Inconvénients de l'EMD.....	34
3. Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) : la fin du mode mixing.....	36
3.1. Principe.....	36
3.2. Algorithme de l'EEMD.....	37
3.3. Exemple d'application.....	38
3.4. Limites de l'EEMD.....	38
4. Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN) : vers une décomposition plus complète	38
4.1. Algorithme de la CEEMDAN.....	39
4.2. Exemple d'application.....	39
5. La CEEMDAN améliorée : Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (ICEEMDAN)	40
5.1. Formulation mathématique.....	41
5.2. Exemple d'application.....	41
6. Régime variable : limite des méthodes classiques.....	42
6.1. Analyse d'ordre.....	44
6.2. Exemple d'application.....	45
6.3. Application de l'analyse d'ordre pour la détection des défauts de roulements.....	46
7. Conclusion du chapitre.....	48
Chapitre 3 : Développement d'outils de détection des défauts de roulements en régime variable : Etude théorique	49
1. Introduction.....	49
2. Modélisation des signaux de roulements défectueux en régime variable.....	50
2.1. Cas d'un régime de fonctionnement constant.....	50
2.2. Cas d'un régime de fonctionnement variable.....	52
3. Stabilité des méthodes classiques et récentes dans le cas du régime variable.....	55
3.1. Méthodes temporelles.....	55
3.2. Méthodes fréquentielles.....	56
3.3. Application de la CEEMDAN combinée à l'analyse d'enveloppe.....	58
4. Développement d'une méthode hybride pour la détection des défauts de roulements en régime variable	59
4.1. Méthodologie de l'approche proposée.....	60
4.2. Application sur des signaux simulés.....	62
5. Conclusion du chapitre.....	72
Chapitre 4 : Développement d'outils de détection des défauts de roulements en régime variable : Validation expérimentale	73
1. Introduction.....	73
2. Plan expérimentale et matériel de mesure.....	74
2.1. Banc d'essais Machinery Fault Simulator (MFS).....	74

2.2. Acquisition des signaux mesurés.....	75
3. Analyse de quelques signaux mesurés dans différentes configurations.....	77
3.1. Utilisation du spectre d'enveloppe.....	77
3.2. Analyse de la forme du signal en fonction du type du défaut.....	79
4. Application de l'approche hybride proposée sur des signaux mesurés en régime variable	80
4.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure en accélération pure.....	80
4.2. Cas d'un défaut sur la bague extérieure en décélération pure.....	84
4.3. Cas d'un défaut sur la bague intérieure en accélération pure.....	86
4.4. Cas d'un défaut sur la bague extérieure en mode de variation variable (accélération-maintien-décélération)	88
4.5. Cas d'un mode de fonctionnement constant.....	90
5. Comparaison de l'approche proposée avec une méthode récente développée pour le régime variable	92
6. Conclusion du chapitre.....	94
Chapitre 5 : Automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)	95
1. Introduction.....	95
2. Apprentissage supervisé ou non supervisé ?.....	96
2.1. Apprentissage supervisé.....	96
2.2. Apprentissage non-supervisé.....	96
3. L'algorithme SOM : Self Organizing Maps.....	97
3.1. Architecture d'un SOM.....	97
3.2. Etapes de l'algorithme SOM.....	99
4. Application de l'approche SOM pour automatiser la détection des défauts de roulements en régime variable	100
4.1. Désignation des indicateurs retenus comme attributs pour l'algorithme SOM.....	100
4.2. Etude de la sensibilité des indicateurs scalaires en fonction du type du défaut.....	104
4.3. Application de l'approche SOM.....	107
5. Conclusion du chapitre.....	112
Chapitre 6 : Conclusion Générale.....	113
Références bibliographiques.....	116

Introduction générale

La maintenance est devenue une fonction intégrée à la vie de l'entreprise, le rôle du maintenicien ne se limite pas désormais à la réparation des avaries et la prévention de leur apparition. La maintenance est une notion qui existe même dès la conception de la machine. Les concepteurs tendent toujours à construire des systèmes fiables, maintenables, et cherchent toujours des solutions techniques pour leur permettre une disponibilité et une durabilité maximales. Assurer la sûreté de fonctionnement des installations industrielles apparaît donc comme un défi qui nécessite le concours de tous les acteurs du domaine industriel et, par ce fait, n'est pas forcément limité au maintenicien seul. Ceci nécessite une organisation rigoureuse et une parfaite harmonie entre la production et la maintenance, chose qui n'est pas toujours évidente en pratique.

Depuis plusieurs années l'intégration d'outils et de techniques modernes de maintenance a permis une bonne gestion du service et une maîtrise totale du fonctionnement des installations grâce à une surveillance de leur état, évitant par conséquent des interventions fortuites bien tardives. En intervenant plutôt en amont qu'en aval de la défaillance, ceci permet une détection précoce, le maintenicien peut suivre l'évolution de l'avarie dans le temps et choisir le moment opportun pour intervenir. Ceci n'est en fait possible que par l'utilisation correcte de moyens efficaces entrant dans le contexte de la maintenance préventive conditionnelle. Bien que coûteuse, cette forme de maintenance est la plus utilisée actuellement pour la surveillance et le diagnostic des installations industrielles ayant une importance capitale dans le processus de production, ou celles dont la défaillance peut être nocive pour l'homme (danger corporel) et/ou pour l'environnement.

Ayant pour objet l'extension des sens humains, les techniques de maintenance conditionnelle sont diverses et dépendent du type des installations et des avaries à diagnostiquer. Entre thermographie, analyse d'huile, émission acoustique, analyse vibratoire, cette dernière est de loin la plus utilisée. Mesurer un signal vibratoire et analyser son contenu pour en tirer le maximum d'informations relatives à l'état de la machine constituent une nouvelle discipline nommée *diagnostic vibratoire ou analyse vibratoire*. Le maintenicien a l'embarras de choix des méthodes qu'il peut utiliser. Néanmoins, entre celles classiques et celles relativement modernes l'objectif zéro panne n'est toujours pas atteint.

Les chercheurs dans le domaine de l'analyse vibratoire se sont rendus compte qu'il n'existe pas une méthode universelle qui puisse s'appliquer pour tous les types de défauts et donc s'adapter à toutes les situations. Les efforts se sont focalisés sur le développement de méthodes spécifiques à des types bien précis de défauts, notamment ceux pouvant engendrer des accidents de fonctionnement graves. A ce propos et statistiquement parlant, le nombre de papiers dans la littérature portant sur la détection des défauts de roulements dépasse de loin celui traitant d'autres types de défauts. Entre méthodes statistiques, spectrales, temps-fréquence, ...etc. les différentes approches ont été largement discutées et validées.

Bien qu'efficaces dans la majorité des cas, ces méthodes, y compris celles les plus modernes, affichent une limite commune. En effet, elles ont été conçues pour être appliquées dans un régime de fonctionnement constant. La plupart d'entre elles permettent la détection du défaut de roulement par la mise en évidence d'une fréquence caractéristique qui dépend de la vitesse de rotation. Or en cas d'un régime de fonctionnement variable, il est impossible d'identifier un défaut de roulement grâce à cette fréquence qui devient désormais elle aussi variable. L'introduction de nouvelles approches permettant d'éliminer la variation de la vitesse de rotation est dans ce cas indispensable. Bien que quelques travaux aient tenté de répondre à cette exigence, leur nombre reste relativement limité par rapport à ceux traitant le régime constant.

La tâche est encore plus difficile dans le cas d'une éventuelle automatisation du diagnostic. En effet tous les systèmes automatisant le diagnostic utilisent des attributs calculés à partir de signaux mesurés en régime constant. Ces attributs sont insignifiants en régime variable, ceci conduit forcément tout système expert vers un faux diagnostic. La conception d'un système expert pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable passe d'abord par le développement d'indicateurs ou attributs spécifiques, ceci explique peut-être le manque remarquable de papiers traitant ce point.

Cette thèse s'inscrit donc dans le contexte de la détection des défauts de roulements dans le régime de fonctionnement variable. L'objectif est réparti sur deux grands volets : le premier concerne le développement d'outils de surveillance et de détection des défauts de roulements en régime variable, le deuxième volet porte sur la conception d'un système expert pour l'automatisation de la détection en régime variable.

Le présent document sera composé de cinq chapitres suivis d'une conclusion générale. Le premier chapitre est consacré à une revue bibliographique des principaux travaux traitant le diagnostic des défauts de roulements par les approches temps-fréquence récentes en régime constant et variable. Ceci après avoir présenté une synthèse des différentes méthodes de traitement de signal employées en diagnostic vibratoire.

Le second chapitre est consacré à la présentation des fondements mathématiques des méthodes de traitement de signal utilisées dans cette thèse. Plusieurs exemples sont donnés pour faciliter la

compréhension de l'apport et la limitation de chacune d'elles. Le problème du régime variable est ensuite évoqué dans toute sa grandeur en mettant l'accent sur une solution efficace à ce problème ; l'analyse d'ordre.

Le troisième chapitre traite le développement d'outils de surveillance et de détection des défauts de roulements en régime variable à partir de méthodes récentes. Le travail est entièrement réalisé sur des signaux simulés tentant de cerner la majorité des cas que nous pourrions rencontrer en pratique.

La validation expérimentale de l'approche développée est réalisée sur des signaux mesurés sur des roulements défectueux en régime de fonctionnement variable au quatrième chapitre. Plusieurs modes de variation et plusieurs types de défauts ont été traités pour confirmer la validité de la méthode proposée.

Le cinquième chapitre vise le développement d'un système expert pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable. Après une revue des principaux types de systèmes automatisés, un système basé sur l'algorithme SOM (Self Organizing Maps) est proposé. Une étude comparative a été entamée entre l'efficacité de plusieurs attributs classiques et celle d'un nouvel attribut proposé spécialement pour le régime variable.

Le document est clôturé par une conclusion générale et les perspectives envisagées à l'issue des travaux réalisés dans le cadre de cette thèse.

Etat de l'art et synthèse bibliographique

1. Introduction

Définie depuis 2001 par la Norme Européenne NF EN 13306 [1] comme étant : « *Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise* », la maintenance est devenue un outil incontournable de l'excellence industrielle.

Assurer la sûreté de fonctionnement des installations et des moyens de production avec un coût global optimum est un challenge pour les industriels. En effet, ce compromis est motivé par le fait que les coûts de maintenance peuvent représenter jusqu'à 70% du coût du produit fini [2]. Ces coûts comprennent une partie non-négligeable imputable à une mauvaise maintenance ou à des actions inutiles. Aux USA, par exemple, la maintenance inefficace coûte le tiers des dépenses annuelles de maintenance de toute l'industrie Américaine [2].

Pour répondre à ces exigences, la maintenance a évolué en introduisant de nouvelles méthodes et techniques de surveillance, de détection et de diagnostic. A cet effet, la maintenance conditionnelle s'est dotée, depuis plusieurs décennies, d'une attention particulière de la part des industriels. Ce type évite des actions de maintenance inutiles puisqu'il n'est entrepris que lorsque l'état du bien le nécessite. Bien que coûteuse, la maintenance conditionnelle, notamment par analyse vibratoire, reste un choix de référence pour les installations industrielles de grande importance.

Ce chapitre sera donc consacré à la présentation de quelques notions fondamentales sur le diagnostic des défauts de machines tournantes par analyse vibratoire. Les principaux outils de traitement de signal utilisés pour le diagnostic vibratoire des défauts de roulements seront présentés. Une synthèse bibliographique détaillée portant sur l'application des techniques et outils utilisés ultérieurement dans cette thèse est donnée dans la deuxième partie du chapitre.

2. Maintenance conditionnelle ou prédictive ?

« Ne pas prévoir est déjà gémir », disait Leonard De Vinci il y a plusieurs siècles. Cette notion, bien qu'ancienne, est le concept fondamental de la maintenance moderne. La maintenance préventive est donc la forme la plus courante de maintenance dans le monde. A titre d'exemple, elle est privilégiée par 80% des entreprises manufacturières Américaines. Pendant plusieurs années, et elles le sont toujours, les interventions préventives sont réalisées pratiquement d'une manière systématique, c'est-à-dire à des intervalles fixes selon un échéancier établi selon le temps ou un nombre déterminé d'unités d'usage.

Bien qu'efficace, la maintenance préventive systématique a un sérieux problème. Par rapport à l'occurrence de la défaillance, les interventions peuvent être menées soit trop tôt, conduisant à un sur-entretien, soit trop-tard conduisant à un sous-entretien. Dans les deux cas, il est évident que l'impact financier sera considérable. La maintenance préventive conditionnelle apparaît donc comme une solution pour pallier ce problème, car ce type de maintenance est exécuté seulement en cas de besoin. Selon l'AFNOR, elle est définie par : « *Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent* ».

Ce type de maintenance est donc fondé sur la connaissance réelle de l'état du bien par une surveillance accrue. Divers outils sont alors utilisés; la mesure de température, thermographie infrarouge, analyse d'huile, émission acoustique, analyse vibratoire, ...etc. Des indicateurs ou des paramètres spécifiques sont alors mesurés et les actions de maintenance ne sont déclenchées que lorsqu'un des indicateurs/paramètres dépasse le seuil prédéfini par le constructeur de l'équipement ou les normes internationales. Bien évidemment il n'existe pas une technique universelle qui peut s'adapter à toutes les situations et détecter d'une manière précoce la majorité des défauts dans les machines. Néanmoins, l'analyse vibratoire reste la technique la plus privilégiée par les industriels du fait qu'elle est appliquée dans 75% des cas, contre 12% pour l'analyse d'huile et seulement 8% pour l'analyse thermique (Fig. 1.1).

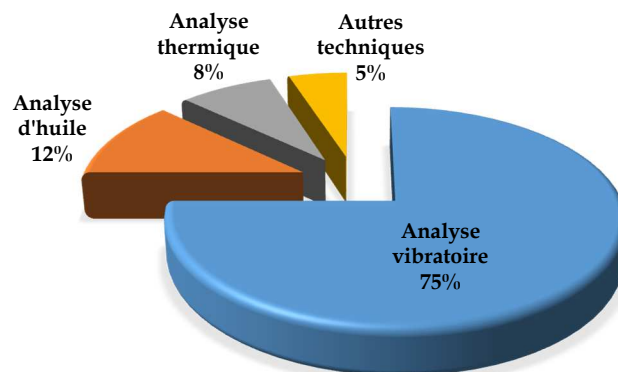


Fig. 1.1. Pourcentage d'utilisation des différentes techniques de maintenance prédictive en milieu industriel

Le développement des techniques de surveillance et d'analyse a conduit à la notion de « détection précoce », d'où la naissance d'un nouveau concept de maintenance; la maintenance prédictive ou prévisionnelle. Dans ce contexte le défaut est détecté dès sa naissance, l'ingénieur de maintenance peut suivre son évolution dans le temps et prévoir le moment opportun pour intervenir. Plusieurs techniques sont utilisées, dans ce qui suit nous exposons les plus utilisées d'entre elles.

2.1. Analyse vibratoire

Fiable et efficace, l'analyse vibratoire occupe une place considérable dans les stratégies de maintenance conditionnelle. Elle permet la détection d'une large gamme de défauts rencontrés sur les machines tournantes. Son principe consiste à mesurer un signal vibratoire sur la machine et ensuite traiter ce signal par des outils spécifiques pour en tirer des informations relatives à l'occurrence d'un défaut. Profitant du développement des outils et techniques de traitement des signaux, l'analyse vibratoire permet désormais la prédiction. Dans ce contexte, le maintenicien peut, par le biais de techniques modernes de traitement de signal, détecter le défaut dès sa naissance, suivre son évolution dans le temps et choisir le moment opportun pour programmer son intervention.

2.2. L'analyse d'huile

Moins répandue que l'analyse vibratoire dans le domaine industriel, cette technique est plutôt réservée aux machines contenant des fluides de lubrification (Moteurs thermiques, motoréducteurs, ...etc.). Elle consiste à prélever un échantillon de l'huile de lubrification et de l'analyser pour en déterminer la teneur en polluants issus de l'usure des pièces mécaniques. Le coût de cette technique reste relativement élevé, la raison pour laquelle la plupart des entreprises ayant recours à l'analyse spectrométrique attribuent cette tâche à la sous-traitance.

2.3. Thermographie

L'analyse thermique ou thermographie consiste à mesurer la température des structures, systèmes, machines, ...etc. Contrairement à ce qu'on croit, elle n'est pas réservée aux équipements électriques uniquement. Toute anomalie dans la signature thermique de la machine peut être la cause d'un défaut potentiel. Le développement des caméras infrarouges a permis la télémesure de l'émission thermique des structures, d'où le nom de la thermographie infrarouge.

2.4. Analyse par ultrason

Cette technique a une similitude avec l'analyse vibratoire et/ou acoustique. La différence principale réside dans la plage de fréquence de l'analyse. La bande de fréquence de l'analyse vibratoire varie entre 1 Hz et 30 KHz, alors que celle de l'émission acoustique débute à partir de 30 KHz. Cette technique est très fiable pour la détection de fissures et des fuites par exemple.

3. Les roulements et leurs défauts

Les roulements sont les éléments les plus importants des machines tournantes. Souvent, ils sont soumis à des excitations qui provoquent dans la majorité des cas des défauts causant des défaillances partielles ou totales de la machine dont les conséquences sont catastrophiques. D'après des statistiques datées de septembre 2015 du Département Américain d'Énergie (US Department of Energy, Wind Energy Technologies Office) [3], les roulements, tous types confondus, sont dans plus de 75% des cas la cause d'une défaillance comme le montre la figure (1.2).

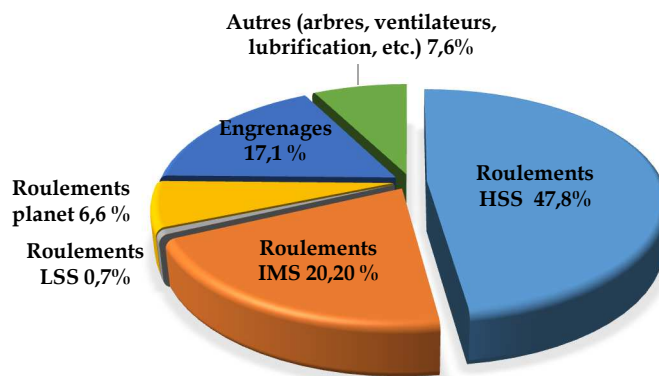


Fig. 1.2. Causes des défaillances dans le secteur de la production d'énergie éolienne selon le Département Américain de l'Énergie (US Department of Energy, wind energy technologies office) [3]

En réalité il est rare que le roulement lui-même soit mis en cause lors d'une défaillance prématurée. Selon des statistiques SNR [4], dans 90% des cas les causes sont à chercher dans des éléments extérieurs qu'on peut d'ailleurs résumer dans le tableau (1.1). Des statistiques plus précises montrent que 90% des défauts de roulements sont dus soit à la bague extérieure ou intérieure, rarement la cage et la bille. En effet les deux pistes subissent les effets dus à la transmission de charge par les éléments roulants ce qui les rend plus sujettes à la dégradation.

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

Tableau 1.1. Causes des défauts dans les roulements selon SNR [4]

4. Outils de détection des défauts de roulements par analyse vibratoire

4.1. Impact d'un défaut de roulement sur le signal vibratoire

Un défaut de roulement se manifeste tôt ou tard par un arrachement de matière. Sur le signal vibratoire vont apparaître des impulsions périodiques dont la période de répétition dépend du type du défaut. En effet une impulsion se produit à chaque contact de la bille ou de l'élément roulant avec le défaut. La figure (1.3) montre les signaux vibratoires d'un roulement sain, avec un petit défaut sur la bague intérieure et sur la bague extérieure. On constate que pour le cas sans défaut, les impacts sont inexistant, alors que pour le défaut sur la bague extérieure et intérieure des impulsions périodiques sont très claires.

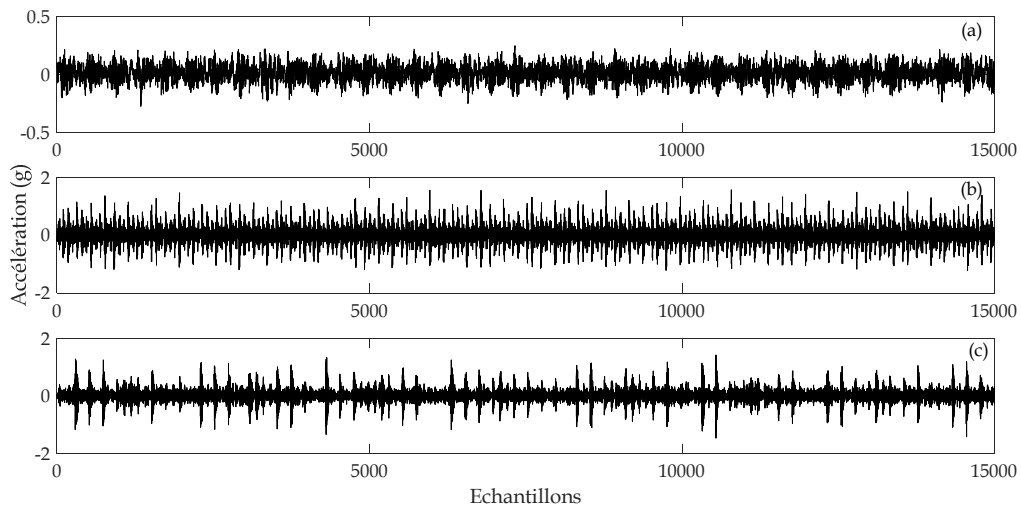


Fig. 1.3. Signaux d'un roulement : (a) Sans défaut, (b) Avec un défaut sur la bague intérieure, (c) Avec un défaut sur la bague extérieure

4.2. Indicateurs scalaires

Beaucoup de références dans la littérature traitent l'analyse statistique des signaux vibratoires par utilisation des indicateurs scalaires. Les travaux les plus notables sont ceux de Pachaud et al.

[5], Boulenger et Pachaud [6]. En effet cette technique rapide consiste à calculer des indicateurs statistiques à partir du signal vibratoire. Le suivi de l'évolution d'un indicateur peut donner une information plus au moins fiable sur l'état de fonctionnement du système. Certains indicateurs sont plus adaptés pour le dépistage d'un défaut que d'autres. Néanmoins, ils ne donnent qu'une information globale sur l'état de la machine. Par conséquent, ils peuvent déceler la présence d'un défaut mais en aucun cas sa nature. Considérés comme paramètres de détection du premier niveau, les indicateurs scalaires peuvent être intégrés dans le cadre d'une surveillance de l'état de fonctionnement des machines et peuvent représenter une défense de première ligne contre les défaillances. Plusieurs indicateurs existent dans la littérature, le tableau (1.2) donne un aperçu sur les plus connus d'entre eux; leurs expressions mathématiques, ainsi que les avantages et les inconvénients de chacun.

A titre d'exemple nous proposons de calculer les indicateurs scalaires cités au tableau (1.2) des trois signaux de la figure (1.3), la figure (1.4) montre les résultats obtenus. Bien que le RMS augmente dans le cas d'un défaut, ses valeurs prises séparément ne peuvent être significatives d'un défaut de roulement. Sensible à l'énergie du signal, c'est plutôt son évolution dans le temps qui peut donner une information sur l'occurrence d'un défaut. Le skewness indique bien une dissymétrie notable pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure, alors que sa valeur pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure n'est pas significative. Le facteur de crête a très bien pu détecter le défaut sur la bague extérieure, sa valeur dépasse le seuil significatif égal à 6, alors que celle d'un défaut sur la bague intérieure est tout à fait normale. Quant au kurtosis, indiquant une valeur normale pour le cas sans défaut, il augmente considérablement pour les deux cas d'un défaut dépassant largement son seuil significatif égal à 3. Ceci confirme encore une fois que le kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux chocs.

Se baser sur la valeur d'un seul indicateur pour affirmer l'existence ou pas d'un défaut n'est pas souhaitable. Il est donc préférable en pratique d'associer plusieurs indicateurs (globaux et de forme) pour permettre un verdict fiable sur l'état de fonctionnement de la machine.

Indicateur	Expression mathématique	Avantages	Inconvénients
RMS: Mesure globale (Déplacement, vitesse, accélération)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t)]^2}$	<ul style="list-style-type: none"> - Facile et rapide - Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une éventuelle défaillance. 	<ul style="list-style-type: none"> - Difficulté de détermination des seuils. Sa valeur isolée ne peut être significative d'un défaut. - Sensible à l'énergie du signal et pas à sa forme.
Facteur de crête : Rapport entre la valeur crête du signal et sa valeur efficace (RMS).	$F_c = \frac{V_{crete}}{RMS}$	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible aux défauts de type choc. - Seuil de détection : généralement au-delà de 6. 	<ul style="list-style-type: none"> - Insensible dans le cas de petits défauts. - Décroit lorsque la gravité du défaut augmente. - Sensible au bruit (plus efficace sur des signaux filtrés).
Kurtosis : Rapport entre le moment statistique d'ordre 4 et le moment statistique d'ordre 2 au carrée.	$K_{ur} = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t) - \bar{S}]^4}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t) - \bar{S}]^2 \right]^2}$	<ul style="list-style-type: none"> - L'indicateur le plus sensible aux chocs (roulements, engrenages). - Seuil de détection : généralement au-delà de 3. - Détection précoce d'un défaut de choc. 	<ul style="list-style-type: none"> - Décroit lorsque la gravité du défaut augmente. - Sensible au bruit (plus efficace sur des signaux filtrés).
Skewness : Met en évidence le moment statistique d'ordre 3	$S_{ke} = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t) - \bar{S}]^3}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t) - \bar{S}]^2 \right]^{3/2}}$	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible à la forme du signal - La mesure de la dissymétrie de la distribution d'amplitudes du signal peut indiquer la présence d'un défaut 	<ul style="list-style-type: none"> - Difficulté de détermination des seuils. Sa valeur isolée ne peut être significative d'un défaut.

Tableau 1.2. Principaux indicateurs scalaires

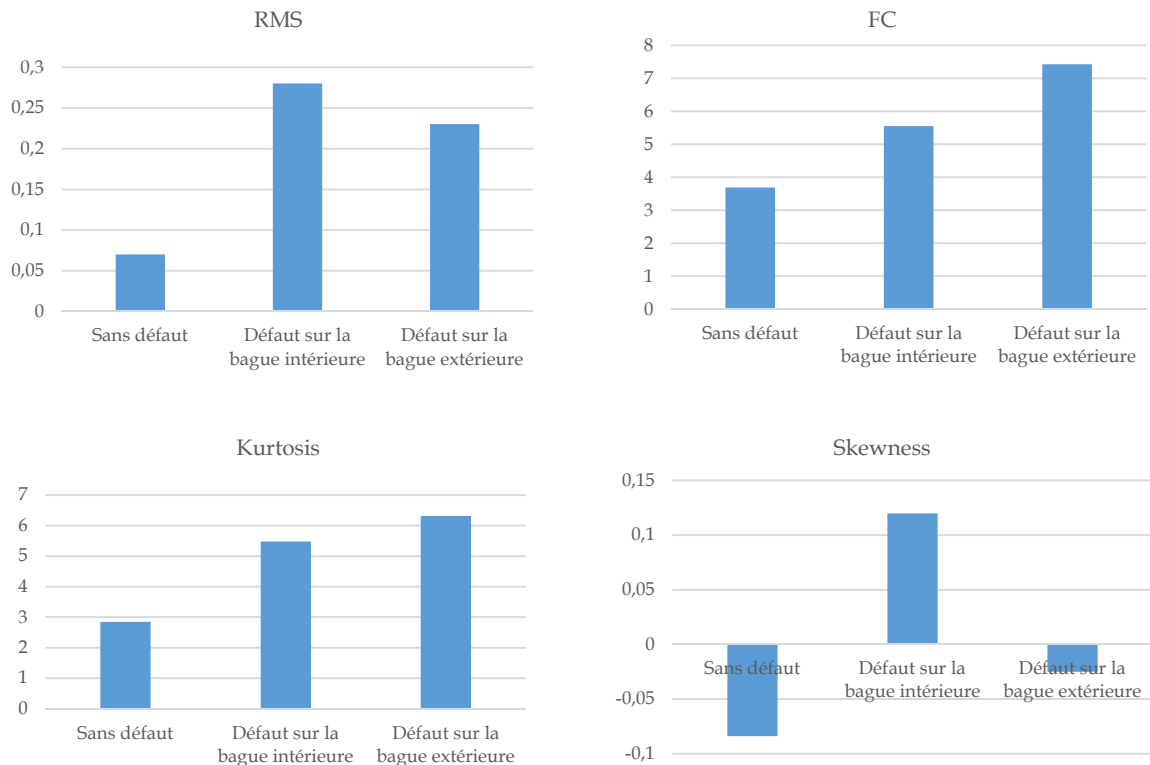


Fig. 1.4. Valeurs des indicateurs scalaires des signaux de la figure (1.3)

4.3. Analyse spectrale

Mettre en évidence les différentes fréquences contenues dans un signal est le but de l'analyse spectrale. En effet le signal vibratoire est très complexe, dans la signature vibratoire de la machine immergent toutes les composantes de ses organes. La transformée de Fourier est donc un moyen efficace pour décomposer le signal en une multitude de composants élémentaires. Le résultat est un spectre qui ne requiert qu'un temps de calcul minime avec la version discrète de la transformée de Fourier nommée FFT (Fast Fourier Transform). Aujourd'hui, la FFT est implémentée dans la majorité des systèmes de diagnostic des machines tournantes, elle est aussi le choix de référence des industriels comme outil d'analyse et de diagnostic. Mathématiquement, la transformée de Fourier d'un signal $s(t)$ est donnée par :

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.1)$$

Les composantes fréquentielles contenues dans le spectre peuvent avoir plusieurs origines; la fréquence de rotation de la machine et ses harmoniques, les fréquences de résonance, d'engrènement, ...etc. Le plus important c'est qu'elles peuvent correspondre à un éventuel défaut sur un ou plusieurs organes de la machine. Chaque défaut possède sa propre composante fréquentielle qui le distingue d'un autre et permet sa détection facilement sur le spectre. Ainsi les signatures fréquentielles des différents défauts qui peuvent se manifester sur une machine

tournante ont été définies. Interpréter un pic sur un spectre nécessite donc le maximum d'informations sur la cinématique ainsi que les différents organes constitutifs.

Pour un roulement, les quatre familles de défauts induisent des vibrations dont les fréquences sont fonction de la vitesse de rotation du roulement et de ses caractéristiques géométriques. Une présence d'un pic sur le spectre correspondant à l'une de ces fréquences ou de leurs harmoniques, est signe de la présence d'un défaut. Le tableau (1.2) illustre les expressions mathématiques des différentes fréquences d'apparition de ces défauts.

Fréquence du défaut	Expression
Fréquence du Défaut sur la Bague Extérieure	$FDBE = \frac{nN}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha)$
Fréquence du Défaut sur la Bague Intérieure	$FDBI = \frac{nN}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha)$
Fréquence du Défaut sur la Bille ou l'élément roulant	$FDB = \frac{DN}{d} (1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha)$
Fréquence du Défaut sur la Cage	$FDC = \frac{N}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha)$

Tableau 1.3. Fréquences d'apparition des défauts de roulements

N étant la vitesse de rotation en Hz , D le diamètre moyen du roulement en mm , n le nombre d'éléments roulants et d leur diamètre en mm , α représente enfin l'angle de contact en degré.

La figure (1.5) montre l'exemple d'un spectre d'un roulement défectueux. Sur le spectre apparaît, en plus des composantes fréquentielles du système (vitesse de rotation et ses harmoniques), un pic dont la fréquence correspond à celle d'un défaut sur la bague extérieure.

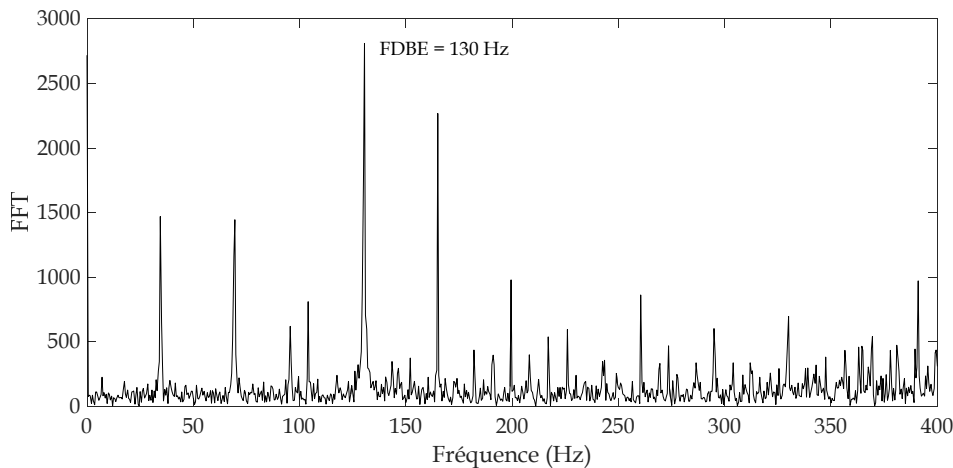


Fig. 1.5. Spectre d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure

4.4. Analyse cepstrale

Verlan du mot spectre, le cepstre fut pendant plusieurs années un outil très courant de l'analyse vibratoire de défauts spécifiques des machines tournantes, notamment ceux des engrenages, un peu moins ceux des roulements. Le cepstre est définie comme étant la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier :

$$C = TF^{-1}[\text{Ln } |X(f)|] \quad (1.2)$$

Alors que la transformée de Fourier permet de mettre en évidence les périodicités d'un signal temporel, le cepstre met en évidence les périodicités de sa transformée de Fourier. L'analyse cepstrale repose sur la recherche des familles de composantes périodiques qui peuvent se manifester dans le spectre sous forme de peignes de raies ou de bandes latérales de modulation autour d'une fréquence caractéristique, chose qui n'est pas toujours évidente par le spectre. La figure (1.6) montre l'exemple d'un cepstre d'un signal mesuré sur une transmission à engrenages. On peut constater clairement sur le cepstre l'existence d'une composante fondamentale correspondant à 0.041 s et l'une de ses rhamoniques (verlan d'harmoniques). Cette quéfrence (verlan de fréquence) correspond à 24 Hz, soit la fréquence de rotation d'une des roues de la transmission ce qui confirme qu'elle est défectueuse.

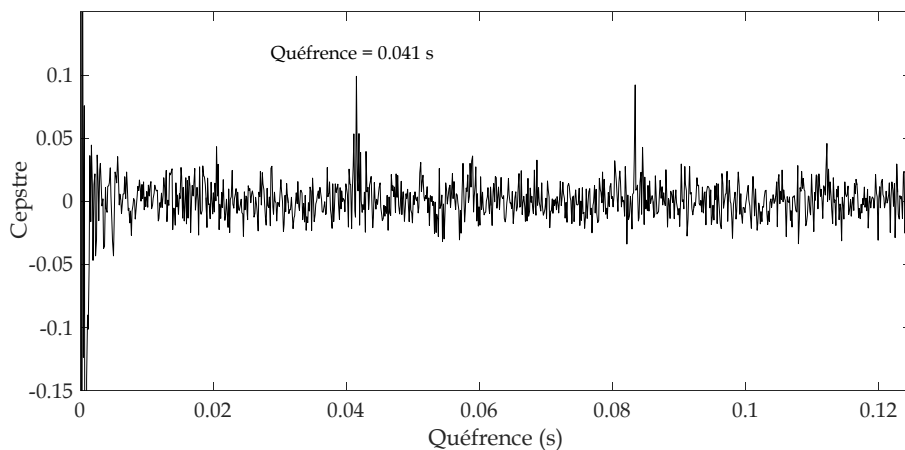


Fig. 1.6. Cepstre d'une transmission à engrenages avec un défaut sur l'une des roues

4.5. Analyse d'enveloppe

Cette technique est destinée aux défauts induisant un phénomène de modulation, notamment ceux de type choc. A cet effet, l'analyse d'enveloppe, dite aussi méthode de démodulation haute fréquence, est très adaptée pour les défauts de roulements. En effet lors de l'occurrence d'un défaut de roulement, la fréquence de résonance du système est modulée par la fréquence caractéristique du défaut. Pour extraire cette fréquence il faut avoir recours à un filtrage passe-bande du signal autour d'une des résonances significatives du système, procéder à la démodulation par la

transformée de Hilbert, calculer une enveloppe et enfin calculer un spectre d'enveloppe. Celui-ci peut alors être analysé comme n'importe quel spectre FFT classique. La figure (1.7) montre le spectre d'enveloppe issu de l'analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux. On voit bien l'existence de la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague intérieure et plusieurs de ses harmoniques.

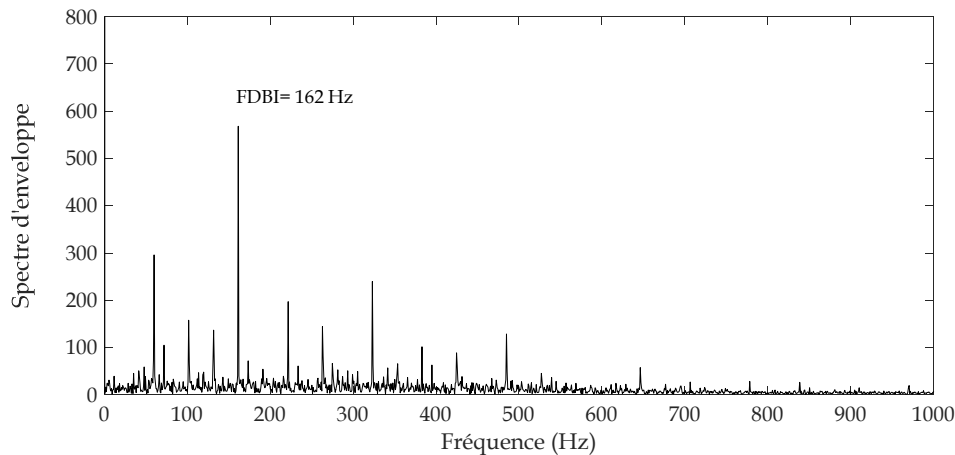


Fig. 1.7. Spectre d'enveloppe d'un roulement avec un défaut sur la bague intérieure

4.6. Méthodes temps-fréquence

Malgré une large application des méthodes précédentes dans le domaine de la détection des défauts de machines, les utilisateurs se sont rendu compte de la limite de la majorité d'entre elles, notamment pour les signaux non-stationnaires. Pour permettre une analyse plus fine du signal, et donc permettre une détection précoce des défauts, des méthodes temps-fréquence ont été introduites dans le domaine de l'analyse vibratoire. Dans ce qui suit nous allons développer deux d'entre elles, l'analyse en ondelettes et l'analyse EMD.

4.6.1. Analyse en ondelettes

Précédée par plusieurs analyses temps-fréquence, à l'image de la transformée de Fourier à court terme (STFT) ou la transformée de Wigner-Ville, l'analyse en ondelettes est sans doute le pilier de l'analyse temps-fréquence moderne des signaux vibratoires. Elle se distingue par l'utilisation de fonctions analysantes, appelées ondelettes, ayant la capacité de dilatation et de translation contrairement aux filtres ou aux fenêtres glissantes utilisées précédemment.

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

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.3)$$

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

En notant Ψ^* la conjuguée de Ψ , la transformée continue en ondelettes (Continuous Wavelet Transform ou CWT) d'un signal $s(t)$ est donnée par :

$$\text{CWT} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.4)$$

La forme la plus pratique de l'analyse en ondelettes utilisée dans le domaine de l'analyse vibratoire est celle discrète (DWT pour Discrete Wavelet Transform). La DWT est une discrétisation de la transformée en ondelettes continue (CWT). En remplaçant respectivement a et b par 2^m et $n2^m$, avec m et n des entiers, son expression devient :

$$\text{DWT}(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \Psi^*(2^{-m}t - n) dt \quad (1.5)$$

Une version pratique de cette transformée nommée Analyse Multi-Résolution en Ondelettes (AMRO) est introduite en 1989 par Mallat [7]. L'algorithme dit en cascade (Waterfall decomposition) de cette méthode consiste à décomposer le signal en le passant par deux filtres. L'un est un passe bas pour avoir les approximations correspondant aux basses fréquences et qui représentent donc l'allure générale du signal, et l'autre est un passe haut pour avoir les détails correspondant aux hautes fréquences. Nous obtenons donc les relations suivantes :

$$\begin{aligned} A_{k-1} &= A_k + D_k \\ s &= A_k + \sum_{i \leq k} D_i \end{aligned} \quad (1.6)$$

où i et k sont des entiers.

Chaque ondelette possède donc sa propre banque de filtres qui lui permet de procéder à l'analyse multirésolution. Désignant par F_{max} la fréquence maximale du signal mesuré, la bande de fréquence de chaque niveau i revient à $\left[0 - \frac{F_{max}}{2^i}\right]$ pour les approximations et $\left[\frac{F_{max}}{2^i} - \frac{F_{max}}{2^{i-1}}\right]$ pour les détails. La figure (1.8) représente un exemple de décomposition pour $n=3$.

L'approche la plus communément utilisée consiste à considérer l'un des détails par exemple, préalablement choisi, comme un signal filtré passe-bande et procéder à une analyse d'enveloppe classique. La figure (1.9) montre l'exemple de l'application de l'AMRO combinée à une analyse d'enveloppe sur un signal mesuré sur un roulement défectueux selon la démarche proposée par Djebala et al. [8]. On constate que le spectre d'enveloppe met en évidence la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague intérieure (162 Hz). Dans ce cas ce spectre d'enveloppe

est calculé à partir du détail 2 (D2) sélectionné comme détail optimal en se référant à la valeur de son kurtosis.

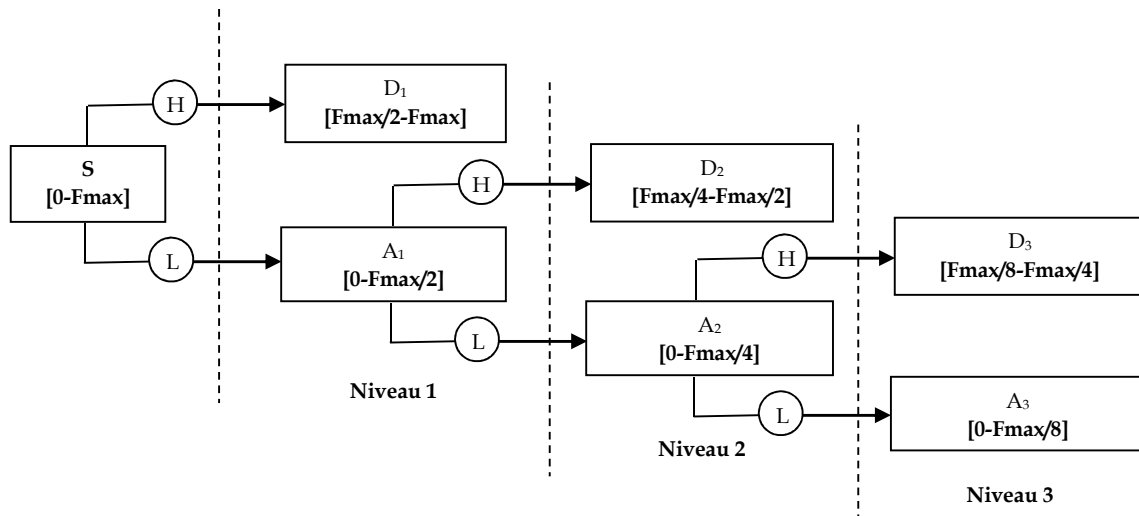


Fig. 1.8. Décomposition en cascade en trois niveaux

4.6.2. Analyse EMD (Empirical Mode Decomposition)

Venant combler les limites de l'analyse en ondelettes, l'EMD est introduite en 1998 par Huang [9]. Contrairement aux ondelettes, l'EMD ne nécessite pas de fonctions analysantes dont le choix constituait pendant plusieurs années la principale lacune de l'analyse en ondelettes. L'EMD consiste donc à décomposer le signal en une série de composantes oscillantes extraites directement de celui-ci d'une manière adaptative. Ces composantes (Intrinsic Mode Functions ou IMF) s'interprètent comme des formes d'ondes non stationnaires, modulées en amplitude et en fréquence. Comme pour l'analyse en ondelettes, une analyse d'enveloppe est généralement réalisée après la décomposition par EMD en choisissant une IMF optimale et en la considérant comme un signal filtré passe-bande.

L'EMD présentait depuis sa naissance un inconvénient majeur, nommé mode mixing, la raison pour laquelle plusieurs améliorations ont été proposées donnant naissance à de nombreuses méthodes d'analyse telles que l'EEMD, la CEEMDAN, la CEEMDAN améliorée, ...etc. Ces méthodes, objet de notre travail, seront développées d'une manière explicite dans le chapitre 2.

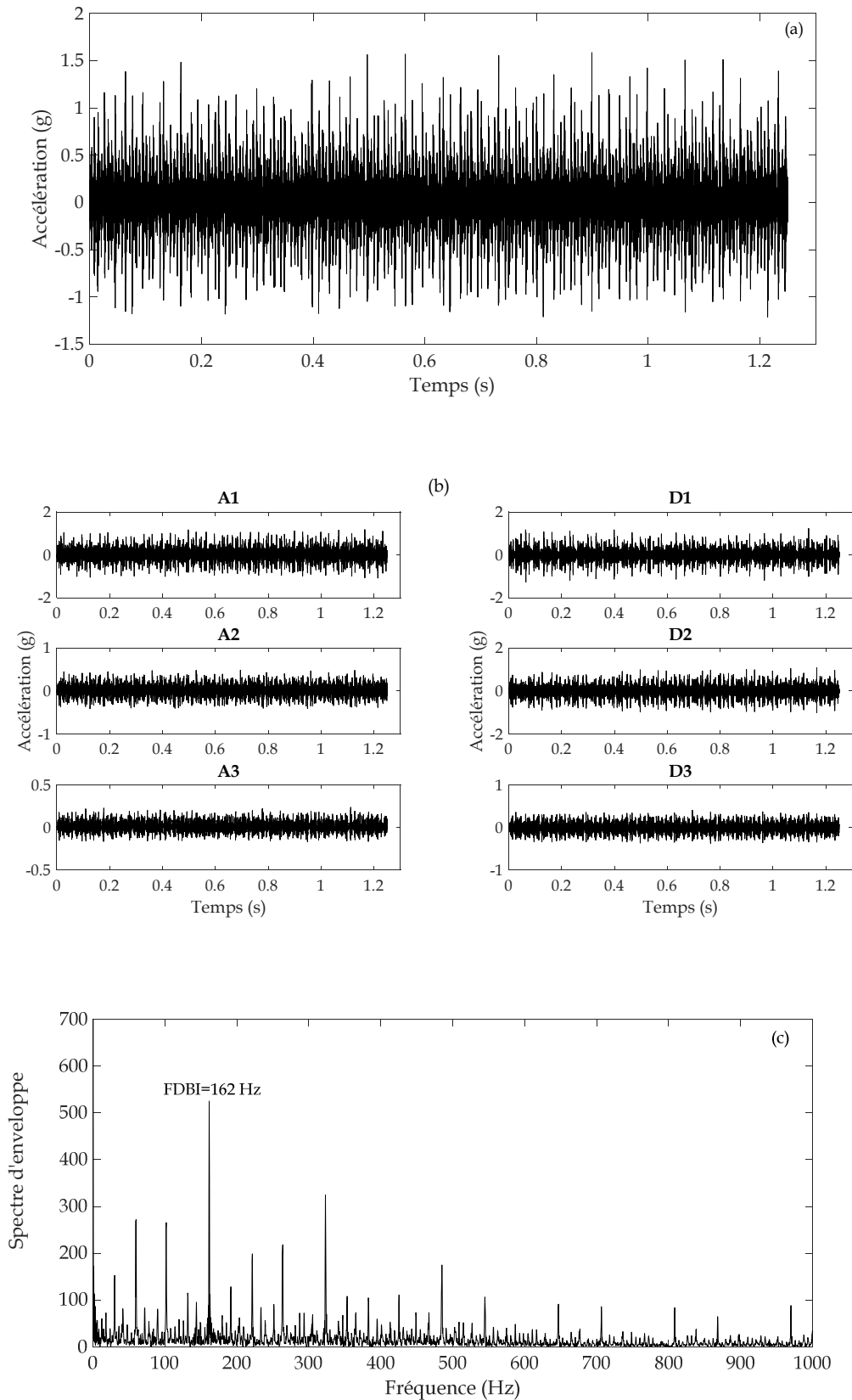


Fig. 1.9. AMRO d'un signal selon la méthode proposée par Djebala et al. [8] : (a) Signal mesuré, (b) Différents détails et approximations issus de la décomposition de ce signal par l'AMRO en trois niveaux, (c) Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du détail 2 (D2)

5. Synthèse bibliographique

5.1. Les ondelettes pour la détection des défauts de roulements

Nous avons choisi de commencer notre synthèse bibliographique par les ondelettes et leurs applications dans la détection des défauts des machines en général et ceux des roulements en particulier, car l'analyse en ondelettes représente le pilier des méthodes modernes de traitement des signaux vibratoires. Précédé par plusieurs travaux sur les ondelettes entamés par des mathématiciens et des physiciens, à l'image de Morlet, Meyer, Grossmann et autres, le travail de la mathématicienne Ingrid Daubechies fut le premier qui a ouvert les portes à de larges applications des ondelettes dans le domaine du traitement de signal, statistiques, analyse numérique et autres [10,11]. La famille d'ondelettes qui porte son nom sous l'abréviation «db» est la plus utilisée dans l'analyse en ondelettes des signaux vibratoires.

En sa version continue (Continuous Wavelet Transform ou CWT), les premières applications de l'analyse en ondelettes dans le domaine de la détection des défauts de machines tournantes remontent au début des années 90. L'article de Wang et McFadden publié en 1993 [12] est la première application de la version continue de la transformée en ondelettes pour la détection des défauts d'engrenages. Les deux auteurs ont publié en 1996 un autre article dans lequel ils ont développé l'application des distributions temps-fréquence et temps-échelle pour la détection des défauts d'engrenages dans la boîte à vitesse d'un hélicoptère [13].

Les années 2000 représentent le début d'une vraie révolution dans l'application de l'analyse en ondelettes continue pour la détection des défauts dans les machines tournantes. Les premières applications pour la détection des défauts de roulements ont été publiées. Les plus notables sont les travaux de Peter [14], Jing [15], Sun et Yang [16], Nikolaou et Antoniadis [17]. Plusieurs autres applications sur les engrenages succédant les travaux de Wang et McFadden ont également été publiées par Zheng et al. [18], Dalpiaz et al. [19].

La CWT a été comparée favorable dans plusieurs travaux à d'autres méthodes de traitement. Dans l'article de Rubini et Maneghetti [20], elle a été comparée à la méthode d'enveloppe basée sur la démodulation par la transformée de Hilbert pour la détection des défauts de roulements. Dans l'article de Boltezar et al. [21] elle a été comparée à la transformée de Fourier à court terme (STFT), faisant une distinction claire entre un défaut de roulement, un balourd et une fragmentation de matière dans un moteur électrique. Dans l'article de Yang et al. [22] elle a encore une fois prouvé sa supériorité face à trois autres méthodes d'analyse pour la détection des défauts de roulements dans un moteur à induction.

La représentation temps-fréquence ou temps-échelle obtenue à partir de la transformée en ondelettes continue est souvent difficile à interpréter et nécessite des compétences spéciales. Pour cette raison, la version discrète, notamment après la parution de la version multirésolution (Analyse Multi-Résolution en Ondelettes ou AMRO) par Mallat en 1989 [7], fut la grande

révolution pour les chercheurs dans le domaine de la détection des défauts de machines par l'analyse en ondelettes. Les premières applications de l'AMRO sur les roulements sont celles de Li et Ma [23] et Liang et al. [24] qui l'ont appliqué pour la détection d'un défaut de bague extérieure et de cage mais sans toutefois une argumentation claire.

Comme pour la version continue, à partir des années 2000 l'utilisation de l'AMRO s'est accentuée ouvrant les portes à des applications plus spécifiques. Nous pouvons citer les travaux de Loutridis [25], Sung et al. [26], Meltzera et Dien [27] sur les engrenages, et de Brabhakar et al. [28], Nikolaou et Antoniadis [29] sur les roulements. Une autre application intéressante entamée par Chinmaya et Mohanty [30] montre l'avantage de l'analyse multirésolution en ondelettes de la signature du courant électrique plutôt que celle vibratoire pour la détection des défauts d'engrenages.

Les premiers travaux de Djebala et al. [31-33] ont porté sur l'optimisation de l'AMRO pour la détection des défauts de roulements. Plusieurs paramètres ont été optimisés, comme le type d'ondelettes, le niveau optimal de la décomposition ou encore le nombre de niveaux. L'influence de plusieurs autres paramètres entrant directement dans la mesure du signal, comme la fréquence d'échantillonnage et la vitesse de rotation, a également été étudiée. Notons que les auteurs de ces articles ont proposé pour la première fois le kurtosis en tant que critère d'optimisation, de choix et dévaluation. Cette approche a été appliquée avec succès sur les engrenages dans [34].

Le nombre important de travaux réalisés sur la transformée en ondelettes et ses applications dans le domaine de la détection des défauts de machines tournantes a motivé la publication de plusieurs articles review regroupant les plus notables d'entre eux. Nous pouvons inviter le lecteur à consulter l'article de Yan et al. [35] daté de 2014, ou plus récemment celui de Abouelanouar et al. [36] publié en 2018.

5.2. L'EMD, l'EEMD, la CEEMDAN et la CEEMDAN améliorée

Même si la transformée en ondelettes a permis l'analyse temps-fréquence des signaux vibratoires, elle n'est pas proprement adaptée pour l'analyse des signaux transitoires ou non-stationnaires, car elle n'exploite pas ou peu les caractéristiques intrinsèques du signal. Malgré la multitude de familles d'ondelettes, le choix de l'ondelette analysante reste un travail délicat, car le résultat de l'analyse dépend fortement de ce choix.

Pour pallier cet inconvénient, une nouvelle méthode a vu le jour en 1998 grâce aux travaux de Huang [9], ingénieur à la NASA à l'époque. Appelée Décomposition Modale Empirique ou Empirical Mode Decomposition (EMD) en anglais, c'est une vraie révolution dans le domaine du traitement des signaux transitoires ou non-stationnaires. Contrairement à l'analyse en ondelettes, l'EMD est réputée adaptative, elle ne requiert aucune fonction analysante extérieure, le signal est décomposé par lui-même en une somme de composantes oscillantes appelées Intrinsic Mode

Functions ou (IMF). La décomposition est assurée par un processus appelé Tamassage ou Sifting Process en anglais. Pour un aperçu didactique plus détaillé sur les fondements mathématiques de l'EMD avec exemples d'application, nous invitons le lecteur à consulter les références [10,11].

Les premières applications de l'EMD dans le domaine de la détection des défauts de machines tournantes, notamment les roulements, datent du début des années 2000. Dans l'article de Yu et al. [37], l'EMD est utilisée pour la détection d'un défaut sur la bague extérieure et intérieure d'un roulement. L'EMD fut appliquée non pas pour décomposer le signal mais plutôt son enveloppe. Des spectres d'enveloppe sont alors calculés à partir des différentes IMFs obtenues par l'EMD pour mettre en évidence la fréquence caractéristique du défaut. L'EMD a été également utilisée dans un autre article pour alimenter un réseau de neurones artificiels pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements [38]. L'entropie de l'énergie des différentes IMFs est utilisée comme paramètre essentiel, car l'occurrence d'un défaut de roulement provoque un changement dans l'énergie des signaux vibratoires.

D'autres applications utilisant l'EMD pour les roulements ont succédé aux travaux cités, à l'image de Du et Yang [39] et de Gao et al. [40]. Notons que durant la même période, des travaux portant sur l'application de l'EMD pour la détection des défauts d'engrenages ont été publiés. Nous pouvons citer l'article de Liu et al. [41] combinant l'EMD et le spectre d'Hilbert, celui de Junsheng et al. [42] utilisant la séparation fréquentielle basée sur l'EMD et le spectre local d'énergie d'Hilbert, ou enfin l'article de Parey et al. [43] utilisant l'EMD et des indicateurs statistiques (kurtosis et facteur de crête) obtenus à partir des IMFs.

Durant la deuxième décennie des années 2000, les travaux utilisant l'EMD ont porté sur deux volets principaux : optimiser l'EMD elle-même ou la jumeler à d'autres méthodes pour concevoir des méthodes hybrides. A ce propos une application intéressante a été réalisée par Dybala et Zimros [44] utilisant la méthode d'assemblage des IMFs. L'approche proposée dans cet article est basée sur l'hypothèse que les IMFs peuvent être divisées en trois classes : IMFs du bruit, IMFs du signal, IMFs de la tendance. Pour identifier chaque IMF ainsi que la classe à laquelle elle appartient, les auteurs ont utilisé le Coefficient de Corrélation de Pearson (PCC). Dans l'article de Kedadouche et al. [45], l'EMD est utilisée pour traiter un signal d'émission acoustique mesuré sur un roulement avec un petit défaut. Des indicateurs scalaires comme le RMS, le facteur de crête et le kurtosis sont calculés pour chaque IMF et les résultats obtenus sont comparés avec les mêmes indicateurs extraits à partir du signal d'origine. Dans ce même travail deux nouveaux indicateurs scalaires sont introduits ; le Thikat et le Talaf. Afin de permettre un choix rationnel d'une IMF optimale à partir de laquelle le défaut peut être extrait, Pan et Tsao [46] ont proposée l'utilisation des spectres des IMFs. En considérant les IMFs comme des signaux filtrés à bande étroite, la bande fréquentielle de la résonance significative du système est logiquement contenue dans l'une des IMFs. Une analyse d'enveloppe autour de cette résonance est donc effectuée pour extraire la fréquence caractéristique du défaut. Des méthodes de débruitage issues de l'EMD ont également été proposées en s'inspirant

des méthodes précédentes basées sur le seuillage par ondelettes. Une version améliorée a été proposée par Abdelkader et al. [47] pour le débruitage des signaux de roulements défectueux.

Afin de concevoir des méthodes hybrides permettant une analyse plus fine des signaux vibratoires issus des machines tournantes, l'EMD est jumelée dans plusieurs travaux à d'autres méthodes d'analyse. Dans l'article de Bin et al. [48], elle a été jumelée avec la décomposition par paquet d'ondelettes (WPT). La WPT permet la décomposition du signal en un certain nombre de signaux à bande étroite, l'EMD est ensuite appliquée pour extraire l'IMF optimale. Un réseau de neurones a également été utilisé pour automatiser la détection des défauts de roulements. Djebala et al. [49] ont combiné l'EMD avec l'analyse multirésolution en ondelettes pour la détection des défauts de roulements. Tout d'abord le signal mesuré est décomposé par l'EMD en plusieurs IMFs. Le kurtosis est ensuite utilisé comme critère de sélection de l'IMF optimale. Une AMRO optimisée est ensuite appliquée sur l'énergie de l'enveloppe de cette IMF pour aboutir enfin à un signal reconstruit. Un spectre d'enveloppe réalisé sur ce signal reconstruit mettra enfin en évidence la fréquence caractéristique du défaut. Cette méthode hybride a été comparée très favorable à l'AMRO optimisée ou l'EMD seules. Une autre application combinant l'EMD et la méthode de classification SVM (Support Vector Machine) pour la détection des défauts de roulements a été proposée par Liu et al. [50]. Des indicateurs spécifiques servant de paramètres d'entrée pour le classificateur SVM sont issus des spectres d'enveloppe des IMFs contenant des informations dominantes sur le défaut. Un travail combinant l'EMD et le débruitage par ondelettes a également été proposé par Ahn et al. [51]. Dans cet article l'EMD est appliquée sur des signaux préalablement débruités par l'algorithme de seuillage de la transformée par ondelettes.

A travers plusieurs applications dans la littérature, les utilisateurs de l'EMD se sont rendu compte d'un sérieux problème. Lors de la décomposition d'un signal en un certain nombre de composantes élémentaires (IMFs), des signaux avec des fréquences différentes (une fréquence élevée, une fréquence moyenne et une basse fréquence) peuvent apparaître dans une seule IMF. En plus, des composantes similaires peuvent se trouver séparées sur plusieurs IMFs. Nommé «Mode mixing» ou «Mixing problem» par les chercheurs, ce problème peut sérieusement fausser l'interprétation des résultats obtenus notamment dans le domaine de la détection des défauts des machines tournantes. La solution à ce problème fut proposée en 2009 par l'équipe de Huang, père fondateur de l'EMD, sous le nom de EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) dans l'article de Wu et Huang [52]. Inspirée de l'analyse de données assistée par bruit (Noise-Assisted Data Analysis), l'EEMD consiste à lancer un ensemble d'EMD en utilisant l'algorithme originale, puis calculer la moyenne des résultats obtenues. Dans ce cas, la précision des résultats obtenus dépend du nombre choisi des ensembles : plus d'ensembles promet plus de précision, mais aussi plus de temps de calcul, ce qui peut être considéré comme inconvenient.

Sans tarder, les premières applications de l'EEMD dans la détection des défauts de machines ont commencé à être publiées. Dans l'article de Guo et al. [53], le kurtosis spectrale est utilisé

conjointement avec l'EEMD pour la détection des défauts de roulements. L'idée est de calculer le kurtosis spectrale et vérifier pour chaque bande de fréquence les valeurs anormalement élevées qui peuvent signifier la présence d'un défaut. Les valeurs maximales du kurtosis spectrale fournissent les informations sur la fréquence centrale optimale et la largeur de la bande d'un filtre passe-bande qui peut extraire les informations masquées par le bruit de fond. Le signal filtré contient toujours du bruit, c'est pourquoi les auteurs ont fait appel à la méthode EEMD pour décomposer le signal filtré à des IMFs. Dans l'article de Zhang et Zhou [54], l'EEMD est utilisée pour la détection des défauts multiples de roulements. Une classification par un SVM (Support Vector Machine) optimisé a été proposée. Des modifications ont été apportées pour aboutir à des versions améliorées de l'EEMD comme celle proposée par Jiang et al. [55] pour la détection des défauts multiples de roulements. Une comparaison intéressante entre l'EMD et l'EEMD pour la détection des défauts de roulements dans différentes configurations est proposée par Djebala et al. [56]. En utilisant le kurtosis comme critère d'évaluation, l'EEMD s'est montrée très supérieure à l'EMD en fonction de plusieurs paramètres, comme le type du défaut, sa gravité, la charge appliquée sur le roulement, ...etc. Enfin, nous conseillons le lecteur à consulter l'article review de Lei et al. [57] qui regroupe les principaux articles utilisant l'EMD et l'EEMD pour la détection des défauts de machines tournantes.

Le bruit blanc ajouté pour contourner le mode mixing constitue désormais un nouveau problème pour l'EEMD. En effet, une quantité de bruit n'est pas complètement éliminée des IMFs même avec le processus de moyennage. Pour cette raison, une version optimisée de l'EEMD a été présentée par Torres et al. [58] en 2011. Il s'agit d'une décomposition empirique qui donne presque les mêmes résultats avec moins de nombre d'itérations en ajoutant au début de chaque itération un bruit blanc particulier et en calculant un résidu unique pour obtenir chaque mode. La nouvelle technique nommée « Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise » ou CEEMDAN fut appliquée dans cet article pour l'analyse d'un signal ECG.

A l'image des versions précédentes, la CEEMDAN fut également appliquée dans plusieurs articles pour la détection des défauts de machines tournantes. Dans la majorité de ces articles, les mêmes méthodologies utilisées pour l'EMD et l'EEMD sont reprises. Dans l'article de Lei et al. [59], les auteurs ont utilisé la CEEMDAN et le spectre FFT des IMFs pour mettre en évidence la fréquence caractéristique du défaut. An et al. [60] ont combiné la CEEMDAN et la méthode MFE (Multi-Scale Fuzzy Entropy), alors que dans l'article de Jing et al. [61] elle est combinée avec le Teager Energy Operator. Deux applications intéressantes combinant la CEEMDAN et l'analyse en ondelettes ont été proposées. Bouhalais et al. [62] l'ont combiné avec une AMRO optimisée pour la détection des défauts de roulements en régime variable. Wand et Shao [63] ont plutôt utilisé l'analyse continue en ondelettes et la méthode d'enveloppe pour la détection des défauts de roulements et d'engrenages. Une comparaison intéressante entre l'EMD, l'EEMD et la CEEMDAN pour la détection des défauts de roulements est proposée dans l'article de Mohanty et al. [64],

aboutissant à la supériorité de la CEEMDAN face à ses versions précédentes. Une autre application réalisée par Kebabsa et al. [65] montre la possibilité d'appliquer la CEEMDAN pour la détection des défauts de machines dans le milieu industriel.

Une amélioration de la CEEMDAN est proposée par sa même équipe fondatrice par Colominas et al. [66] en 2014. Appliquée avec succès sur un signal ECG, la nouvelle version appelée « Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise » ou ICEEMDAN, permet une analyse plus fine. La ICEEMDAN permet moins de résidu du bruit blanc et plus de sens physique des IMFs. L'amélioration mathématique principale de cette méthode consiste en une IMF du bruit blanc décomposé par l'EMD à chaque niveau, un résidu unique sera obtenu. L'IMF finale est calculée comme étant la différence entre l'actuel résidu et sa moyenne locale. Cette nouvelle version est encore dans ses premières applications pour la détection des défauts dans les machines tournantes. Ceci explique le nombre restreint d'articles par rapport aux versions précédentes. Nous pouvons tout de même citer quelques-uns, à l'image de Ding et al. [67], Zhang et al. [68], Huang et al. [69].

5.3. Le régime variable, quoi de neuf ?

La plupart des méthodes de détection des défauts de machines tournantes, notamment celles citées précédemment, ont été établies pour l'analyse des signaux mesurés dans un régime de fonctionnement stationnaire. Elles perdent toute leur efficacité en cas d'un régime variable, ce qui a incité les chercheurs à œuvrer pour remédier à ce problème. Deux solutions étaient possibles ; soit d'adapter les anciennes méthodes pour les rendre applicables dans le régime variable, soit de concevoir de nouvelles méthodes.

Un exemple d'adaptation des indicateurs scalaires pour le régime variable a été proposé par Ait Seghir et al. [70]. Dans ce travail les auteurs ont utilisé le RMS comme indicateur de l'état des roulements tournant à vitesse variable. Un signal vibratoire est mesuré simultanément avec le signal d'un codeur optique monté sur l'arbre tournant. Le signal vibratoire est ensuite divisé par les valeurs instantanées de la vitesse de rotation essayant d'obtenir un signal normalisé. Les auteurs ont constaté que la valeur du RMS du nouveau signal est corrélée avec l'état du roulement. Cette approche a été reprise avec succès par Merzoug et al. [71] pour la détection des défauts d'engrenages dans le cas d'un régime de fonctionnement variable.

Des travaux essayant d'adapter d'autres méthodes classiques au régime variable ont également été réalisés. Dans l'article de Bourghesani et al. [72] l'isolation d'un défaut de roulement est assurée par la combinaison de l'analyse cepstrale, le moyennage synchrone, et enfin l'analyse d'ordre pour éliminer les effets de la variation de la vitesse de rotation. Dans l'article de Mishra et al. [73] c'est plutôt l'analyse en ondelettes qui est combinée à l'analyse d'ordre et au moyennage synchrone.

Notons que dans ces deux articles le résultat final est un spectre d'enveloppe d'ordre. Par conséquent, il met en évidence l'ordre du défaut plutôt que sa fréquence caractéristique.

Des méthodes plus avancées ont été testées pour le régime variable. Citons par exemple l'article de Wu et al. [74] où une analyse temps-fréquence basée sur l'EMD et la fréquence instantanée est proposée, ou encore dans l'article de Yang et al. [75] où l'LMD et l'analyse d'ordre ont été utilisées. Dans un autre travail réalisé par Chaabi et al. [76], c'est l'EEMD et l'analyse d'ordre qui sont utilisées conjointement pour la détection des défauts de roulements en régime variable. Appliquée sur un signal simulé et sur un autre mesuré, cette méthode s'est montrée très efficace pour mettre en évidence l'ordre du défaut. Un travail plus récent a été réalisé par Bouhalais et al. [62] en utilisant la CEEMDAN, une AMRO optimisée et l'analyse d'ordre. Dans ce travail une AMRO optimisée est appliquée sur une IMF préalablement sélectionnée à partir de la décomposition du signal par la CEEMDAN. L'analyse d'ordre est ensuite appliquée sur l'enveloppe du signal reconstruit pour aboutir à un spectre d'enveloppe d'ordre. Cette approche a permis de mettre en évidence l'ordre d'un défaut sur la bague extérieure et sur la bague intérieure avec une bonne résolution.

5.4. Vers une automatisation de la détection des défauts de machines tournantes

La multitude des images vibratoires des défauts rencontrés sur les machines tournantes a rendu la fonction de diagnostic difficile, dépassant de loin les capacités intellectuelles du maintenicien, d'où l'intégration de l'intelligence artificielle dans le domaine du diagnostic vibratoire. La nécessité d'automatiser cette fonction par l'intégration de systèmes experts est devenue l'une des priorités de la maintenance. Le problème avec ces systèmes, dits experts ou automatiques, c'est qu'ils dépendent étroitement de l'utilisateur ou du programmeur. Le résultat obtenu dépend donc directement du choix des entrées choisies comme attributs. Le point crucial reste donc le choix optimal d'attributs pertinents permettant une détection automatique efficace en fonction du(des) type(s) de défaut(s) rencontrés.

Deux grandes classes de méthodes existent ; celles basées sur un apprentissage supervisé et celles basées sur un apprentissage non-supervisé. Dans les méthodes basées sur l'apprentissage supervisé le résultat final est déjà connu, le système est guidé par l'utilisateur durant la phase d'apprentissage et les différentes classes sont connues d'avance. En diagnostic vibratoire, l'utilisateur va apprendre le système à reconnaître chaque type de défaut à partir d'un certain nombre d'attributs. Plusieurs signaux seront donc utilisés dans cette phase à titre d'entraînement. Une fois le résultat de la phase d'entraînement est satisfaisant, le système sera théoriquement capable de reconnaître n'importe quel type de défaut à partir des attributs dont il connaît d'avance la variation, et peut donc le mettre dans sa classe correspondante. Le point faible de ces méthodes c'est la nécessité d'un grand nombre de données d'entrée pour l'entraînement et pour le test. En

plus, et ceci dans un contexte plus pratique, le système peut conduire à un faux classement et donc à un faux diagnostic dans le cas où il rencontre un type de défaut pour lequel il n'a pas été entraîné pour le reconnaître.

Pour les méthodes à apprentissage non-supervisé, le résultat attendu n'est pas connu a priori. Le système tend à grouper les données, plutôt que de les classer, sur la base de leur similitude. Cette méthode ne requiert pas beaucoup de signaux comme c'est le cas pour les méthodes supervisées. En plus, le système n'étant pas influencé par l'utilisateur, est capable de grouper plusieurs types de défauts qu'il ne connaît pas a priori. Le plus difficile dans cette approche est le choix d'attributs pertinents permettant la tâche de groupement sans erreur possible.

Parmi les méthodes supervisées, la classification par les réseaux de neurones (ANN pour Artificial Neural Networks) est peut-être l'approche qui a été la plus utilisée dans la littérature. Les ANN tendent à permettre une expression logique entre les entrées et les sorties en imitant la structure des neurones humaines. Ils ont été largement utilisés pour la reconnaissance des formes, control automatique et pour ce qui nous intéresse le diagnostic des défauts. Plusieurs types d'ANN ont été utilisés conjointement avec des méthodes avancées de traitement de signal. Plusieurs applications ont été réalisées pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements comme dans Bin et al. [77] combinant la transformée par paquet d'ondelettes, l'EMD, dans Paya et al. [78] utilisant les ondelettes seules, ou dans Yu et al. [38] utilisant l'EMD.

A travers plusieurs utilisations des ANN dans le domaine du diagnostic vibratoire, plusieurs limites ont été répertoriées. Premièrement la phase d'entraînement requiert beaucoup de temps et beaucoup de signaux (ou d'attributs) avant d'arriver à une certaine satisfaction. En plus, la vitesse de convergence est très lente, et enfin les ANN se sont montrées inappropriés pour être utilisés sur de petits échantillons.

L'une des alternatives les plus utilisées pour les ANN est sans doute les SVM (Support Vector Machine). Cette approche a été initialement introduite par Cortes et Vapnik en 1995 montrant un grand avantage de son utilisation sur un nombre restreint de données. La SVM est une méthode de classification qui a été très utilisée dans la littérature dans le diagnostic vibratoire. Nous pouvons citer les travaux de Zhang et Zhou [54], Sugumaran et Ramachandran [79], Saimurugan et al. [80]. Une autre méthode d'automatisation, moins utilisée que les deux précédentes, a elle aussi été utilisée pour l'automatisation du diagnostic ; il s'agit de l'arbre de décision. C'est une représentation sous forme arborescente pour des fins de classification, détection et de décision. Bien évidemment cette approche nécessite elle aussi un certain nombre d'attributs conduisant l'arbre à différencier entre les types de défauts et conduire au bon diagnostic, Tahi [81], Boumahdi et al. [82].

Pour les méthodes non-supervisées, le groupement par l'algorithme SOM (Self Organizing Maps) est sans doute la technique la plus utilisée. Appartenant aux ANN, elle est nommée aussi

cartes de Kohonen du nom du statisticien Finlandais ayant développé cette approche en 1982. Cette méthode est utilisée notamment pour le groupement, la visualisation, et l'exploration dans l'analyse des données. Comme il s'agit d'une approche non-supervisée, la SOM permet le groupement des données sans connaissance préalable des classes de sortie. L'algorithme est basé sur la mesure de la similitude entre les échantillons par le calcul de la distance Euclidienne. Les échantillons jugés similaires sont donc classés ensemble. Récemment cette approche a été utilisée par Fadda et Moussaoui [83] pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements conjointement avec la PCA (Principal Component Analysis). La représentation du facteur de classification en fonction de l'entropie relative a permis de mettre en évidence quatre groupes correspondant aux quatre types de défauts considérés (sans défaut, défaut BE, défaut BI et défaut de bille).

Allia et al. [84] ont également utilisé la SOM pour le diagnostic des défauts de roulement en comparant ses performances à la perception sonore. Pour ce qui de la SOM, les résultats ont été très encourageants dans le sens où cette méthode a permis le groupement de 50 signaux vibratoires mesurés sur une période de 50 jours. En utilisant le kurtosis comme seul attribut, quatre groupes ont été obtenus faisant une distinction claire entre le cas sans défaut, petit défaut, défaut sévère et défaut en stade final (détérioration complète du roulement).

Enfin nous pouvons citer une étude intéressante faite par Vakharia et al. [85] dans laquelle les auteurs entament une comparaison entre les méthodes supervisées et non-supervisées pour la détection des défauts de roulements. Les performances de la SVM et de la SOM ont alors été étudiées en utilisant trois attributs ; le facteur de forme, le facteur de crête et l'entropie de permutation.

6. Pose du problème et objectifs de la thèse

L'analyse vibratoire est désormais la technique privilégiée pour la surveillance de l'état de fonctionnement des machines tournantes et le diagnostic des différents défauts pouvant se manifester. Dans ce contexte, l'efficacité d'une telle politique de maintenance dépend fortement du choix des méthodes mises en œuvre. Malgré le développement des méthodes d'analyse de signaux vibratoires, l'objectif «zéro panne» n'est pas encore atteint.

Les exigences industrielles des dernières années ont incité les chercheurs à concevoir des méthodes de surveillance et de détection des défauts de machines tournantes fonctionnant en régime variable. Cette tâche s'est avérée difficile du fait que la plupart des méthodes d'analyse ont été conçues pour un fonctionnement en régime stable. Investi depuis peu d'années, cet axe de recherche est d'actualité et ne cesse d'évoluer de jour en jour, et nous pensons que nous n'avons pas encore tous vu dans ce domaine.

En pratique, la multitude d'images vibratoires des défauts de machines tournantes peut créer une confusion chez le maintenicien et rendre la détection plus difficile. La nécessité d'automatiser la tâche de détection est un domaine investi depuis plusieurs années, et les méthodes proposées dans ce contexte sont multiples. Cependant, dans des conditions de fonctionnement variables, la nécessité de concevoir un système automatique de détection oblige l'intégration d'outils adaptés au régime variable. Ceci explique, à notre avis, que très peu de travaux ont été entamés dans ce domaine.

Le travail proposé dans cette thèse porte donc sur deux volets distincts mais complémentaires :

1. Développer des outils de surveillance et de diagnostic des défauts de roulements dans un régime de fonctionnement variable basés sur des méthodes avancées d'analyse des signaux ;
2. Concevoir un système automatisant la détection des différents défauts de roulements en régime variable.

7. Conclusion du chapitre

Ce chapitre rappelle les principes de base de la maintenance conditionnelle, notamment celle par analyse vibratoire. A ce propos, les principaux outils de traitement de signal utilisés pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes ont été présentés avec exemples explicatifs. Le chapitre comprend également une synthèse bibliographique détaillée portant essentiellement sur les méthodes utilisées ultérieurement dans cette thèse.

A travers une revue bibliographique des travaux antérieurs, il apparaît clairement que l'application des méthodes avancées de traitement de signal, à l'image de la CEEMDAN améliorée, pour la détection des défauts de roulements n'est qu'à ses débuts. Les travaux traitant l'application de cette méthode, et d'autres, dans le régime de fonctionnement variable sont encore plus rares. Ceci explique, à notre avis, le manque atroce de références portant sur l'automatisation de la détection des défauts en régime variable, alors que beaucoup de travaux ont été réalisés dans ce contexte en régime stationnaire.

Pour combler ce vide, notre contribution principale à travers cette thèse vise à développer des outils de surveillance et de diagnostic des défauts de roulements en régime variable par application de méthodes avancées. Ce but une fois atteint, notre deuxième objectif est d'utiliser ces outils pour concevoir un système automatique de classification et de détection des défauts de roulements fonctionnant en régime variable.

Fondements mathématiques

EMD, EEMD, CEEMDAN, CEEMDAN améliorée et régime variable

1. Introduction

Bien que la transformée de Fourier (FFT) soit le standard de la décomposition des signaux depuis plusieurs décennies, elle s'est montrée inappropriée pour l'analyse des signaux non-stationnaires. Lors de la transformation au domaine fréquentiel par l'FFT l'information du temps est perdue, on est ainsi incapable de définir quand un événement prend place. La nécessité d'avoir une vue locale du signal plutôt que celle globale obtenue à partir de l'FFT a incité les chercheurs à développer des méthodes temps-fréquence. L'application de l'approche temps-fréquence s'est amplifiée notamment après l'introduction de l'analyse en ondelettes. Cette dernière est relativement récente sachant que les premières méthodes temps-fréquence remontent au début du 20^{ème} siècle. De nouvelles approches ont succédé à l'analyse en ondelettes, jugée limitée dans plusieurs applications, à l'image de l'EMD (Empirical Mode Decomposition), l'EEMD (Ensemble EMD), la CEEMDAN (Complete EEMD with Adaptive Noise) et sa version améliorée la ICEEMDAN (Improved CEEMDAN). Appliquées pour la détection des défauts, notamment ceux des roulements dans le régime stationnaire, leur application dans le régime variable n'est encore qu'à ses débuts.

L'objectif de ce chapitre est de présenter l'approche mathématique de l'EMD et des méthodes qui en découlent, notamment sa dernière amélioration nommée Improved CEEMDAN. Plusieurs exemples théoriques seront discutés pour faciliter la compréhension de chaque méthode. Les fondements théoriques du régime variable seront également discutés. L'analyse d'ordre, présentée en tant qu'outil efficace pour l'analyse des signaux dans le régime variable, sera présentée ainsi que ses bases mathématiques.

2. Vers une décomposition modale empirique : Empirical Mode Decomposition (EMD)

Bien que des méthodes telles que la transformée de Fourier à court terme, la distribution de Wigner-Ville ou l'analyse en ondelettes aient permis des avancées dans l'analyse temps-fréquence des signaux dans différents domaines, aucune de ces méthodes n'est adaptée pour traiter correctement des signaux non-stationnaires et non-linéaires dont on ne connaît pas a priori les caractéristiques. L'EMD (Empirical Mode Decomposition) a été spécialement introduite pour combler cette lacune. Elle a été proposée par Huang et al. [9], ingénieur à la NASA, en 1998 pour analyser les fluctuations de températures dans un océan. Se présentant comme méthode adaptative, l'EMD peut décomposer tout signal en une somme de composantes oscillantes élémentaires ayant une moyenne nulle, modulées en amplitude et en fréquence nommées IMFs (Intrinsic Mode Function). La décomposition est assurée par un processus appelé processus de tamisage ou sifting process en anglais entièrement piloté par les données intrinsèques au signal (Data driven approach) sans l'intervention d'aucune fonction analysante extérieure au signal comme c'est le cas des anciennes méthodes temps-fréquence.

L'EMD postule que tout signal réel $s(t)$ se décompose en une moyenne locale $m(t)$ et une composante fortement oscillante $h_1(t)$. On a ainsi :

$$s(t) = h_1(t) + m(t) \quad (2.1)$$

On peut ensuite extraire le mode oscillant $h_2(t)$ de $m(t)$ et itérer le procédé jusqu'à n'obtenir qu'un résidu non oscillant, $r(t)$. La décomposition totale s'écrit alors :

$$s(t) = \sum h_i(t) + r(t) \quad (2.2)$$

2.1. Quelques définitions

2.1.1. L'enveloppe moyenne : Elle est définie par la demi-somme des enveloppes supérieure et inférieure du signal, obtenues respectivement par interpolation des maxima et des minima. Il existe différentes méthodes d'interpolation pour les enveloppes. La plus utilisée est l'interpolation par spline cubique.

2.1.2. IMF (Intrinsic Mode Function) : est une fonction oscillante de moyenne nulle, c'est-à-dire une fonction :

- Dont le nombre d'extrema et le nombre de passages par zéro diffèrent d'au plus un.
- Dont la moyenne locale, au sens de la définition précédente, est nulle en tout point.

2.1.3. Sifting Process (SP) : est la procédure qui consiste à soustraire à un signal sa moyenne locale, plusieurs fois de suite jusqu'à obtenir une moyenne (quasi) nulle.

2.2. Sifting process

Le Sifting process ou le processus de tamissage est la démarche d'extraire d'une manière itérative les IMFs d'un signal donné. Ces IMFs peuvent être vues comme des détails du signal original, de variation rapide. Lorsqu'une IMF est extraite du signal, le signal résiduel est privé des variations les plus rapides, qui ont été capturées par la fonction mode intrinsèque. On constate ainsi expérimentalement une diminution du nombre d'extrema et donc l'arrêt de l'algorithme. En particulier, le dernier résidu est une fonction monotone, qui traduit la tendance générale du signal [10,11].

2.2.1. Algorithme de L'EMD

L'algorithme de L'EMD comprend les étapes suivantes [57] (figure 2.1) :

1. Identifier tous les extrema (maxima et minima) du signal $x(t)$;
2. Calculer l'enveloppe supérieure et inférieure par interpolation par spline cubique des extrema identifiés à l'étape (1) ;
3. Calculer la fonction moyenne de l'enveloppe supérieure et inférieure $m(t)$;
4. Calculer le signal de différence $d(t) = x(t) - m(t)$;
5. Si $d(t)$ possède une moyenne nulle, alors l'itération s'arrête et $d(t)$ est l' IMF_1 , nommée $C_1(t)$, sinon, passez à l'étape (1) et remplacez $x(t)$ par $d(t)$;
6. Calculer le signal du résidu $r(t) = x(t) - C_1(t)$;
7. Répétez les étapes (1) à (6) pour obtenir l' IMF_2 , appelée $C_2(t)$. Pour obtenir $C_n(t)$, continuez les étapes (1) à (6) après n itérations. Le processus est arrêté lorsque le signal résiduel final $r(t)$ est obtenu sous la forme d'une fonction monotone.

A la fin de la procédure, nous aurons un résidu $r(t)$ et une collection de n IMF, nommées de $C_1(t)$ à $C_n(t)$.

2.2.2. Critère d'arrêt du sifting process

Savoir quand arrêter la décomposition est un point crucial dans le sifting process. En effet, si l'on itère trop, des fréquences trop basses vont être capturées dans les premières IMFs, tandis que si l'on n'itère pas assez, les fréquences hautes vont se propager dans toutes les IMFs. La décomposition manquerait alors d'intérêt [10,11]. L'objectif est d'avoir un écart presque nul entre l'énergie de deux itérations successives. En pratique cette différence n'est pas prise complètement

égale à zéro pour ne pas tomber dans une sur-décomposition. Selon [10,11], le critère d'arrêt, SD , doit être compris dans l'intervalle 0.2 et 0.3.

Dans la littérature, le critère le plus retenu est celui de Cauchy en norme L^2 qui s'exprime de la façon suivante (avec T_e le nombre d'échantillons du signal) :

$$0.2 < SD(i) = \sum_{t=0}^{T_e} \left(\frac{d_{i-1}(t) - d_i(t)}{d_{i-1}(t)} \right)^2 < 0.3 \quad (2.3)$$

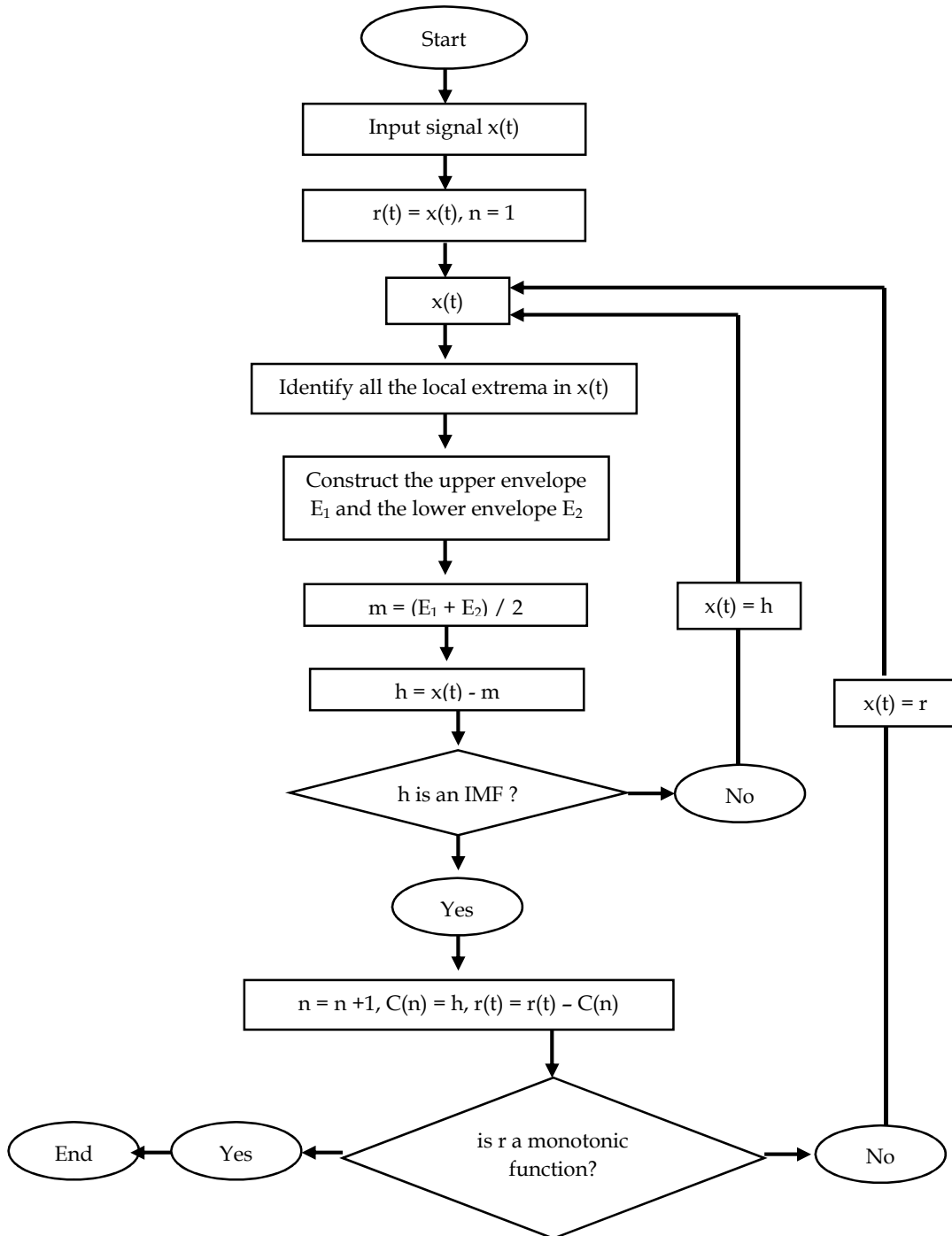


Fig. 2.1. Organigramme détaillé du sifting process de l'EMD

2.2.3. Exemple d'application

L'exemple suivant montre la capacité de l'EMD à décomposer complètement un signal en une multitude de signaux élémentaires appelés IMFs. Pour cela nous considérons un signal somme de trois sinusoïdes égales à 30 Hz, 12 Hz et 5 Hz comme indiqué sur la figure (2.2). Ces sinusoïdes peuvent correspondre respectivement à une haute, moyenne et basse fréquence. La figure (2.3) montre que l'EMD a parfaitement décomposé le signal somme en trois IMFs contenant chacune une des fréquences simulées. Bien évidemment l'IMF1 correspond à la plus haute fréquence (30 Hz), l'IMF2 à la moyenne fréquence (12 Hz), et enfin l'IMF3 correspond à la plus basse des trois fréquences (5 Hz). On remarque également la grande similitude entre l'IMF (en bleu) et la sinusoïde simulée (en rouge).

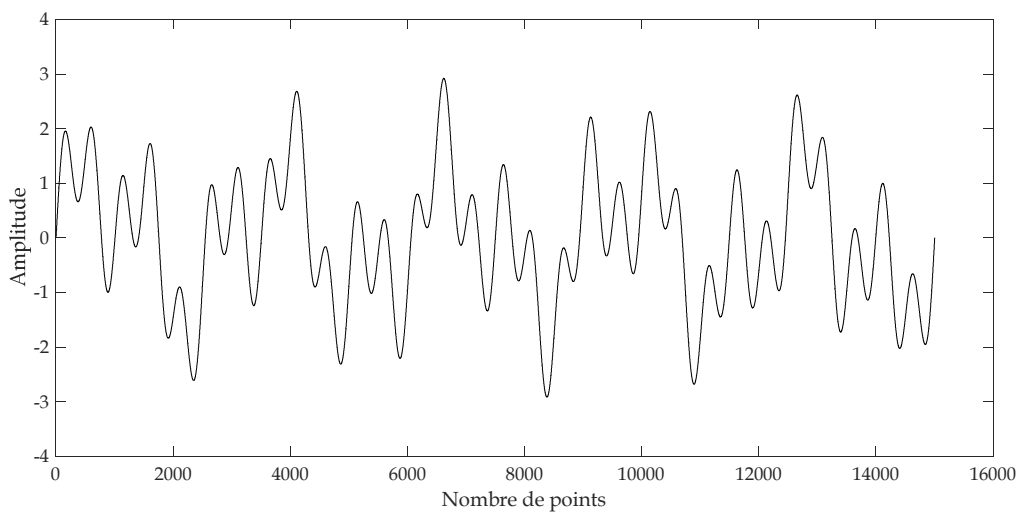


Fig. 2.2. Signal somme de trois sinusoïdes

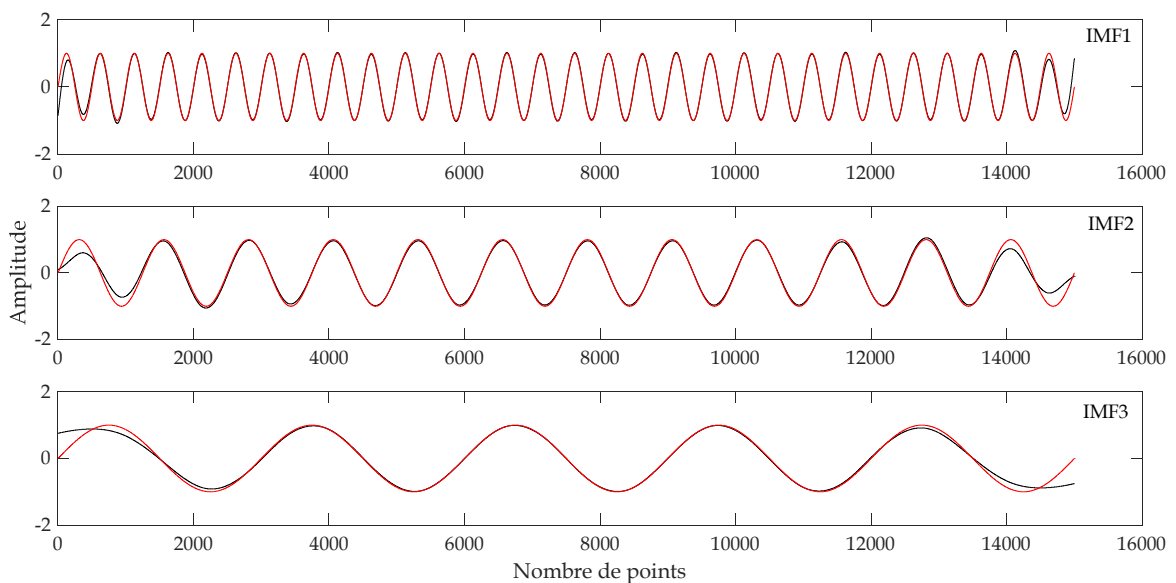


Fig. 2.3. Décomposition par l'EMD du signal somme (en bleu l'IMF, en rouge la sinusoïde)

2.3. Caractéristiques de l'EMD et comparaison avec les ondelettes

2.3.1. Adaptativité

Les échelles des IMFs sont déterminées par les échelles présentes dans le signal et non par une grille prédéterminée comme dans le cas des transformées en ondelettes discrètes. La notion d'échelle dans l'EMD est associée à l'espacement entre les extrema. Cette notion diffère fortement de la notion d'échelle dans le cadre de la transformée en ondelettes, par exemple, où l'échelle est définie de manière relative par comparaison avec une forme d'onde donnée, à savoir l'ondelette.

2.3.2. Localité

L'échelle d'une IMF n'est pas définie de manière globale mais de manière locale, le caractère local étant relatif à l'espacement entre les extrema.

2.3.3. Critère d'arrêt

Dans les ondelettes le nombre maximal de décompositions est fixé à l'avance par l'utilisateur, bien que théoriquement la décomposition soit infinie. Au contraire, dans l'EMD on ne connaît pas à l'avance le nombre de composantes du signal, ceci est à la fois un inconvénient et un avantage.

2.4. Inconvénients de l'EMD

2.4.1. Mixing mode

C'est l'inconvénient majeur de l'EMD, ce problème se rencontre notamment quand le signal est constitué de plusieurs composantes dont certaines sont non-stationnaires, c'est-à-dire présentes seulement dans une partie du signal. Par conséquent un mixage de modes apparaît sous forme d'un mélange de composantes de fréquences différentes dans le même mode, ou d'un partage d'une seule composante sur plusieurs modes. En pratique, notamment dans le domaine de la détection des défauts, le mode mixing peut priver les IMFs de leur signification physique conduisant ainsi à un faux diagnostic. La figure (2.4) montre un exemple typique du mode mixing. On considère le signal composé de trois fréquences, l'une égale à 50 Hz s'étalant sur toute la période du signal, les deux autres (100 Hz et 30 Hz) sont présentes seulement dans une partie du signal. La figure (2.5) montre bien que dans le cas de ce signal non-stationnaire typique, l'EMD n'a pu le décomposer complètement. Les deux fréquences les plus hautes (100 Hz et 50 Hz) se retrouvent ensemble dans l'IMF1, alors que l'IMF2 contient les fréquences 50 Hz et 30 Hz, le mode mixing est bel et bien présent.

2.4.2. Effets de bord

L'EMD est très sensible aux effets de bord, ceci est dû essentiellement à la méthode d'interpolation utilisée qui est généralement la spline cubique. Beaucoup de chercheurs se sont penchés sur la proposition de solutions à ce problème et améliorer la décomposition par l'EMD, mais il n'existe pas une méthode précise pour complètement éliminer les effets de bord. La figure (2.6) montre un léger effet de bord dans les IMFs de l'exemple de la figure (2.3).

2.4.3. Absence d'expressions analytiques

Du fait qu'elle est une décomposition empirique et contrairement aux autres méthodes, notamment les ondelettes, l'EMD n'a pas vraiment des fondements mathématiques claires.

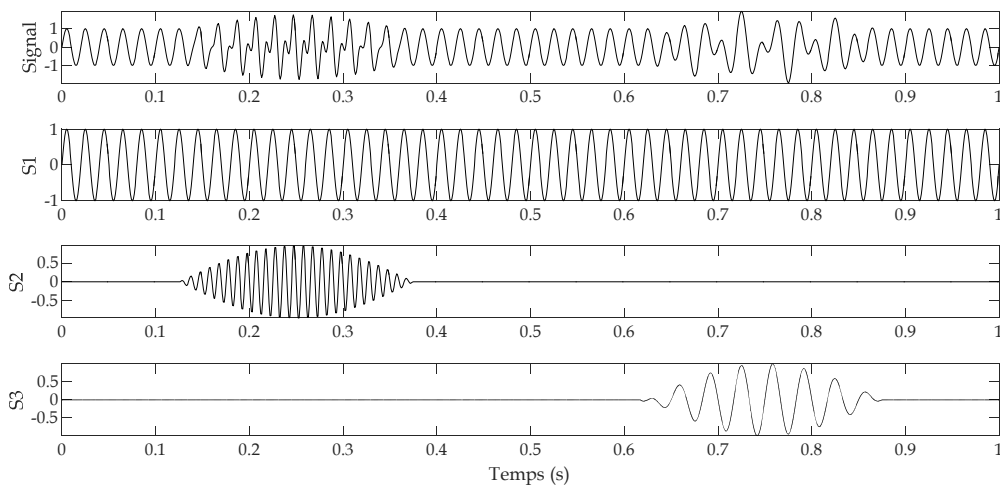


Fig. 2.4. Signal non-stationnaire et ses composantes [86]

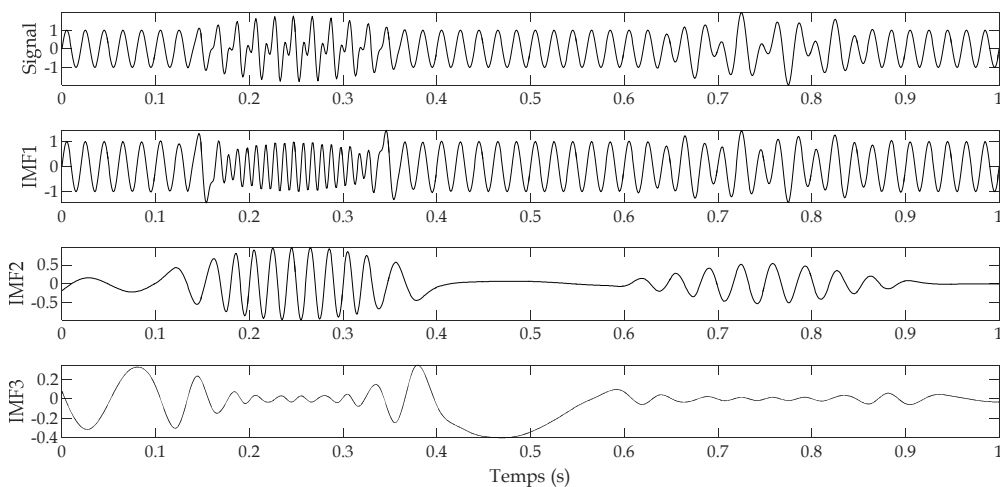


Fig. 2.5. Résultat obtenu par l'analyse du signal précédent par l'EMD [86]

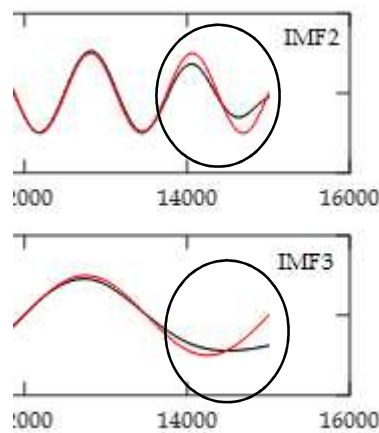


Fig. 2.6. Léger effet de bord à la fin de deux IMFs de la figure (2.3)

3. Ensemble Empirical Mode Decomposition : La fin du mode mixing

3.1. Principe

La méthode EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) a été introduite en 2009 par l'équipe du Professeur Huang le père fondateur de l'EMD, Wu et al. [52]. Inspirée des méthodes d'analyse assistées par bruit (NADA : Noise Assisted Data Analysis), elle fut spécialement proposée pour résoudre le problème du mode mixing de l'EMD.

L'EEMD consiste à calculer un ensemble de décompositions en utilisant l'algorithme original de l'EMD et en ajoutant avant chaque essai un bruit blanc au signal traité, l'IMF finale sera la moyenne des IMFs obtenues à partir de l'ensemble correspondant. L'ajout du bruit ne va pas altérer les résultats finaux, parce qu'une fois le bruit ajouté accomplisse sa fonction, il sera automatiquement annulé après le calcul de la moyenne des IMFs, de fait que le bruit blanc Gaussien a une moyenne égale à zéro. C'est-à-dire pour un signal $x(t)$:

- On génère N réalisations $n_i(t)$ de bruit blanc Gaussien de variance σ^2
- On calcule N jeux d'IMFs à partir des N signaux $x(t) + n_i(t)$
- Les IMFs finales sont alors les moyennes d'ensemble des IMFs précédentes :

$$\text{IMF}_k = \frac{1}{N} \sum_i^N \text{IMF}_i \quad (2.4)$$

- On répète la même procédure pour obtenir les autres IMFs.

En effet, le bruit introduit crée de nombreux extrema, ce qui force la séparation. Par ailleurs en prenant un grand nombre de réalisations, on espère que le mélange de mode s'annulera, la décomposition sans mélange étant la plus probable [11]. L'amplitude du bruit blanc Gaussien ε est

pilotée par le taux d'erreur ε_n au final sur la reconstruction du signal $x(t)$ par sommation des IMFs et par le nombre N de moyennes effectuées par la relation [11] :

$$\varepsilon_n = \frac{\varepsilon}{\sqrt{N_e}} \quad (2.5)$$

3.2. Algorithme de l'EEMD

1. Ajoutez une série de bruit blanc $n(t)$ au signal $x(t)$ afin d'aboutir à un signal bruité :

$$x_b(t) = x(t) + n(t) \quad (2.6)$$

2. Décomposer le signal bruité $x_b(t)$ par l'algorithme classique de l'EMD défini précédemment ;

3. Répétez les étapes (1) et (2) jusqu'au dernier ensemble, en ajoutant à chaque fois différentes séries de bruit blanc de même puissance. On obtient N jeux d'IMFs à partir des N signaux ;

4. Les IMFs finales sont alors les moyennes d'ensemble des IMFs précédents :

$$\text{IMF}_k = \frac{1}{N} \sum_i^N \text{IMF}_i \quad (2.7)$$

5. On répète la même procédure pour obtenir les autres IMFs.

La figure (2.7) montre l'organigramme de la méthode EEMD.

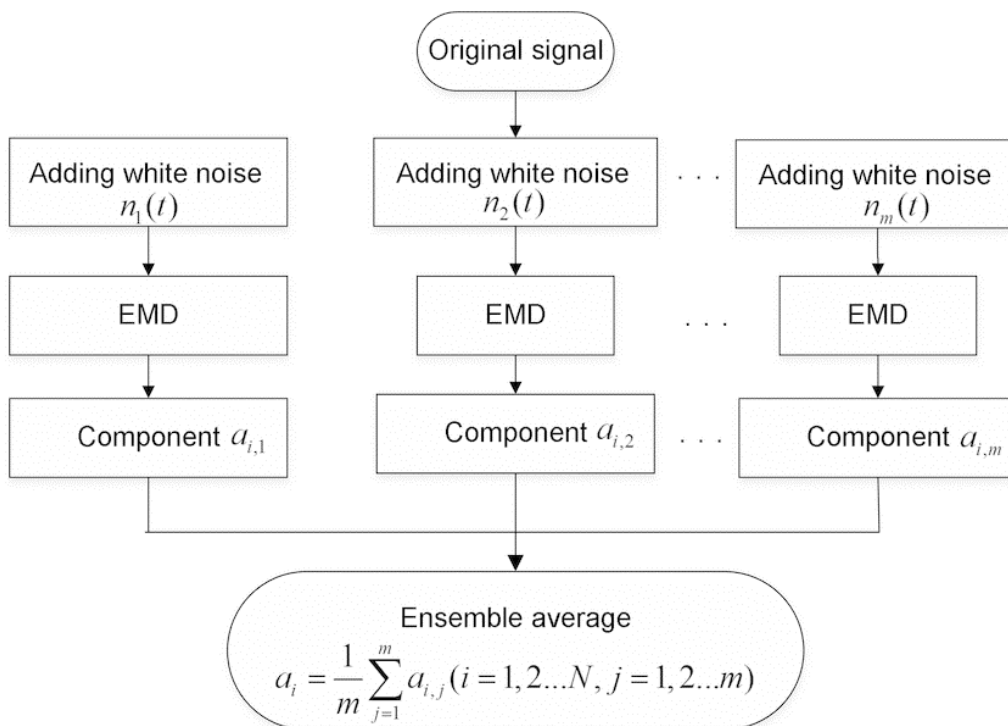


Fig. 2.7. Organigramme de l'EEMD

3.3. Exemple d'application

Pour montrer les capacités de l'EEMD à se débarrasser du mode mixing nous reprenons le même exemple traité dans la figure (2.4). Rappelons que pour ce signal, l'EMD n'a pas pu le décomposer à cause de son caractère non-stationnaire d'où l'apparition du mode mixing dans les IMFs 1 et 2. La figure (2.8) montre les résultats de la décomposition du même signal par l'EEMD. On constate aisément que le mixing mode a été enlevé du fait que les trois fréquences du signal se retrouvent séparées chacune dans une IMF. L'IMF1 contient la plus haute fréquence (100 Hz), l'IMF2 contient la moyenne fréquence (50 Hz), et enfin l'IMF3 contient la plus basse des trois (30 Hz).

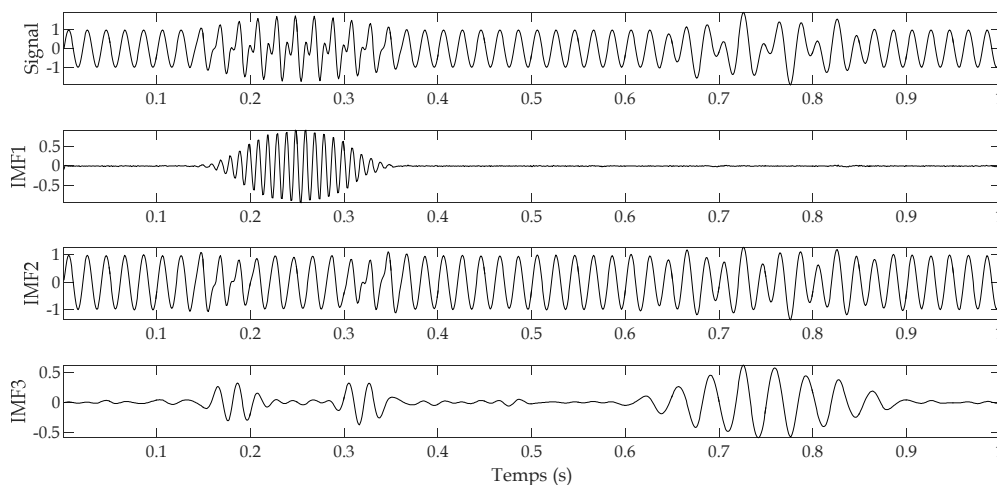


Fig. 2.8. Résultat obtenu par l'EEMD [86]

3.4. Limites de l'EEMD

Théoriquement, le bruit blanc ajouté est complètement éliminé par une décomposition utilisant un nombre d'essais très élevé (infini) qui pose un problème dans la méthode EEMD. Ainsi, cette méthode possède deux inconvénients :

- Difficulté d'éliminer complètement le bruit
- Grand temps de calcul (plus on a d'ensemble plus le temps de calcul augmente)

4. Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN) : Vers une décomposition plus complète

La CEEMDAN est une amélioration notable de l'EEMD qui a contribué à réduire considérablement le nombre d'itérations et par suite le temps de calcul. En plus elle permet une décomposition plus complète que celle obtenue par l'EEMD. La CEEMDAN a été introduite pour la première fois en 2011 par Torres et al. [58] où elle a été appliquée pour analyser un signal ECG.

Elle a été ensuite reprise par plusieurs chercheurs pour être appliquée dans le domaine de l'analyse des signaux vibratoires. L'idée maîtresse de l'EEMD consiste en l'addition d'un bruit particulier pendant chaque opération de décomposition et un résidu unique est calculé pour obtenir chaque mode.

4.1. Algorithme de la CEEMDAN

Pour un signal $x(t)$, la CEEMDAN utilise le même algorithme de l'EEMD pour calculer la première $\overline{\text{IMF}}_1$, un résidu unique est ensuite calculé comme suit [58]:

$$r_1 = x(t) - \overline{\text{IMF}}_1(t) \quad (2.8)$$

On définit un opérateur $E_j(\cdot)$ qui produit le $j^{\text{ème}}$ mode obtenu par la décomposition EMD, $n_i(t)$ le bruit blanc Gaussien et ε_i le SNR (Signal to Noise Ratio):

- Décomposer N réalisations de $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t))$ jusqu'à l'obtention du premier mode, ensuite calculer le deuxième mode :

$$\overline{\text{IMF}}_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t))) \quad (2.9)$$

- Pour $k = 2 \dots K$, calculer le $K^{\text{ème}}$ résidu :

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - \overline{\text{IMF}}_k(t) \quad (2.10)$$

- Pour $k = 2 \dots K$, le $(K + 1)^{\text{ème}}$ mode sera égale à :

$$\overline{\text{IMF}}_{k+1}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_k(t) + \varepsilon_k E_k(n^i(t))) \quad (2.11)$$

- Calculer le résidu comme précédent.

Les 3 dernières étapes sont répétées jusqu'à ce que le résidu obtenu n'est plus faisable à être décomposé et satisfera :

$$r(t) = x(t) - \sum_{k=1}^K \overline{\text{IMF}}_k(t) \quad (2.12)$$

Avec K le nombre total des modes. Le signal original $x(t)$ peut être décrit à la fin de décomposition comme:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \overline{\text{IMF}}_k(t) + r(t) \quad (2.13)$$

4.2. Exemple d'application

Sur le même signal traité par l'EMD et l'EEMD, nous proposons d'appliquer la CEEMDAN. La figure (2.9) montre le résultat obtenu. On remarque que la CEEMDAN a permis d'avoir une IMF3 plus précise et plus représentative de la plus basse fréquence du signal (30 Hz). Notons que dans

l'IMF3 obtenue par l'EEMD, des perturbations étaient visibles. En plus la figure (2.10) montre que le nombre d'itérations pour le calcul des trois premières IMFs par la CEEMDAN est nettement inférieur à celui de l'EEMD. Pour un même nombre d'ensemble, le temps de calcul a été considérablement réduit.

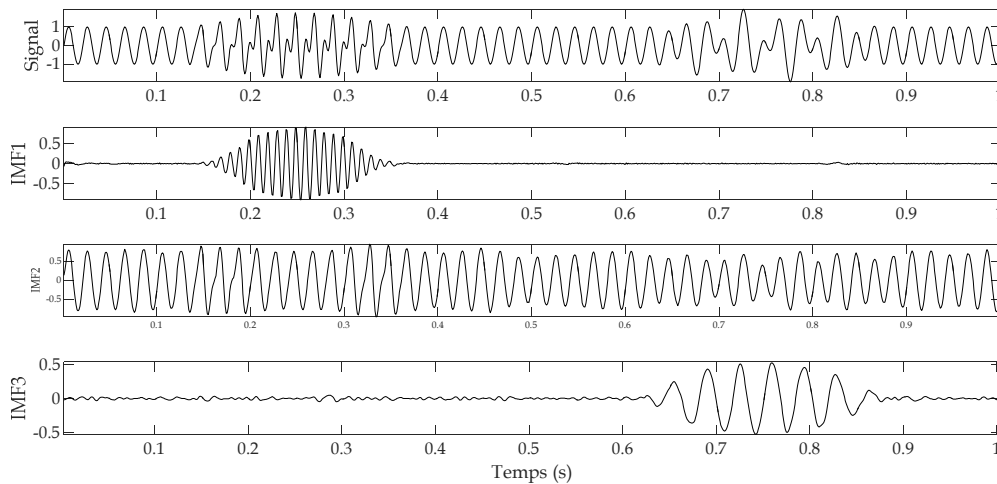


Fig. 2.9. Résultat obtenu par la CEEMDAN [86]

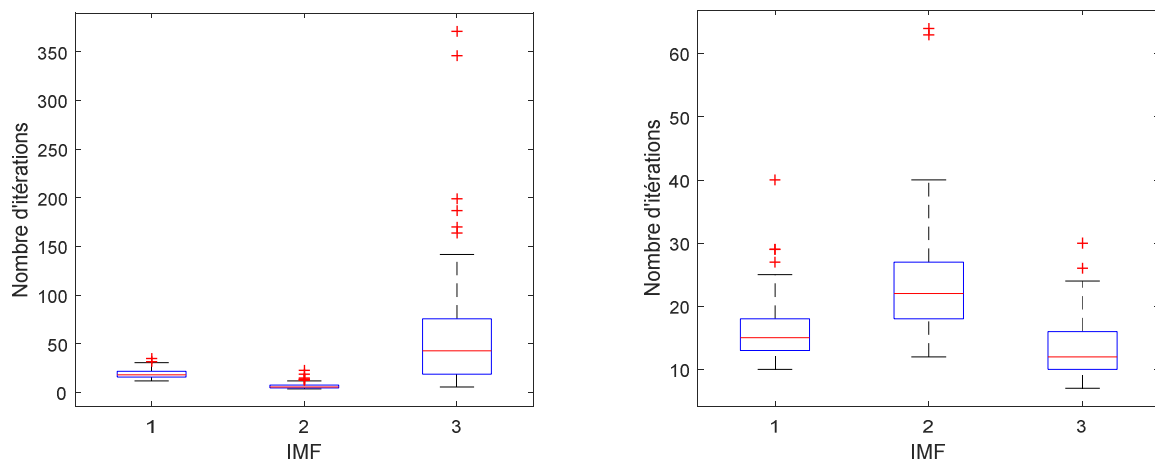


Fig. 2.10. Comparaison entre le nombre d'itérations de l'EEMD (gauche) et de la CEEMDAN (droite)

5. La CEEMDAN améliorée : Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (ICEEMDAN)

Cette version améliorée de la CEEMDAN, nommée ICEEMDAN, a été introduite en 2014 par la même équipe qui a mis au point la version originale. Appliquée par Colominas et al. [66] sur un signal ECG, elle s'est montrée très adaptée pour la décomposition empirique des signaux transitoires. Dans le même travail, les auteurs ont conclu que les IMFs obtenues à partir de la

ICEEMDAN contiennent moins de bruit et moins d'effet de bord par rapport à celles obtenues par la CEEMDAN.

5.1. Formulation mathématique

L'amélioration mathématique principale de la ICEEMDAN est le fait d'ajouter une IMF du bruit préalablement décomposé par l'EMD classique, un seul résidu est donc obtenu. L'IMF réelle est calculée comme étant la différence entre le résidu et sa moyenne locale. L'algorithme de cette méthode peut alors être résumé par [66]:

1. Calculer la moyenne locale de N réalisations en utilisant l'algorithme de l'EMD: $x^i(t) = x(t) + \varepsilon_0 E_1(w^i(t))$, et obtenir le premier résidu: $r_1(t) = (M(x^i(t)))$, où $M(\cdot)$ est l'opérateur qui produit les moyennes locales du signal et w^i une réalisation d'un bruit blanc

2. Calculer la première IMF par :

$$\overline{\text{IMF}}_1(t) = x(t) - r_1(t) \quad (2.14)$$

3. Estimer le second résidu en tant que la moyenne locale des réalisations : $r_1(t) + \varepsilon_1 E_2(w^i(t))$ et calculer la seconde IMF par:

$$\overline{\text{IMF}}_2(t) = r_1(t) - r_2(t) \quad (2.15)$$

4. Calculer le $k^{\text{ème}}$ IMF par:

$$\text{IMF}_k(t) = r_{k-1}(t) - r_k(t) \quad (2.16)$$

5. Aller à l'étape 4 pour le prochain k .

5.2. Exemple d'application

Toujours sur le même exemple précédent nous appliquons la ICEEMDAN, la figure (2.11) montre les IMFs obtenues. En comparant à la CEEMDAN originale, le résultat est presque pareil du fait que la ICEEMDAN a complètement décomposée le signal traité en trois composantes distinctes, chacune est localisée dans une IMF séparée. La différence entre les deux méthodes n'étant pas visible, ceci est dû à notre avis au choix du signal traité. D'après l'article de Colominas et al. [66], la ICEEMDAN permet moins d'effet de bord, chose qu'ils ont prouvé sur le signal théorique considéré dans leur article et même sur le signal expérimental traité qui, rappelons-le, s'agit d'un signal ECG.

D'un autre côté, la figure (2.12) montre le nombre d'itérations obtenues par la ICEEMDAN. En comparaison à celui obtenu par la CEEMDAN (figure 2.10), on peut aisément constater que la ICEEMDAN permet moins d'itérations, donc moins de temps de calcul ce qui est un facteur

considérable lorsqu'il s'agit de signaux avec un nombre de points considérable et pour un nombre d'ensembles élevé.

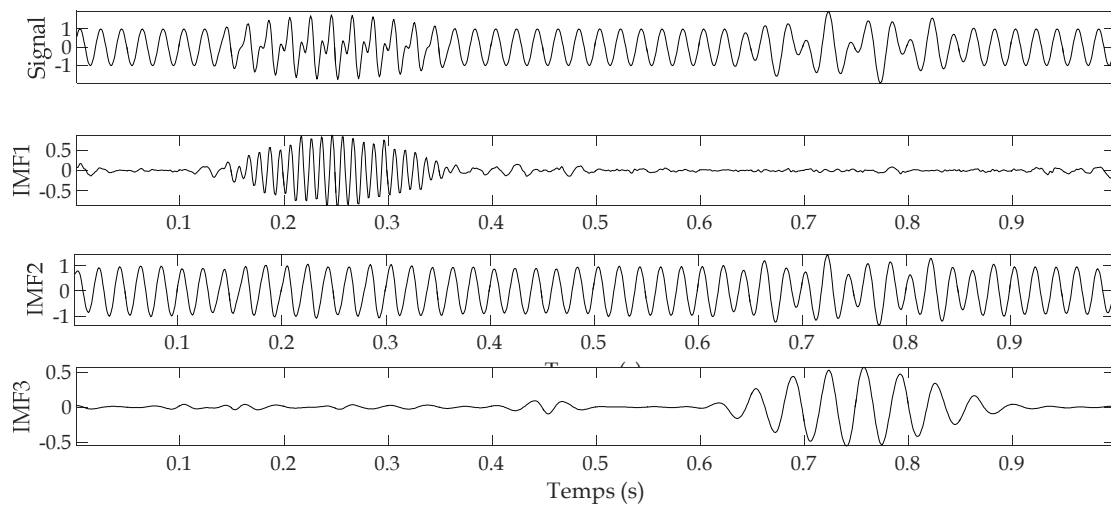


Fig. 2.11. IMFs obtenues par la ICEEMDAN

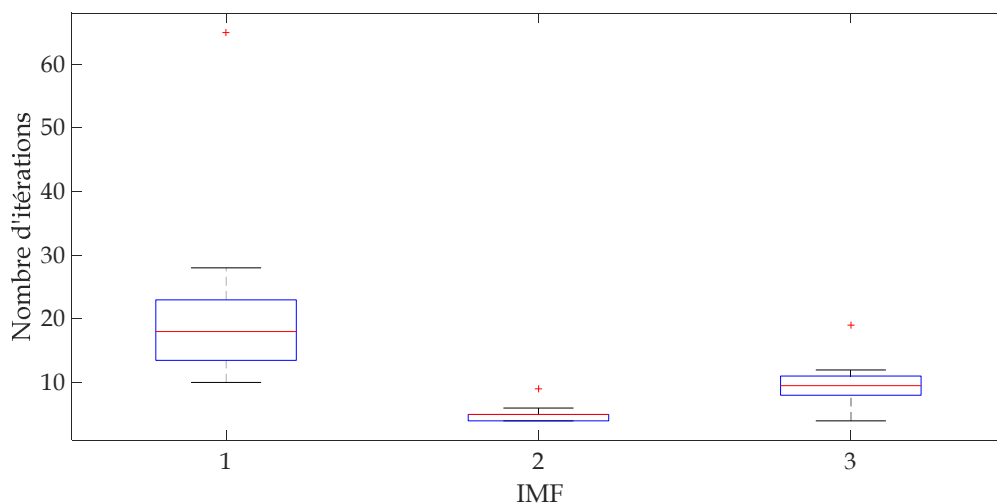


Fig. 2.12. Nombre d'itérations de la ICEEMDAN

6. Régime variable, limite des méthodes classiques

Le développement technologique exige dans certains cas que les machines et installations fonctionnent dans un régime variable (moteurs, éoliennes, ...etc.). En plus, les fluctuations de vitesse et de charge, même en régime stationnaire, font en sorte que le régime réel de fonctionnement soit variable. A ce propos, la surveillance de ces machines et la détection d'éventuels défauts par les méthodes classiques est quasi impossible. En effet, la majorité des défauts de machines reflètent la concentration de l'énergie vibratoire dans une fréquence

caractéristique qui dépend fortement de la vitesse de rotation. Or, dans le cas où la vitesse de rotation est variable, ces fréquences caractéristiques sont elles aussi variables.

Pour montrer les limites des méthodes classiques nous proposons l'exemple qui suit; le signal stationnaire de la figure (2.13) est la somme de trois sinusoïdes égales à 30 Hz, 50 Hz et 150 Hz. Le spectre de ce signal met clairement en évidence trois pics correspondant aux trois fréquences simulées. Dans la figure (2.14) on considère un autre signal sinusoïdal mais dont la fréquence augmente avec le temps (de 10 Hz à 30 Hz avec un pas de 5 Hz). Ce signal non-stationnaire peut simuler l'accélération d'un rotor par exemple. Le spectre correspondant ne donne absolument aucune information sur les fréquences contenues dans le signal et se montre donc inefficace.

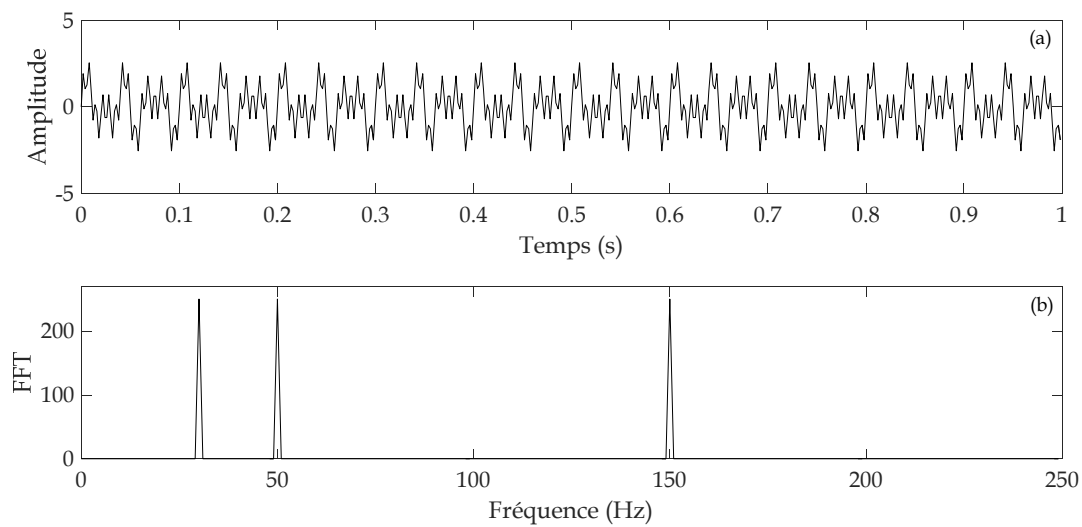


Fig. 2.13. (a) Signal somme de trois sinusoïdes, (b) son spectre

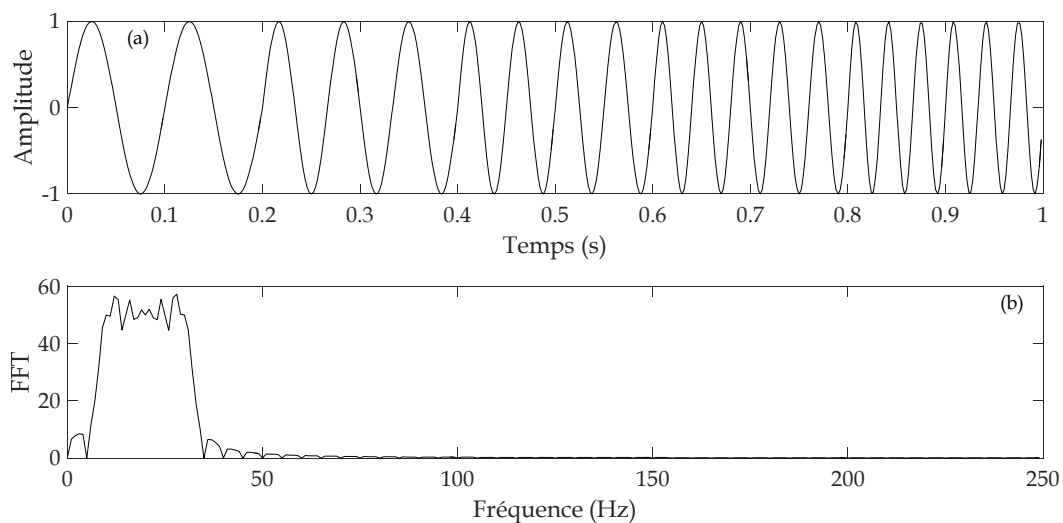


Fig. 2.14. (a) Signal sinusoïdal à fréquence variable, (b) son spectre

6.1. Analyse d'ordre

L'analyse d'ordre est une technique de traitement du signal visant à transformer un signal mesuré du domaine temporel au domaine angulaire (ou d'ordre). Cette technique est appliquée à des signaux échantillonnés de manière asynchrone (c'est-à-dire avec une fréquence d'échantillonnage constante en Hertz) pour obtenir le même signal échantillonné à des incréments angulaires. Dans certains cas, le résultat du suivi d'ordre est directement la transformée de Fourier d'un tel signal de domaine angulaire, dont la fréquence homologue est définie comme "ordre". Chaque ordre représente une fraction de la vitesse angulaire.

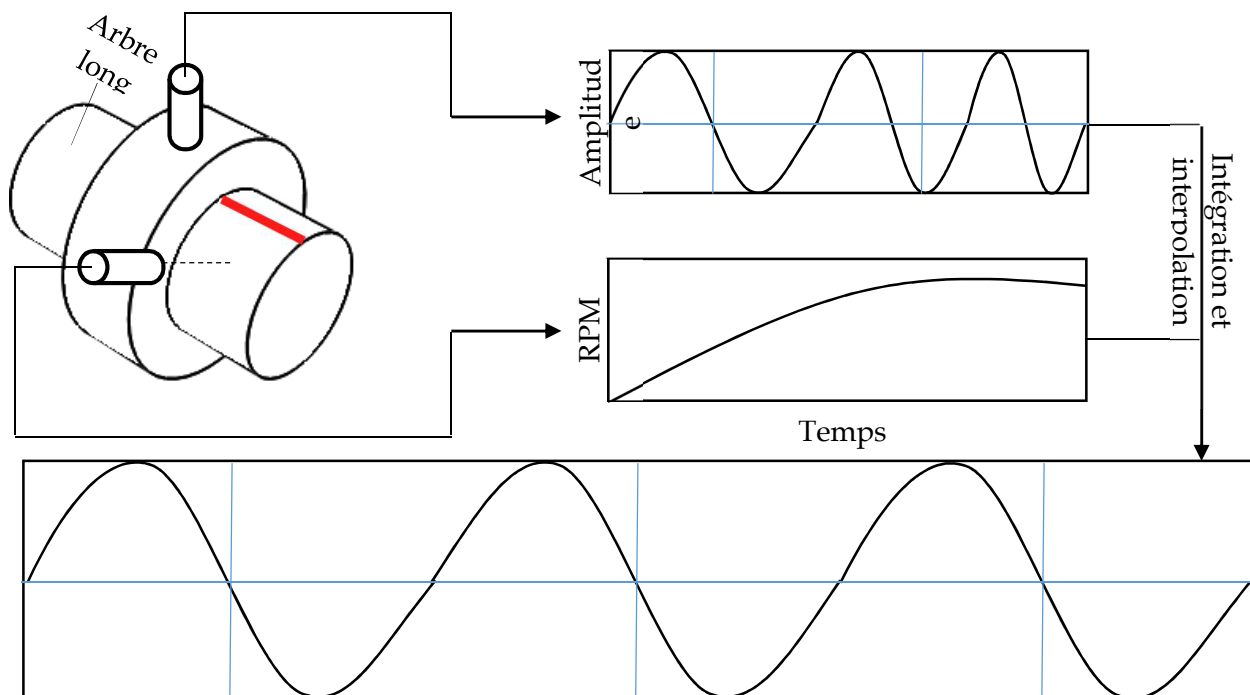


Fig. 2.15. Principe du ré-échantillonnage angulaire

L'analyse d'ordre couramment utilisée est le ré-échantillonnage angulaire, elle est peu coûteuse en matériel. Elle est basée sur la mesure de la vitesse instantanée, généralement obtenue au moyen d'un tachymètre ou d'un codeur, nécessaire pour estimer la vitesse instantanée et/ou la position angulaire de l'arbre. La mesure du signal vibratoire se fait donc simultanément avec la mesure de la vitesse instantanée (Signal RPM) comme le montre la figure (2.15). Trois grandes familles des techniques d'analyse d'ordre ont été développées dans le passé; l'analyse d'ordre calculée (COT pour Computed Order Tracking), le filtre Vold-Kalman (VKF) et les transformations de suivi d'ordre.

Les transformées de suivi d'ordre sont des transformées mathématiques qui effectuent en une seule étape à la fois le suivi d'ordre (synchronisation du domaine du signal avec l'arbre de

référence) et la transformée de Fourier pour évaluer l'amplitude et la phase de chaque ordre du spectre ainsi obtenu.

La formulation la plus récente de ces transformées est la transformée de Fourier discrète synchrone de vitesse présentée dans [86] et définie comme suit :

$$X(\Omega) = \frac{\Delta t}{\Theta} \sum_{n=1}^N x(n\Delta t) e^{-j\Omega\theta(n\Delta t)} \omega(n\Delta t) \quad (2.17)$$

Avec :

Ω : L'ordre de l'harmonique à estimer ;

Θ : L'angle de rotation total de l'arbre dans la fenêtre considérée ;

θ : Rotation angulaire instantanée ;

ω : Vitesse de l'arbre de référence.

6.2. Exemple d'application

Pour comprendre comment l'analyse d'ordre marche nous proposons d'analyser le signal de la figure (2.16). Ce signal est mesuré sur un hélicoptère dans un régime de fonctionnement variable composé d'une accélération puis d'une décélération comme le montre le signal de la vitesse instantanée (RPM). Dans ce cas il est inutile d'utiliser n'importe quel outil classique, car il serait inefficace comme nous l'avons déjà mentionné.

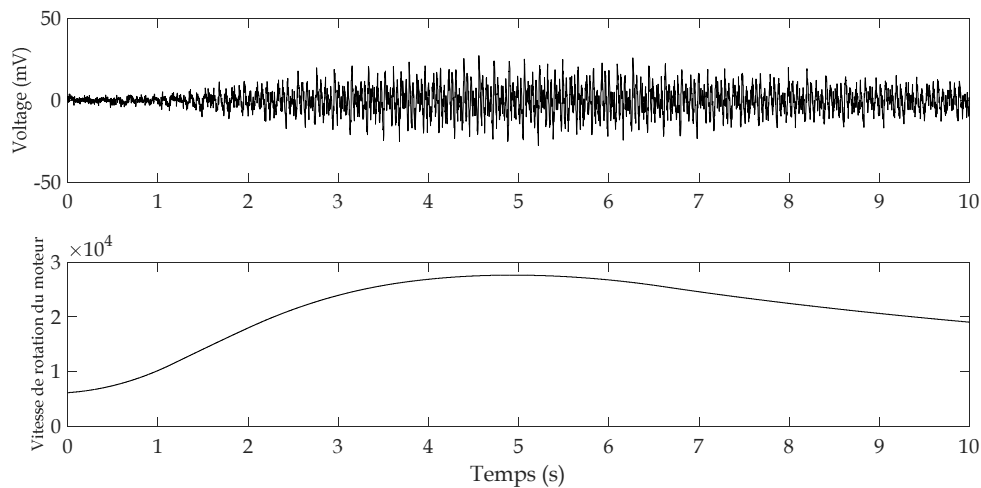


Fig. 2.16. Signal vibratoire mesuré dans la cabine d'un hélicoptère (en haut) et son signal RPM (en bas)

La figure (2.17) montre le résultat de l'analyse d'ordre de ce signal où on peut constater deux ordres prépondérants; le premier correspond à 0.05 et le deuxième à 0.06. Le spectre d'ordre de la figure (2.18) confirme ce résultat et montre deux pics importants à 0.05 et 0.06. Comme nous ne

disposons d'aucune donnée cinématique de cet hélicoptère, nous ne pouvons correspondre ces ordres à aucun défaut quelconque.

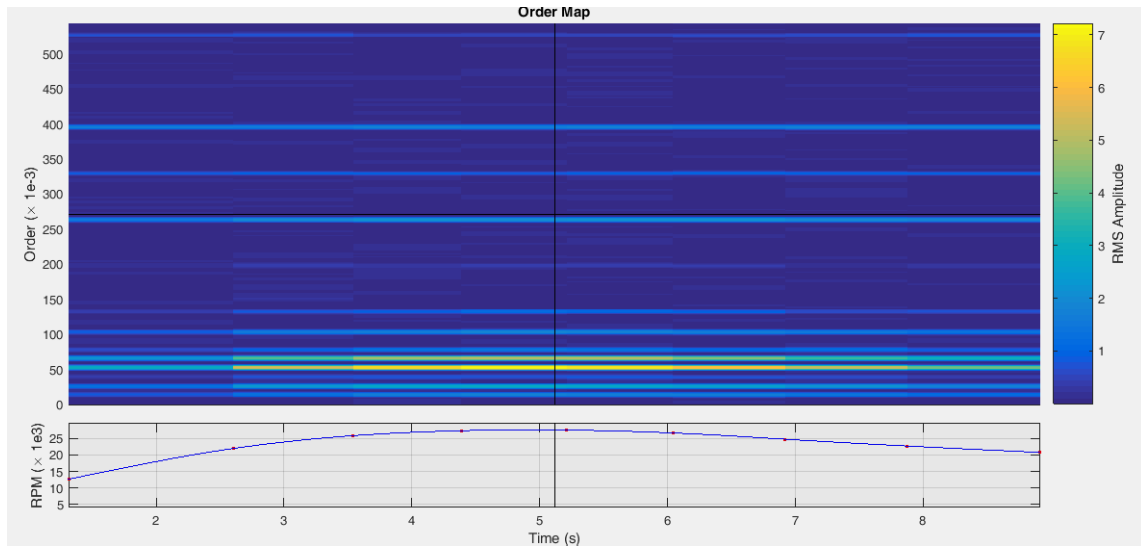


Fig. 2.17. Représentation temps-ordre du signal de la figure (2.16)

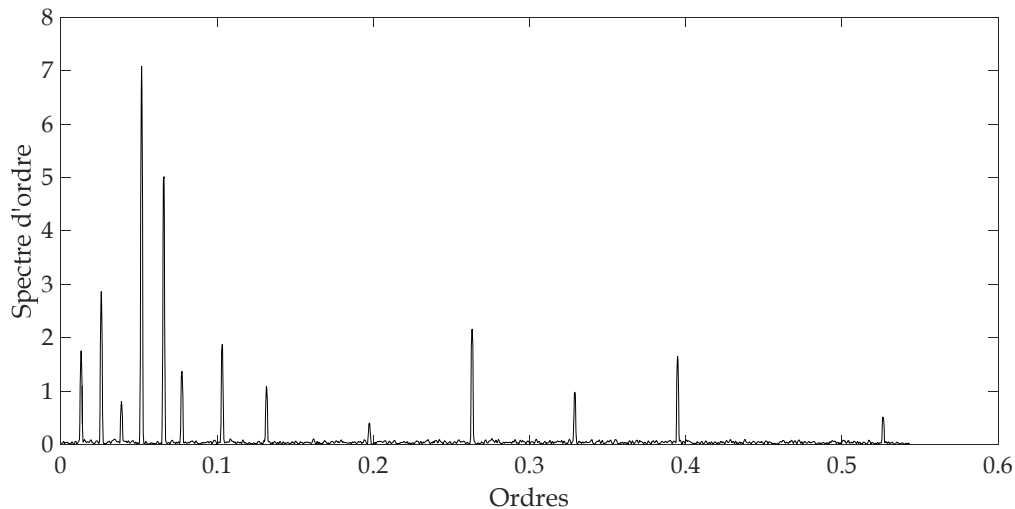


Fig. 2.18. Spectre d'ordre du signal de la figure (2.16)

6.3. Application de l'analyse d'ordre pour la détection des défauts de roulements

Comme nous l'avons mentionné au chapitre 1, les défauts de roulements possèdent des fréquences caractéristiques reflétant l'occurrence de chaque type de défaut. Ces fréquences, définies empiriquement, sont calculées à partir des caractéristiques géométriques du roulement et de sa fréquence de rotation. Dans le cas d'un régime variable ces fréquences sont alors elles aussi variables, il est inutile dans ce cas d'avoir recours aux outils classiques comme le spectre ou le

spectre d'enveloppe. Il est également inutile d'utiliser n'importe quelle méthode récente de traitement de signal sans avoir éliminer au préalable l'effet de la variation de la vitesse.

Utiliser l'analyse d'ordre est alors la solution à ce problème. Dans ce contexte, le diagnostic va porter sur la détection d'un ordre caractéristique du défaut plutôt que de sa fréquence caractéristique. En examinant les fréquences caractéristiques des quatre familles de défauts de roulements, on peut aisément constater qu'on peut les diviser en deux parties; la première, étant constante, comprend les paramètres géométriques du roulement (C_1 jusqu'à C_4), la deuxième est la fréquence de rotation qui elle est variable. La partie constante de chaque formule sera désormais appelée ordre du défaut, il est évident d'après le tableau (2.1) que chaque type de défaut a son propre ordre qui le différencie des autres types.

Fréquence du défaut	Expression fréquentielle	Expression en fonction de l'ordre
Fréquence du Défaut sur la Bague Extérieure	$FDBE = N \frac{n}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$	$FDBE = C_1 * N$
Fréquence du Défaut sur la Bague Intérieure	$FDBI = N \frac{n}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$	$FDBI = C_2 * N$
Fréquence du Défaut sur la Bille ou l'élément roulant	$FDB = N \frac{D}{d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha\right)$	$FDB = C_3 * N$
Fréquence du Défaut sur la Cage	$FDC = N \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right)$	$FDC = C_4 * N$

Tableau 2.1. Définition des ordres des défauts de roulements

7. Conclusion du chapitre

Ce chapitre était destiné à la présentation des bases mathématiques des méthodes que nous allons utiliser ultérieurement dans cette thèse. Nous avons volontairement présenté ces méthodes dans l'ordre chronologique de leur apparition. A ce propos, depuis l'introduction de l'Empirical Mode Decomposition (EMD) en 1998, les chercheurs n'ont cessé d'apporter des améliorations successives sur cette approche.

Bien que l'EMD ait résolu les problèmes rencontrés lors de l'utilisation des ondelettes, elle présente des inconvénients majeurs qui la rendent vulnérable lors de l'analyse de certains types de signaux. Le mode mixing et l'effet de bord sont les principaux défauts de l'EMD qui peuvent conduire à de fausses interprétations, chose que nous avons démontrée par les exemples proposés. L'introduction de l'EEMD en 2001 a résolu le problème de mode mixing mais a créé un autre problème lié à l'ajout du bruit, du fait que cette approche est une méthode d'analyse assistée par bruit. Des améliorations ont alors été proposées en 2011 sous le nom de la CEEMDAN et en 2014 sous le nom de la ICEEMDAN. Cette dernière permet une analyse plus fine, une décomposition complète du signal, moins de bruit et moins d'effet de bord.

Dans ce chapitre nous avons également démontré que l'utilisation des méthodes conventionnelles de traitement de signal, et même celles récentes à l'image de la ICEEMDAN, ne sont pas adaptées pour l'analyse des signaux dans le régime variable. Dans ce contexte nous avons présenté l'analyse d'ordre en tant qu'outil efficace permettant d'éliminer les effets de la variation de la vitesse.

A la fin, nous pensons que l'association de plusieurs méthodes récentes d'analyse, comme la ICEEMDAN, l'enveloppe, et l'analyse d'ordre peut offrir un outil efficace pour l'analyse des signaux dans le régime variable. Cette approche peut alors être envisagée pour permettre un moyen efficace pour la détection des défauts de roulements dans le cas d'un régime variable.

Développement d'outils de détection des défauts de roulements en régime variable : Etude théorique

1. Introduction

Ce chapitre sera destiné à la proposition d'une démarche pour l'identification et la détection des défauts de roulements dans le régime variable. L'étude menée dans ce chapitre est totalement théorique réalisée sur un modèle mathématique simulant les défauts de roulements dans le régime variable.

Plusieurs méthodes de détection, des plus classiques au plus récentes, seront testées sur le modèle proposé pour étudier leur sensibilité. A ce propos, différents modes de variation de la vitesse seront considérés pour analyser leurs effets sur les résultats obtenus. Cette étude, nous en sommes sûrs, ne fera que confirmer les limites de ces méthodes dans le régime variable, bien qu'elles aient été efficaces pendant plusieurs années dans le régime constant.

Enfin, une nouvelle approche est proposée en tant que solution à ce problème. Spécialement adaptée pour le régime variable, c'est une méthode hybride combinant plusieurs méthodes récentes de traitement de signal. La ICEEMDAN, le débruitage par ondelettes et la PCA, le kurtosis spectral, sont les outils de base constituant cette approche. Bien entendu, pour éliminer l'effet de la variation de la vitesse, l'analyse d'ordre est finalement appliquée permettant un spectre d'enveloppe d'ordre.

L'approche proposée sera appliquée sur des signaux simulés dans différents modes de variation de la vitesse ; mode simple (accélération pure), mode combiné (accélération-maintien-décélération), et dans le mode constant. Par ce dernier mode nous envisageons démontrer que la méthode proposée est aussi efficace en régime constant qu'en régime variable. Par ce fait elle sera considérée comme approche globale utilisée pour la détection d'un défaut de roulement peu importe son régime de fonctionnement.

2. Modélisation des signaux de roulements défectueux dans le régime variable

2.1. Cas d'un régime de fonctionnement constant

Avant d'évoquer la modélisation des signaux de roulements défectueux dans le régime variable, il serait intéressant de rappeler la modélisation dans le régime constant. En fait le modèle que nous allons proposer dans le régime variable est inspiré en grande partie de celui adopté par plusieurs chercheurs dans le régime constant.

Le modèle adopté dans le régime constant, bien que rudimentaire, a été largement utilisé dans la littérature pour tester la validité de plusieurs méthodes avant d'envisager leur application sur des signaux expérimentaux. Rappelons qu'il a été utilisé par Pachaud et al. [5] pour étudier la sensibilité des indicateurs scalaires, par Dron et al. [87] pour optimiser la soustraction spectrale pour le débruitage des signaux de roulements défectueux. Ce modèle a également été repris par plusieurs autres chercheurs, Yiakoupoulos et al. [88] pour tester l'indicateur morphologique, par Sheen et al. [89], par Nikolaou et al. [29] pour l'optimisation de l'analyse par paquet d'ondelettes des signaux de roulements ou encore par Djebala et al. [32,33] pour l'optimisation de l'analyse multirésolution en ondelettes des signaux de choc. Bien qu'ancien, ce modèle a été utilisé récemment par Djebala et al. [49] pour tester une méthode hybride EMD/AMRO pour la détection des défauts de roulements.

Le principe de ce modèle est très simple ; un défaut de roulement induit dans la majorité des cas des chocs périodiques. Les forces causant ces chocs vont aussi exciter la (les) résonance(s) du roulement. On peut donc modéliser le signal d'un choc par la réponse de résonance d'une structure. Mathématiquement cette réponse peut être simulée par celle d'un système linéaire dissipatif à un degré de liberté avec amortissement de type visqueux. Un tel signal sera défini comme suit :

$$S(t) = Ae^{-\frac{t}{\tau}} \sin 2\pi F_L t \quad (3.1)$$

$$\text{Avec : } \tau = \frac{Q}{\pi F_0}, F_L = F_0 \sqrt{1 - \frac{1}{4Q^2}} \text{ et } Q < \frac{1}{2} \quad (3.2)$$

Où τ , F_0 , F_L , Q et A représentent respectivement le temps de relaxation, la fréquence d'oscillations libres, la fréquence de résonance, le facteur de qualité et l'amplitude du signal. Le temps de relaxation est lié au facteur d'amortissement ξ par la relation :

$$\tau = \frac{1}{\omega_0 \xi}, \text{ avec } \omega_0 = \frac{1}{2Q} \quad (3.3)$$

La figure (3.1.a) représente un exemple d'un signal de choc (réponse à une résonance) avec une fréquence propre égale à 1500 Hz. Dans le cas des roulements, ces impulsions se reproduisent à chaque contact du défaut avec l'élément roulant. On peut alors modéliser ce signal par le produit

de convolution entre la réponse de résonance (fig. 3.1.a) et un peigne de Dirac de période T_d (fig. 3.1.b) correspondant à la fréquence de répétition des chocs (dans ce cas prise égale à 0.01 s soit une fréquence de 100 Hz). Un tel signal peut s'écrire sous la forme :

$$S'(t) = S(t) * \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT_d) \quad (3.4)$$

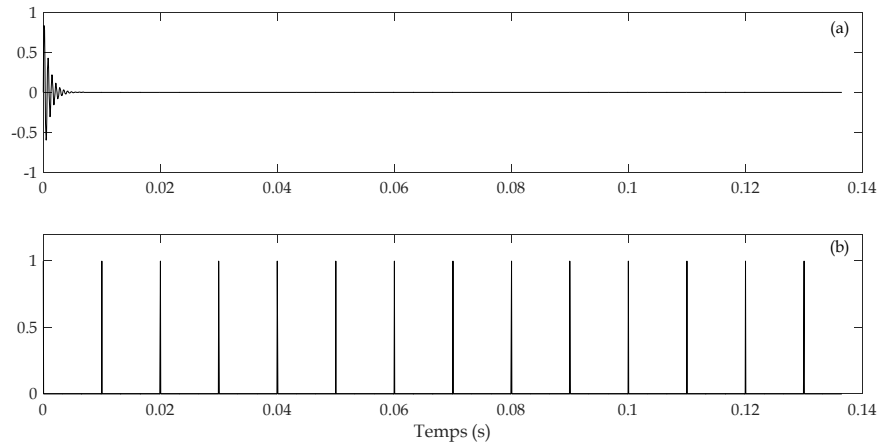


Fig. 3.1. (a) Signal réponse à une résonance, (b) peigne de Dirac d'une période de 0.01 s (100 Hz)

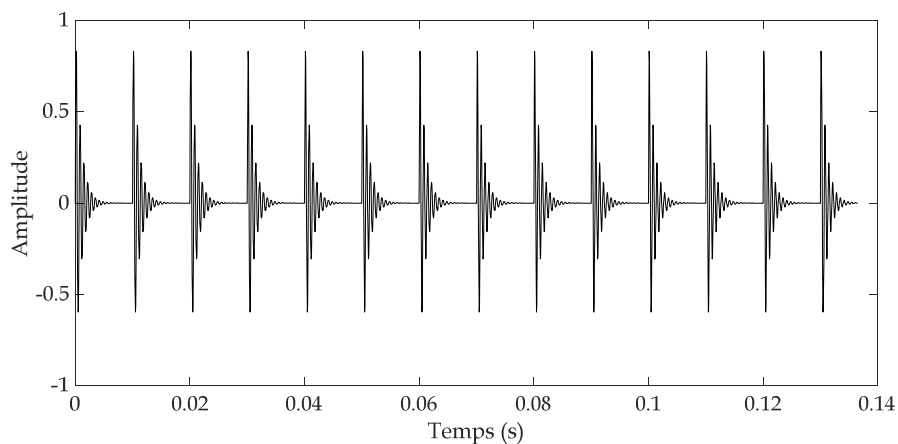


Fig. 3.2. Signal modélisant un défaut de roulement avec une fréquence de 100 Hz en régime constant

Le spectre de ce signal met en évidence une composante dominante correspondant à la fréquence propre simulée égale à 1500 Hz (figure 3.3). Bien évidemment, comme mentionné dans la littérature, un phénomène de modulation se produit. La fréquence propre du roulement est modulée par la fréquence du défaut simulé. Ceci se traduit sur le spectre par des bandes latérales autour de la fréquence propre espacées de la fréquence du défaut, soit 100 Hz.

Dans la pratique ces bandes latérales ne sont pas évidentes à mettre en évidence à cause du bruit et des autres effets de masque. Le moyen le plus efficace est de procéder à une démodulation pour

extraire ces fréquences modulantes. Cette approche, bien connue dans le domaine de la détection des défauts de roulements, est nommée analyse d'enveloppe ou méthode de résonance haute fréquence. Pour ce faire, le signal de la figure (3.2) est filtré autour de la résonance (1500 Hz), le signal filtré est ensuite analysé par la transformée de Hilbert pour aboutir à une enveloppe. Enfin un spectre d'enveloppe est calculé pour ne mettre en évidence que la fréquence du défaut et ses harmoniques. La figure (3.4) montre le résultat obtenu après l'analyse d'enveloppe du signal de la figure (3.2), la fréquence du défaut (100 Hz) et plusieurs de ses harmoniques sont très claires sur le spectre d'enveloppe.

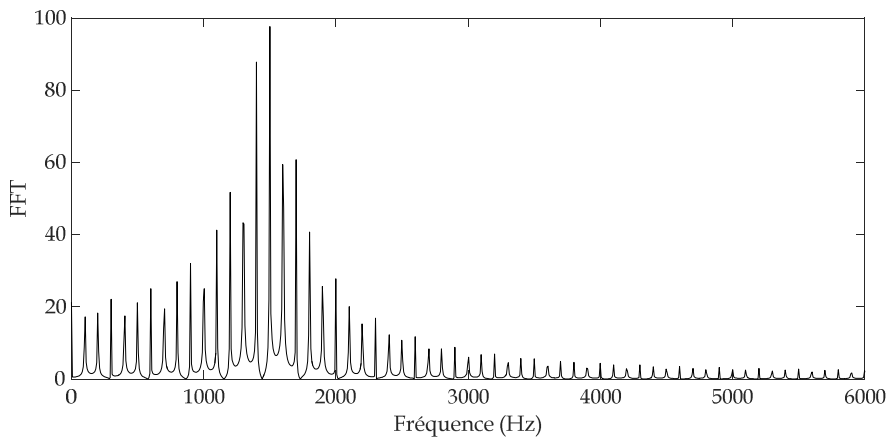


Fig. 3.3. Spectre du signal de la figure (3.2)

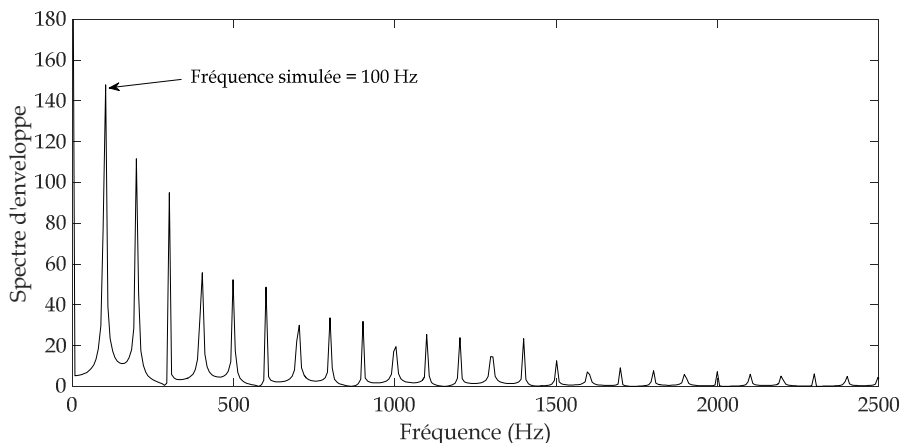


Fig. 3.4. Spectre d'enveloppe du signal de la figure (3.2)

2.2. Cas d'un régime de fonctionnement variable

Le modèle présenté précédemment est valable uniquement dans le cas d'un régime de fonctionnement constant, c'est-à-dire pour une vitesse de rotation constante et donc une fréquence de défaut constante. Dans le cas du régime variable, la vitesse étant variable, la fréquence du défaut

devrait changer avec le temps selon le mode de variation de la vitesse. Si la vitesse augmente, donc une accélération, la fréquence du défaut augmente et donc la période entre deux chocs successifs devrait diminuer. Le contraire est tout à fait valable dans le cas d'une décélération. Le modèle précédent a été alors modifié pour l'adapter au régime variable, un tel modèle a été proposé et utilisé dans plusieurs travaux, Antoni et Randall [90], Ait Seghir et al. [70] et Bouhalais [86].

Cependant, un autre phénomène engendré par la variation de la vitesse est constaté. En effet, la majorité des chocs observés dans un signal vibratoire d'un roulement ayant un défaut local sont générés lorsqu'un élément roulant perd soudainement son contact physique avec l'une des bagues à cause de la présence d'un défaut, puis le récupérer comme indiqué dans Sawalhi et Randall [91]. L'amplitude des chocs est donc dépendante de la puissance de collision lors de la récupération du contact. Cela, du point de vue de la physique, dépend lui-même de la quantité de mouvement de la bille et donc de la vitesse de rotation [86]. Dans le cas d'une accélération, l'amplitude des chocs devrait augmenter avec la croissance de la vitesse de rotation, alors que dans le cas d'une décélération, l'amplitude devrait diminuer avec la diminution de la vitesse de rotation. Ceci est le cas typique d'un signal modulé.

Prenant en compte les considérations précédentes, le modèle suivant a été proposé, mathématiquement il est donné par l'équation (3.5) :

$$S(t) = \sum_i A_i h(n - iT_i - \tau_i) + n(t) \quad (3.5)$$

Où $S(t)$ représente le signal vibratoire généré, A_i est la modulation en amplitude du $i^{\text{ème}}$ choc, T_i est la $i^{\text{ème}}$ période, $h(.)$ est le produit de convolution entre la réponse de résonance et le peigne de Dirac.

En réalité, les signaux vibratoires sont souvent contaminés par le bruit, c'est pour ça qu'on ajoute le terme $n(t)$ qui représente un bruit blanc Gaussien, pour plus de réalité, lui aussi variable avec le temps selon le profil de vitesse. En outre, il est aussi souvent constaté qu'un décalage temporel se produit entre les chocs du fait que les billes se glissent parfois sur les bagues au lieu de se rouler causant un changement du temps d'occurrence des chocs, le terme τ_i est ajouté pour simuler ce dernier. Une modulation représentant la signature de la rotation de l'arbre portant les roulements est finalement ajoutée au signal sous forme d'une sinusoïde de fréquence et amplitude variables selon la variation de la vitesse, pour obtenir le résultat final de la simulation.

La figure (3.5.a) montre le signal simulant un roulement avec un défaut dans le cas d'une accélération. La fréquence propre du roulement est prise égale à 2800 Hz, et la fréquence du défaut varie de 100 Hz à 190 Hz sur une période de 33 secondes. Si on considère un ordre du défaut égal à 3, la vitesse de rotation devrait varier de 33.33 Hz à 66.66 Hz, soit de 2000 Tr/min à 3800 Tr/min comme indiqué sur le profil de vitesse donné par la figure (3.6).

On peut constater que puisqu'il s'agit d'une accélération, la fréquence du défaut augmente, donc la période entre deux chocs successifs diminue. Notons également que conformément au

modèle du régime variable, l'amplitude du signal augmente avec l'augmentation de la vitesse. La figure (3.5.b) montre le même signal après avoir ajouté un niveau significatif de bruit blanc Gaussien. On peut constater que l'amplitude du bruit augmente elle aussi avec l'augmentation de la vitesse de rotation. La figure (3.7) montre le même roulement de l'exemple précédent avec le même défaut mais dans le cas d'une décélération de 300 Hz à 100 Hz pendant 33 secondes.

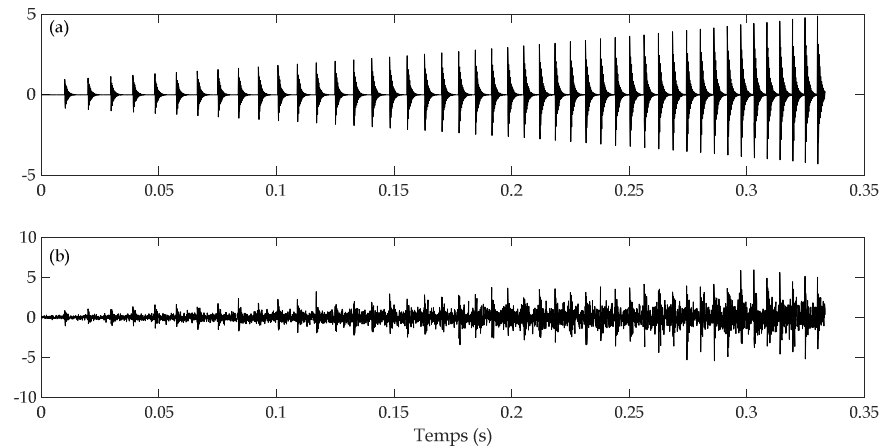


Fig. 3.5. (a) Signal simulant un défaut de roulement dans le cas d'une accélération, (b) le même signal bruité

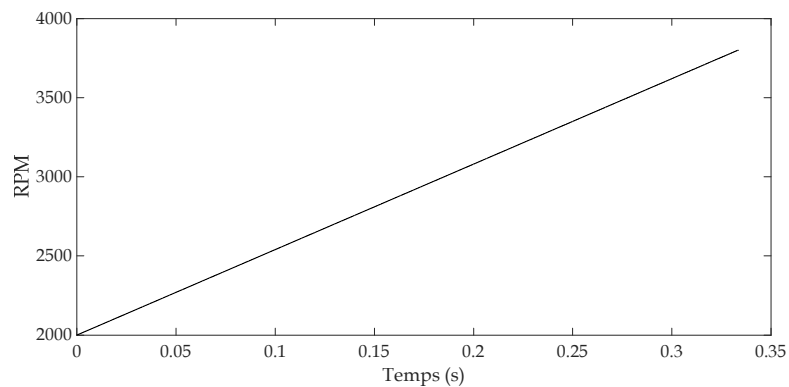


Fig. 3.6. Profil de vitesse du signal de la figure (3.5)

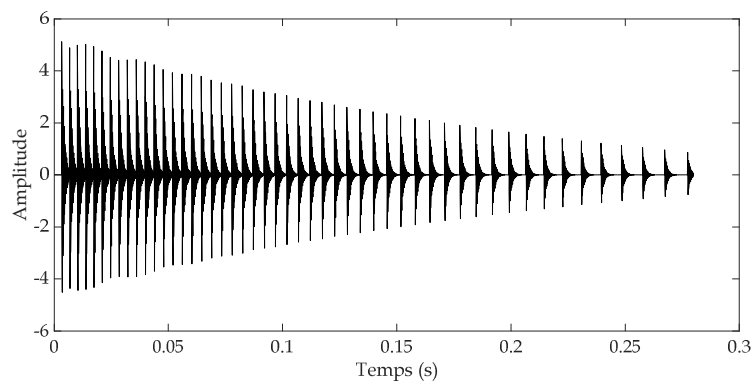


Fig. 3.7. Signal d'un défaut de roulement dans le cas d'une décélération

3. Stabilité des méthodes classiques et récentes dans le cas du régime variable

Dans ce qui suit nous allons essayer d'appliquer trois familles de méthodes de détection des défauts de roulements sur plusieurs signaux simulant le régime variable. Pour ce faire nous allons utiliser les méthodes temporelles et fréquentielles (spectre et spectre d'enveloppe), étant des méthodes classiques, et une approche temps-fréquence par la CEEMDAN qui elle est relativement récente. Nous reprenons le même signal bruité simulant une accélération mais avec plusieurs modes. La figure (3.8) montre quatre signaux simulant le même défaut de roulement dans quatre modes d'accélération différents, allant du plus lent au plus rapide pour la même période de temps considérée.

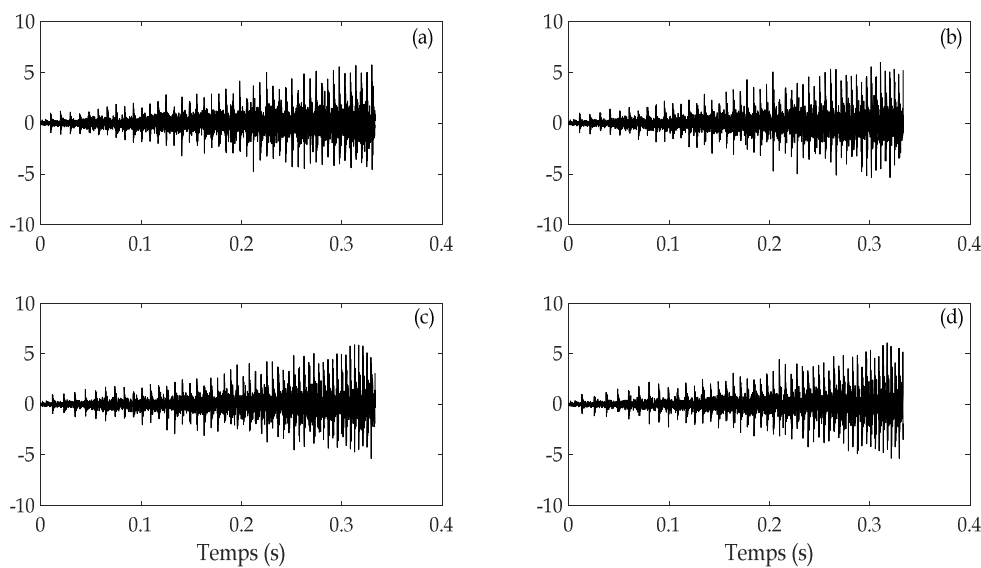


Fig. 3.8. Signaux d'un roulement défectueux pour quatre modes d'accélération, du plus lent au plus rapide

3.1. Méthodes temporelles

Nous retenons comme méthodes temporelles les quatre indicateurs déjà discutés dans le chapitre 1, à savoir le RMS, le kurtosis, le facteur de crête et le skewness, la figure (3.9) montre les résultats obtenus. Nous constatons que le kurtosis, peu importe le mode d'accélération, indique des valeurs très significatives de la présence d'un défaut de choc. Toutefois, il n'y a pas une tendance particulière en fonction du mode d'accélération. Quant au facteur de crête, indiquant des valeurs significatives pour les deux premiers signaux, chute brusquement pour indiquer des valeurs tout à fait normales pour les deux derniers. Le skewness augmente progressivement avec l'augmentation de l'accélération mais chute pour la plus rapide. Enfin le RMS est le seul indicateur où on enregistre une tendance claire. En effet il augmente légèrement avec l'augmentation du mode d'accélération. Ceci est tout à fait logique car il est sensible aux amplitudes du signal qui elles sont plus importantes pour le mode d'accélération le plus rapide.

Nous pouvons donc conclure que le kurtosis reste l'indicateur le plus sensible pour la détection des défauts de choc dans le régime stationnaire et variable. Les autres indicateurs, notamment ceux sensibles aux amplitudes du signal, peuvent être utilisés seulement dans le cadre d'une surveillance, car c'est leur évolution dans le temps qui peut avoir une signification.

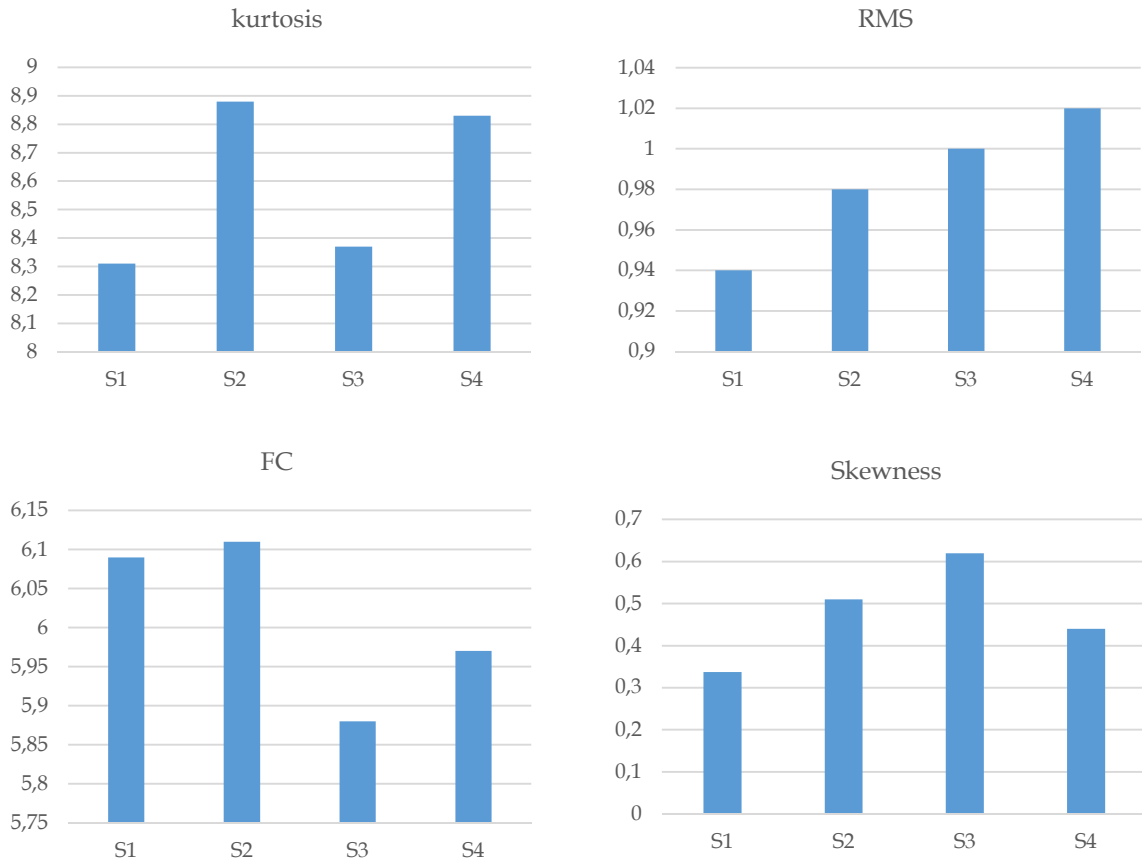


Fig. 3.9. Valeurs des indicateurs scalaires pour les quatre signaux de la figure (3.8)

3.2. Méthodes fréquentielles

Dans ce cas nous allons vérifier la réponse fréquentielle des quatre signaux précédents par le calcul du spectre FFT, la figure (3.10) montre les résultats obtenus. Nous constatons que peu importe le mode de variation de la vitesse, tous les spectres n'indiquent qu'une composante commune, à savoir la fréquence propre simulée du roulement prise égale à 2800 Hz. A part cette composante, il est pratiquement impossible de tirer toute autre information fréquentielle ni sur l'existence du défaut ni sur la variation du mode d'accélération.

Comme deuxième approche nous proposons d'appliquer la méthode de démodulation ou méthode d'enveloppe. A la fin, un spectre d'enveloppe est calculé pour les quatre signaux précédents. L'objectif étant d'essayer d'extraire les fréquences modulantes caractérisées par les fréquences du défaut.

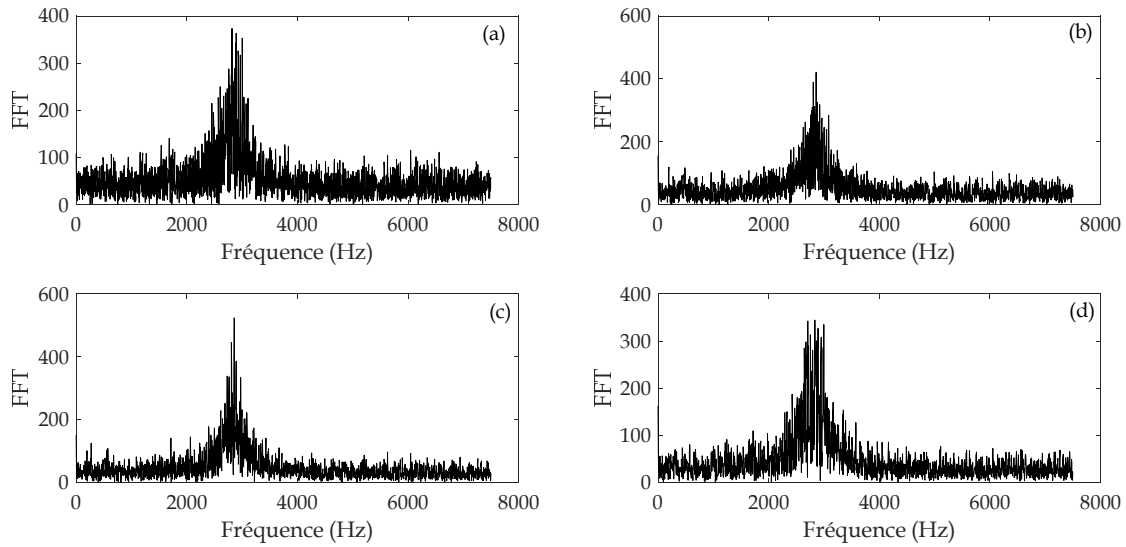


Fig. 3.10. Spectres des quatre signaux de la figure (3.8)

Contrairement au cas stationnaire où le spectre d'enveloppe extrait la fréquence du défaut et plusieurs de ses harmoniques (cf. figure 3.4), les spectres d'enveloppe calculés dans le régime variable n'ont absolument aucune signification fréquentielle connue (figure 3.11). Les quatre spectres d'enveloppe indiquent une composante dominante qui varie en fonction du mode de variation de la vitesse mais qui reste sans signification. En effet, puisque la vitesse de rotation change, la fréquence modulante (qui est en fait la fréquence du défaut) change aussi. Il est pratiquement impossible d'extraire une fréquence modulante variable à partir d'un spectre d'enveloppe classique.

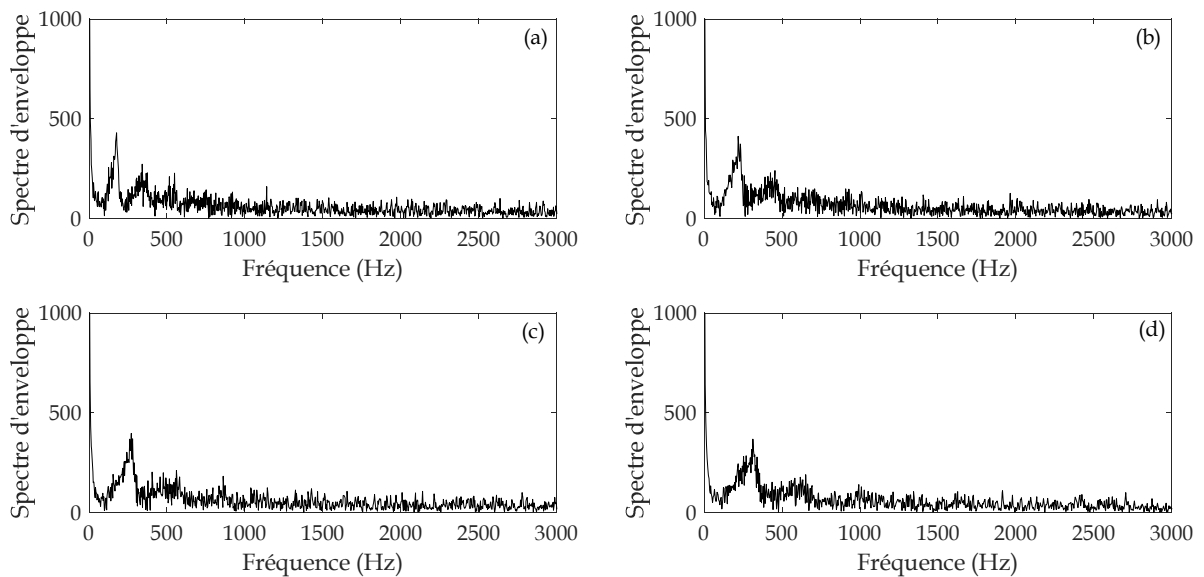


Fig. 3.11. Spectres d'enveloppe des quatre signaux de la figure (3.8)

A partir de cette simulation on peut conclure que les méthodes fréquentielles ne sont pratiquement pas adaptées, elles seules, pour le traitement d'un signal mesuré dans le régime variable malgré qu'elles ont été, et elles le sont toujours, très efficaces pour le cas du régime stable, notamment l'analyse d'enveloppe qui représente le pilier de toutes les méthodes de détection des défauts de roulements.

3.3. Application de la CEEMDAN combinée à l'analyse d'enveloppe

Dans ce cas nous allons appliquer une approche combinant la CEEMDAN et l'analyse d'enveloppe. La CEEMDAN est une méthode récente de traitement de signal datée de 2011, elle a été appliquée par plusieurs chercheurs pour la détection des défauts dans le régime stable. A ce propos les quatre signaux de la figure (3.8) seront décomposés par la CEEMDAN en plusieurs IMFs. L'IMF ayant le plus grand kurtosis sera prise comme étant celle optimale. A la fin, un spectre d'enveloppe est calculé à partir de cette IMF pour mettre en évidence la fréquence du défaut.

Dans ce qui suit nous présenterons l'application de cette démarche sur le signal correspondant au premier mode d'accélération (figure 3.8.a), que nous allons nommer S_1 . Pour les autres signaux nous allons juste présenter le spectre d'enveloppe final.

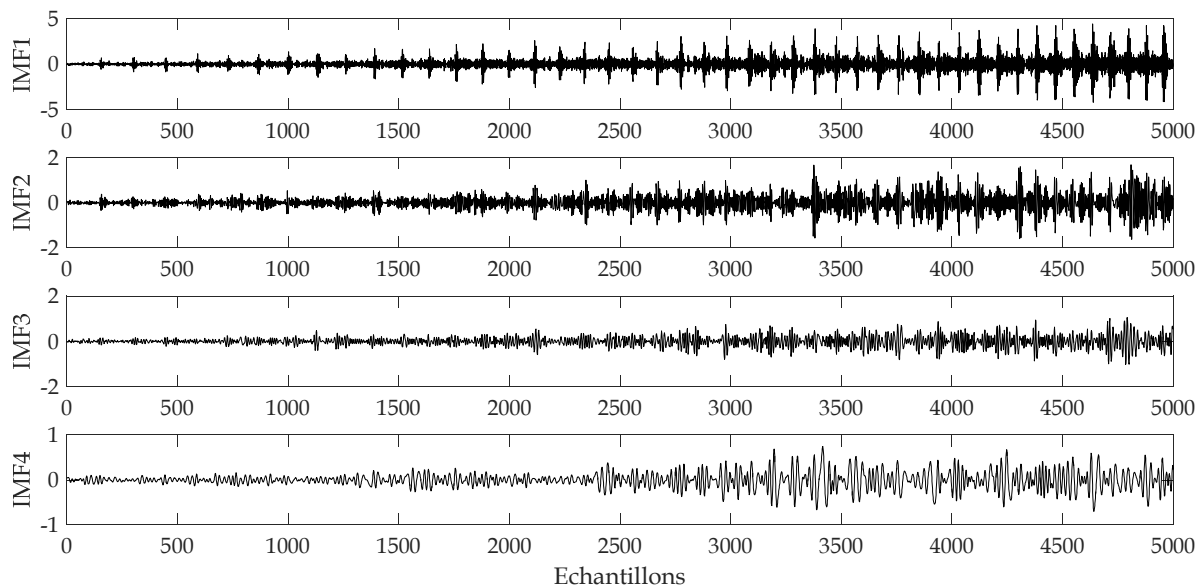


Fig. 3.12. Quatre premières IMFs issues de la décomposition du signal S_1 par la CEEMDAN

La figure (3.12) montre les quatre premières IMFs issues de la décomposition du signal S_1 par la CEEMDAN. Nous n'avons pas présenté les autres IMFs car elles correspondent aux basses fréquences et n'ont par ce fait aucune signification. L'IMF1 est sélectionnée comme étant IMF optimale du fait qu'elle enregistre le plus grand kurtosis. Comme nous l'avons mentionné

auparavant, le kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux chocs que ce soit pour le régime stable ou variable. Il est donc légitime de l'utiliser comme indicateur pour la sélection de l'IMF optimale. La figure (3.13) montre l'IMF optimale et son spectre d'enveloppe qui, bien évidemment, ne donne aucune information sur l'existence du défaut. Les spectres d'enveloppe de la figure (3.14) issus du traitement des trois signaux correspondant aux trois autres modes d'accélération affichent pratiquement le même résultat.

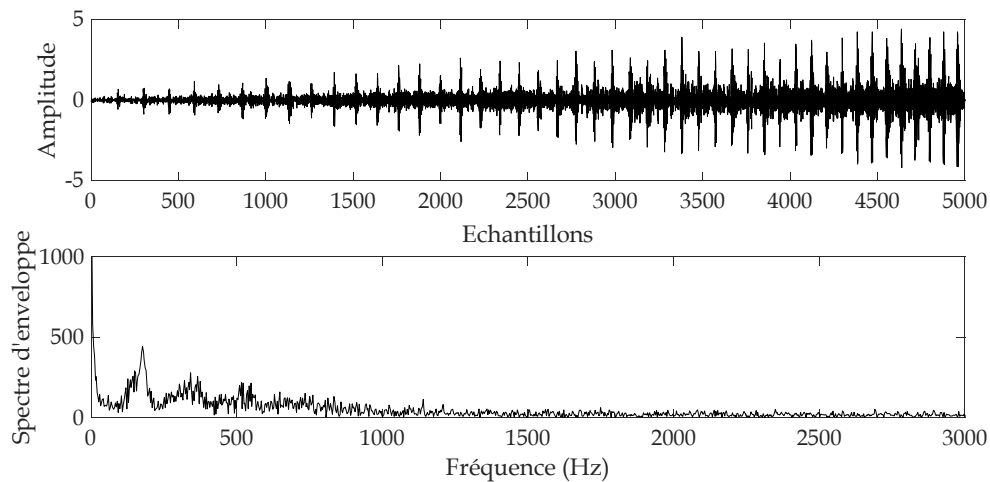


Fig. 3.13. IMF1 (en haut) et son spectre d'enveloppe (en bas) du signal S_1

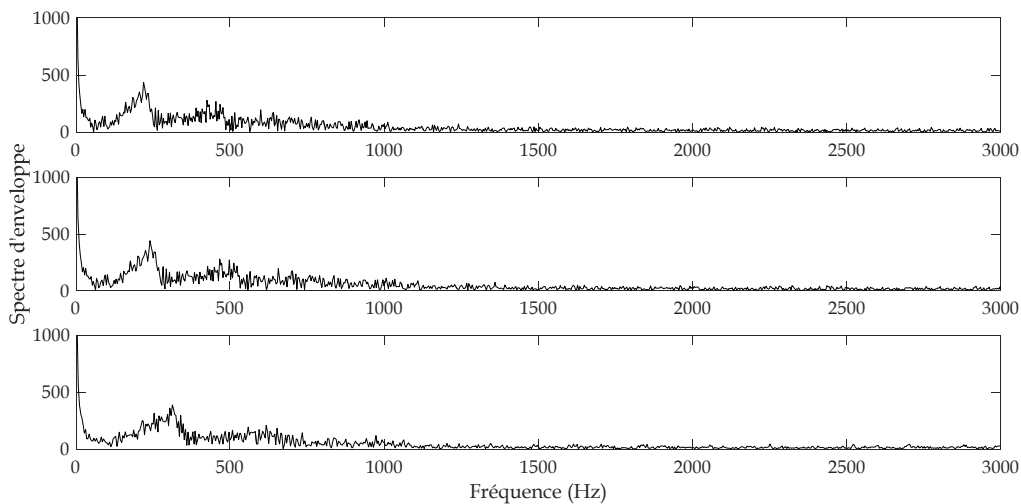


Fig. 3.14. Spectres d'enveloppe des trois autres signaux (de haut en bas du mode d'accélération le plus lent au plus rapide) obtenus après l'application de la CEEMDAN et l'analyse d'enveloppe

Même la CEEMDAN, considérée comme méthode récente, n'a pas été d'un grand secours pour l'analyse des signaux dans le régime variable. Il est donc indispensable d'avoir recours à une méthode permettant d'enlever l'effet de la variation de la vitesse et la combiner avec des méthodes récentes de décomposition et/ou de débruitage, chose que nous allons traiter dans la prochaine section.

4. Développement d'une méthode hybride pour la détection des défauts de roulements en régime variable

Ayant constaté les limites des méthodes classiques, et même des plus récentes, pour la détection des défauts de roulements dans le régime variable, nous allons proposer dans cette partie une méthode hybride spécialement conçue à cet effet. La méthode proposée est composée d'une version améliorée de la CEEMDAN nommée Improved CEEMDAN (cf. chapitre 2), proposée par Colominas et al. [66] en 2014, du kurtosis spectral, du débruitage multivariate par ondelettes et de l'analyse d'ordre. La figure (3.15) résume l'organigramme de l'approche proposée valable pour un signal simulé comme pour un signal expérimental mesuré.

4.1. Méthodologie de l'approche proposée

L'approche proposée comporte cinq étapes, le fait qu'elle est hybride permet de profiter pleinement des différentes méthodes qui la composent.

4.1.1. Première étape : Décomposer le signal à analyser par la ICEEMDAN

Dans cette étape le signal à analyser est décomposé par la ICEEMDAN en plusieurs IMFs. Comme notre objectif est d'extraire la signature du défaut de roulement à partir du signal brut, le meilleur moyen est de prendre que la partie du signal qui comprend le défaut. A cet effet une décomposition complète du signal en plusieurs sous-signaux élémentaires peut isoler le défaut dans un signal spécifique. Comme nous l'avons évoqué dans le chapitre 2, la CEEMDAN améliorée (ICEEMDAN) est très bien placée pour réaliser cet objectif. La question cruciale est quelle IMF doit-on garder et sélectionner au tant qu'IMF optimale.

4.1.2. Deuxième étape : Calculer le kurtosis spectral du signal à analyser

Pour permettre un choix rationnel de l'IMF optimale à partir de laquelle la signature du défaut sera extraite, nous proposons d'utiliser le kurtosis spectral selon l'algorithme développé par Antoni et Randall [90]. Contrairement à l'approche utilisée par Bouhalais [86] qui consiste à calculer le kurtosis de chaque IMF, notre approche elle consiste à calculer le kurtosis spectral du signal. Ce dernier permet une visualisation 3D nommée kurtogramme, qui donne un aperçu sur les valeurs du kurtosis en fonction des fréquences du signal, et permet donc de cibler les bandes de fréquence optimales qui contiennent les valeurs maximales du kurtosis. Cette approche est très utile pour choisir la bande passante d'un filtre passe-bande pour une analyse d'enveloppe par exemple. Dans notre cas, le kurtosis spectral va nous servir de critère pour choisir l'IMF optimale.

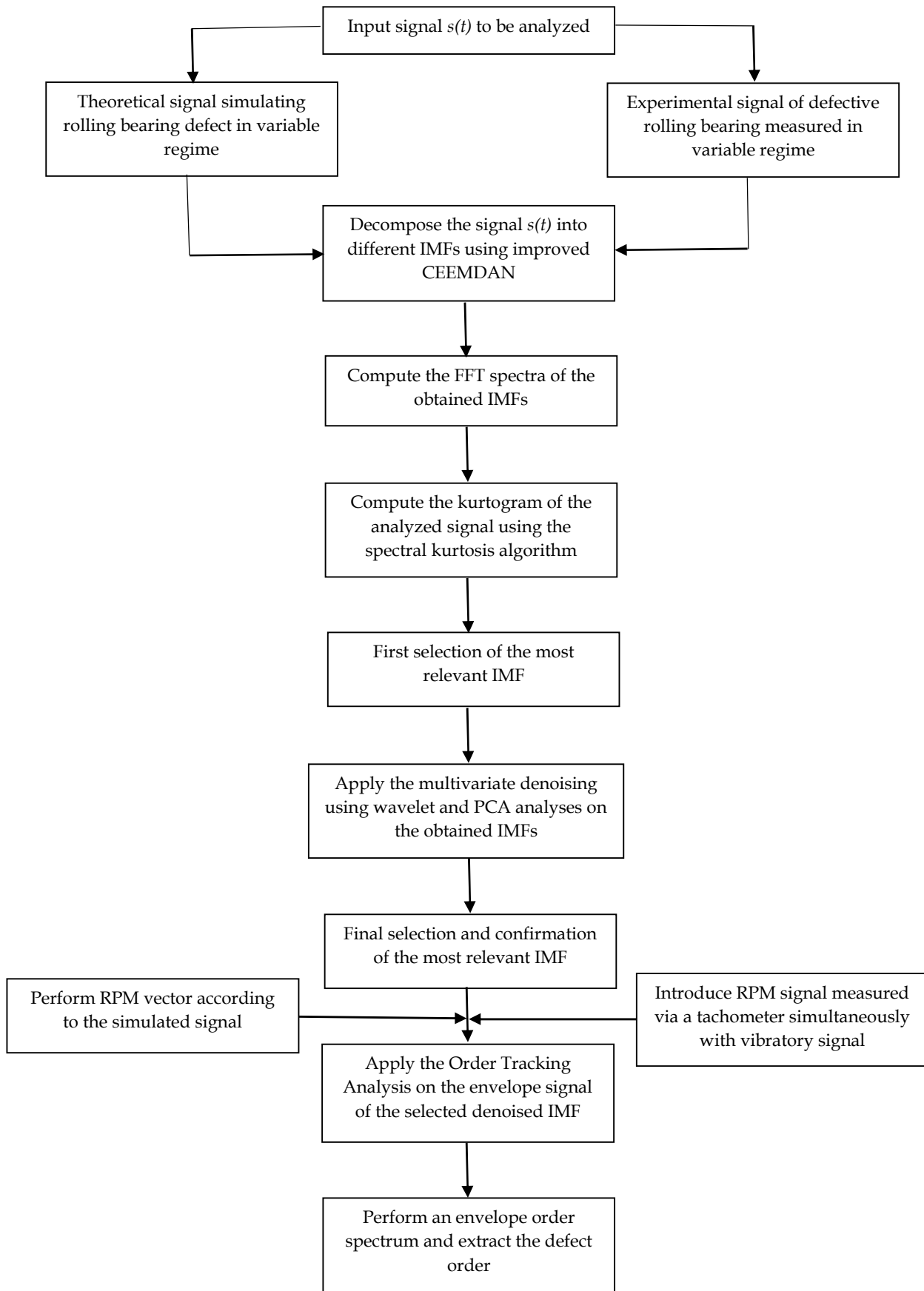


Fig. 3.15. Organigramme de l'approche proposée

4.1.3. Troisième étape : Calculer les spectres de toutes les IMFs et choisir celle optimale

Un simple spectre FFT permet de mettre en évidence la bande fréquentielle de chaque IMF, celles-ci étant considérées comme des signaux filtrés. L'objectif de cette étape est de sélectionner la meilleure IMF qui cerne la bande fréquentielle déjà sélectionnée par le kurtosis spectral. Avec ce choix nous sommes pratiquement sûrs que la signature du défaut sera efficacement extraite à partir de cette IMF. Un calcul du kurtosis de toutes les IMFs peut contribuer à la validation de ce choix, car l'IMF optimale aura une valeur très importante.

4.1.4. Quatrième étape : Procéder au débruitage multivariate par ondelettes et PCA

Même après la décomposition par la ICEEMDAN, une quantité de bruit résiduel est toujours présente dans les IMFs. A cet effet, nous proposons d'utiliser une méthode récente basée sur le débruitage par ondelettes nommée *multivariate denoising based on wavelet and Principal Component Analysis* [94]. Toutes les IMFs seront débruitées et un calcul de leurs kurtosis pourrait mettre en évidence l'apport considérable de l'opération de débruitage en comparant aux mêmes valeurs avant. Cette étape confirmera le choix de l'IMF optimale qui sera considérée dans la prochaine étape.

4.1.5. Cinquième étape : Application de l'analyse d'ordre et l'analyse d'enveloppe

Comme nous l'avons prouvé dans les exemples précédents, il est inutile d'appliquer n'importe quelle méthode dans le cas du régime variable sans avoir recourt à un moyen pour éliminer l'effet de la variation de la vitesse. Pour ce faire, nous appliquons dans cette étape l'analyse d'ordre sur l'enveloppe de l'IMF optimale. Finalement un spectre d'ordre sera obtenu sur lequel devrait apparaître l'ordre du défaut est plusieurs de ses harmoniques. Bien évidemment cette étape nécessite au préalable la connaissance du vecteur de vitesse instantanée.

4.2. Application sur des signaux simulés

4.2.1. Cas d'un profil de vitesse fixe (cas d'une accélération pure)

Dans ce cas nous considérons le signal bruité d'un défaut de roulement dans le cas d'une accélération de 100 Hz à 190 Hz pendant 33 secondes (cf. figure 3.5.b). L'ordre du défaut est pris égal à trois, la fréquence d'échantillonnage étant égale à 15000 Hz et la fréquence propre du roulement est toujours la même que pour les exemples précédents, à savoir 2800 Hz.

La figure (3.16) montre les quatre premières IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal considéré. Bien évidemment nous n'avons retenu que ces IMFs car les

autres correspondent aux basses fréquences et n'ont par ce fait aucune contribution pour la détection du défaut simulé.

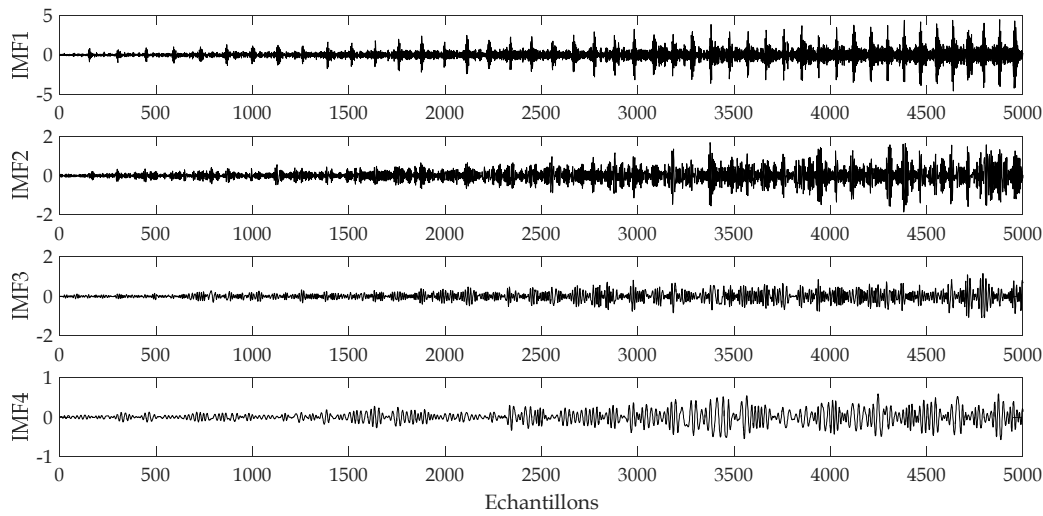


Fig. 3.16. Quatre premières IMFs issues de la décomposition du signal simulé par la ICEEMDAN

Comme deuxième étape, nous avons calculé le kurtosis spectral du signal analysé, la figure (3.17) montre le résultat obtenu. On constate que le kurtogramme indique des valeurs très importantes du kurtosis dans la bande fréquentielle [1900 Hz-3700 Hz] avec une fréquence centrale égale à 2800 Hz correspondant à la fréquence propre simulée du roulement. Ceci concorde parfaitement avec la littérature pour le cas du régime stable, car en présence d'un défaut un phénomène de modulation se crée autour de la fréquence de résonance, donc c'est autour de cette fréquence qu'un filtrage optimal devrait être réalisé pour mettre en évidence les fréquences modulantes, ceci explique les valeurs importantes du kurtosis dans cette bande fréquentielle. La prochaine étape consistera donc à chercher quelle IMF couvre cette bande de fréquence, pour ce faire nous allons calculer tous les spectres des quatre IMFs obtenues.

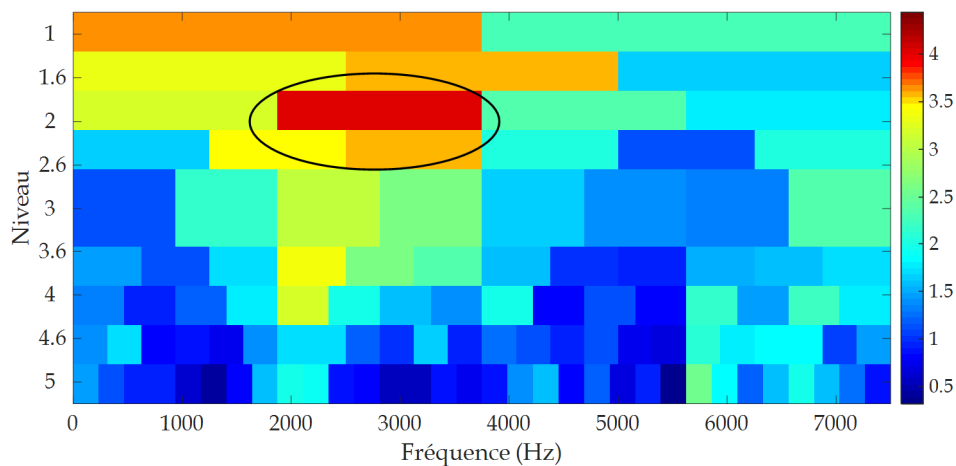


Fig. 3.17. Kurtogramme du signal simulé

La figure (3.18) montre que c'est la première IMF qui couvre parfaitement la bande de fréquence optimale sélectionnée par le kurtogramme. L'IMF2 couvre elle aussi cette bande mais s'étale sur d'autres composantes basses fréquences. Quant aux IMF3 et 4, elles sont immédiatement écartées car elles correspondent aux basses fréquences et ne couvrent pas la bande de fréquence optimale. Pour confirmer ce choix une opération de débruitage sera effectuée dans la quatrième étape sur toutes les IMFs obtenues. Théoriquement, le débruitage aura un grand effet sur l'IMF optimale et validera son choix.

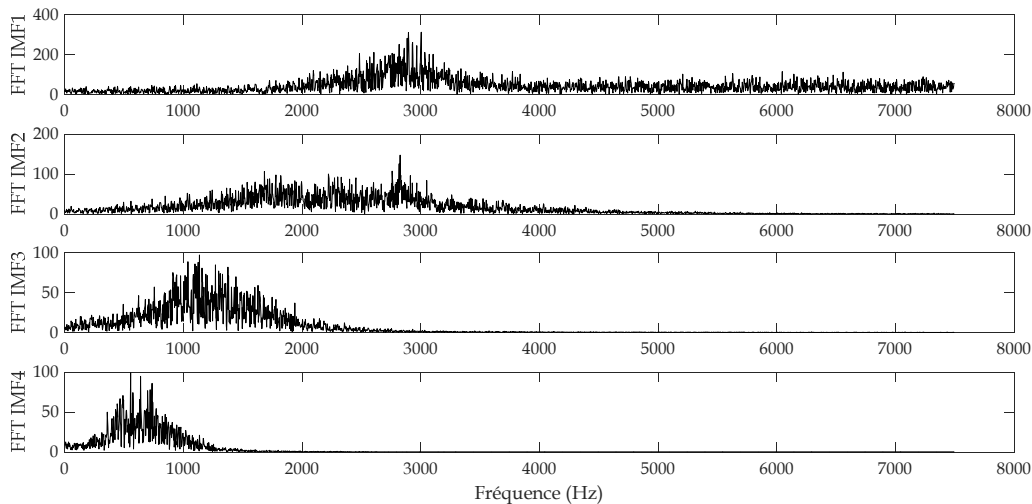


Fig. 3.18. Spectres des quatre premières IMFs

Le débruitage multivariate basé sur les ondelettes et la PCA est appliqué sur les quatre premières IMFs, la figure (3.19) montre les IMFs débruitées. Comme mentionné auparavant, l'effet du débruitage est très notable sur l'IMF1 classée optimale. Le kurtosis de cette IMF est très important (33.28) contre seulement 8.85 pour l'IMF avant débruitage. Cette étape confirme sans confusion que l'IMF1 est celle optimale, donc celle que nous allons retenir pour la cinquième et dernière étape de l'approche proposée.

Même si l'IMF1 est sélectionnée en tant qu'IMF optimale, et même si l'apport du débruitage a été très efficace, l'effet du régime variable est toujours présent. Comme cinquième et dernière étape donc nous allons appliquer l'analyse d'ordre sur l'enveloppe de l'IMF1 débruitée pour aboutir à un spectre d'enveloppe d'ordre. La figure (3.20) montre le spectre d'enveloppe d'ordre où on peut facilement déceler l'existence d'une composante dominante correspondant à l'ordre du défaut simulé (2.9) et plusieurs de ses harmoniques. Bien entendu un écart de 0.1 entre l'ordre simulé et celui montré par le spectre d'ordre est tout à fait acceptable.

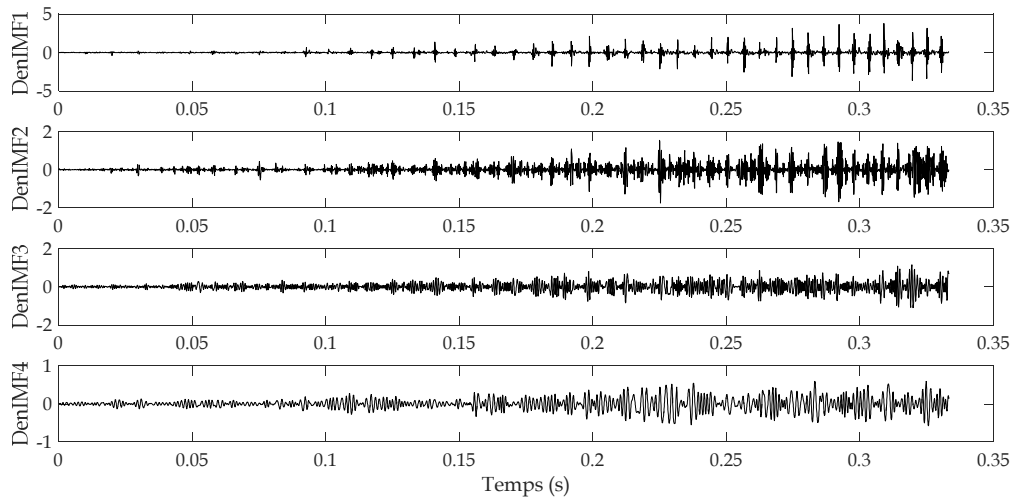


Fig. 3.19. IMFs débruitées

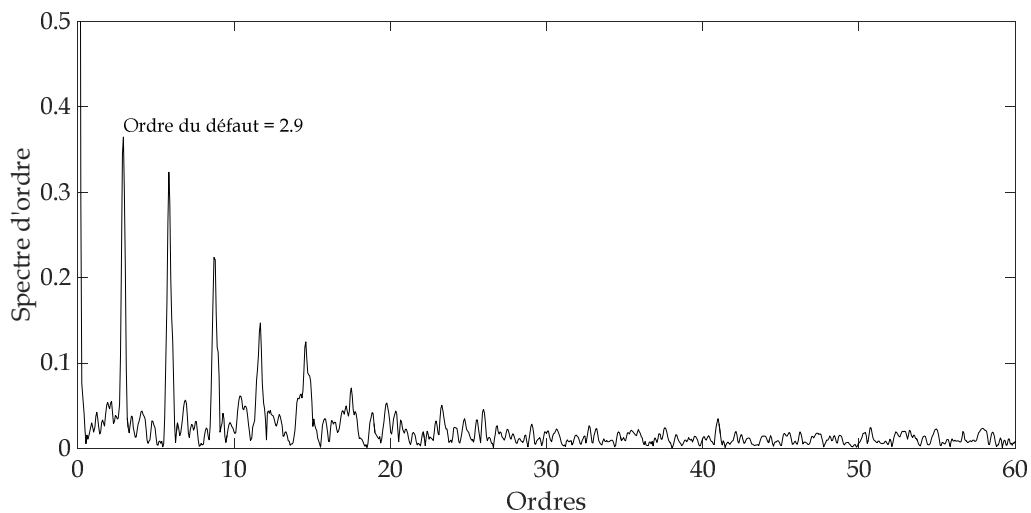


Fig. 3.20. Spectre d'enveloppe d'ordre obtenu par l'analyse d'ordre

4.2.2. Cas d'un profil de vitesse variable

Pour tester l'approche proposée pour des profils de vitesse variables nous proposons le signal bruité de la figure (3.21). Dans ce signal la fréquence du défaut varie selon trois paliers ; une augmentation de 100 Hz à 300 Hz, un maintien à 300 Hz et enfin une diminution de 300 Hz à 100 Hz. En considérant un ordre du défaut égal à trois, la vitesse de rotation comporte elle aussi trois paliers ; une accélération de 33.3 Hz (2000 Tr/min) à 100 Hz (6000 Tr/min) dans le premier palier, un maintien à 100 Hz soit 6000 Tr/min dans le deuxième palier, et enfin une décélération de 100 Hz (6000 Tr/min) à 33.3 Hz (2000 Tr/min) dans le troisième palier. Nous gardons les mêmes données que pour l'exemple précédent, une fréquence propre du roulement égale à 2800 Hz et un

échantillonnage de 15000 Hz. La figure (3.22) montre le profil de vitesse correspondant au signal de la figure (3.21).

Nous avons commencé par calculer le kurtosis spectral du signal traité, la figure (3.23) montre le kurtogramme obtenu. Celui-ci est parfaitement identique à celui de la figure (3.17) du fait qu'il s'agit de la même fréquence propre, donc les valeurs maximales du kurtosis sont localisées aux alentours de la bande de fréquence couvrant cette fréquence. Ainsi, la bande optimale permettant de sélectionner l'IMF optimale est celle comprise dans l'intervalle [1900 Hz-3700 Hz] avec une fréquence centrale égale à 2800 Hz correspondant à la fréquence propre simulée du roulement.

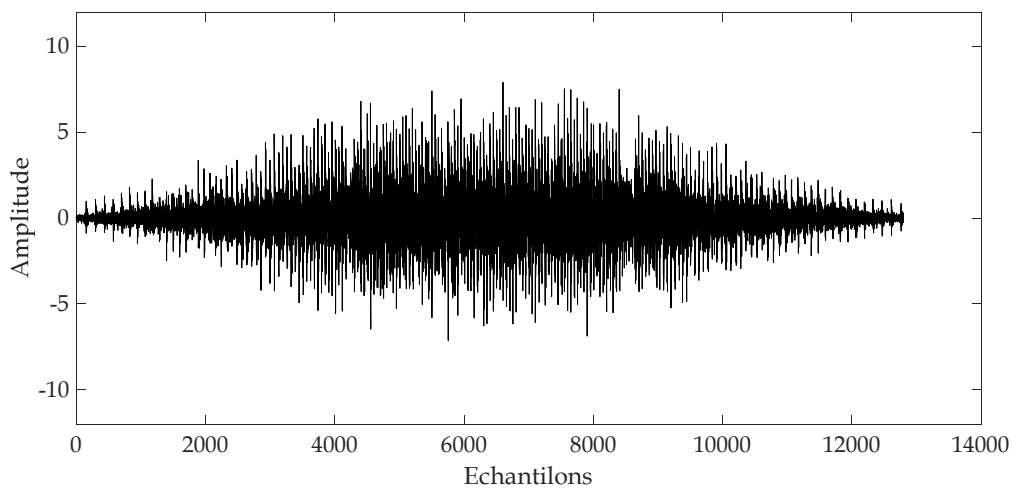


Fig. 3.21. Signal d'un roulement défectueux dans le cas d'un profil de vitesse variable (accélération, maintien, décélération)

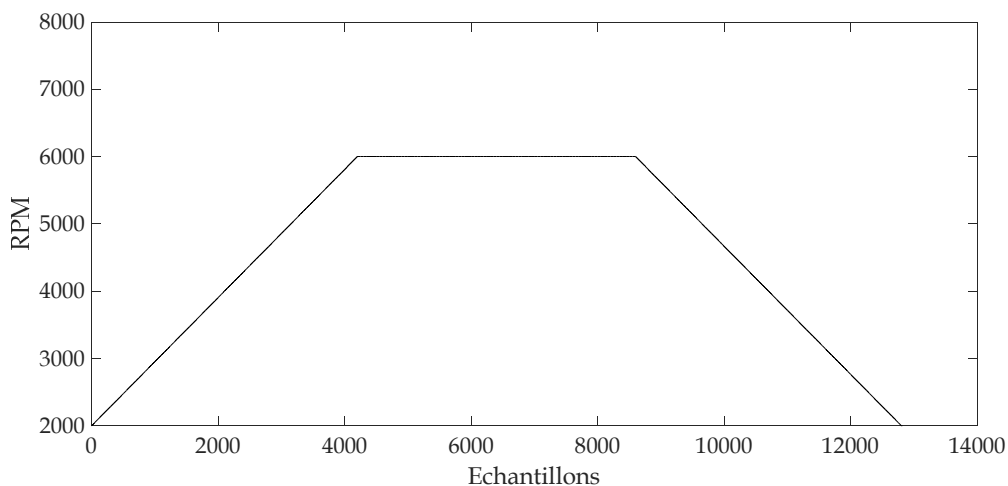


Fig. 3.22. Profil de vitesse correspondant au signal de la figure (3.21)

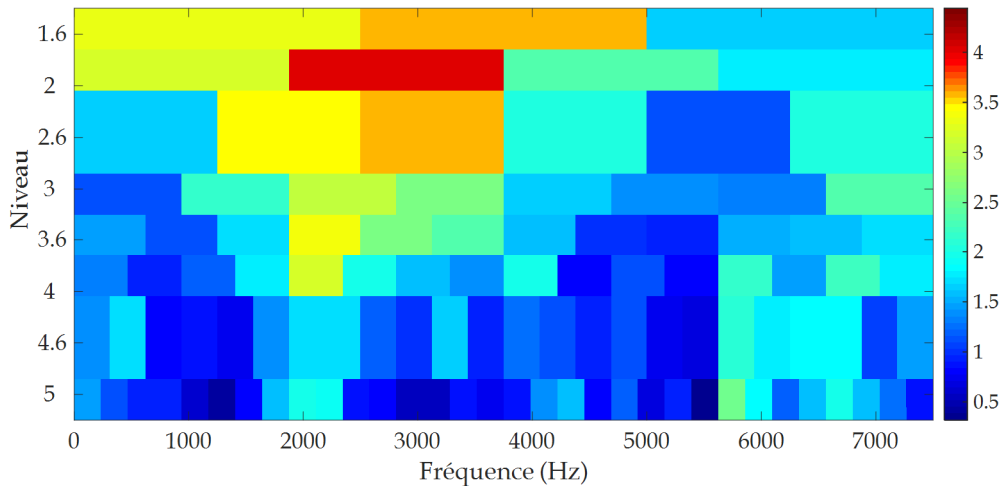


Fig. 3.23. Kurtogramme du signal de la figure (3.21)

La ICEEMDAN est ensuite appliquée sur le signal de la figure (3.21) aboutissant à plusieurs IMFs, la figure (3.24) montre les quatre premières IMF et leurs spectres FFT. Comme pour l'exemple précédent, nous ne montrons que ces IMFs car les autres correspondent aux basses fréquences. D'un autre côté, le spectre de l'IMF1 couvre parfaitement la bande fréquentielle optimale sélectionnée par le kurtogramme, par conséquent l'IMF1 sera prise comme IMF optimale.

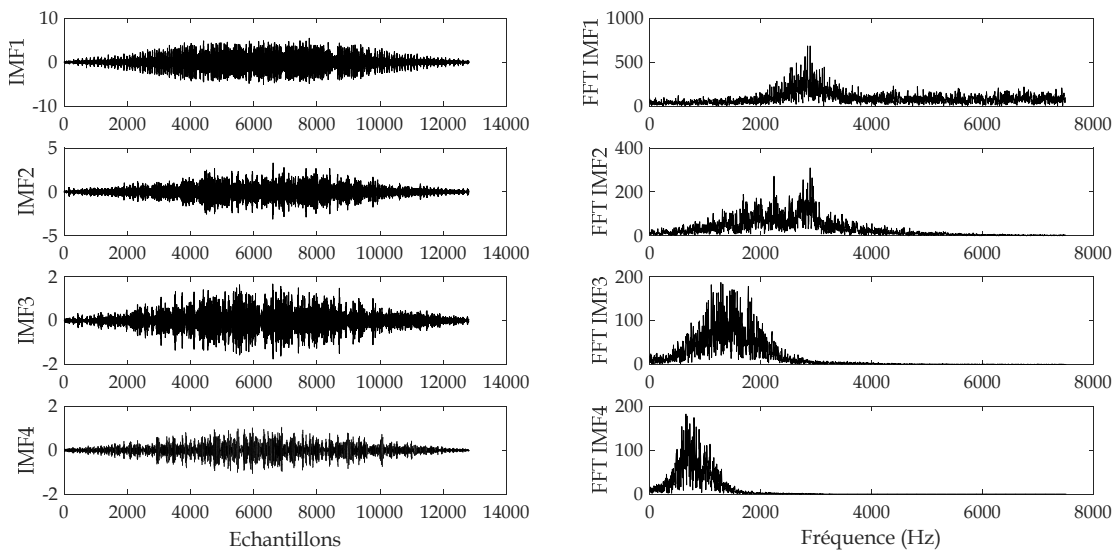


Fig. 3.24. IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal de la figure (3.21) et leurs spectres

FFT

Le débruitage basé sur les ondelettes et la PCA est alors appliqué sur ces IMFs pour améliorer le rapport signal-bruit et pour confirmer le choix de l'IMF1 comme IMF optimale. Ce choix nous semble parfaitement validé du fait que l'apport du débruitage est optimal pour cette IMF (figure

3.25 et figure 3.26 pour plus de précision). Son kurtosis atteint 21.72 ce qui représente une valeur très importante.

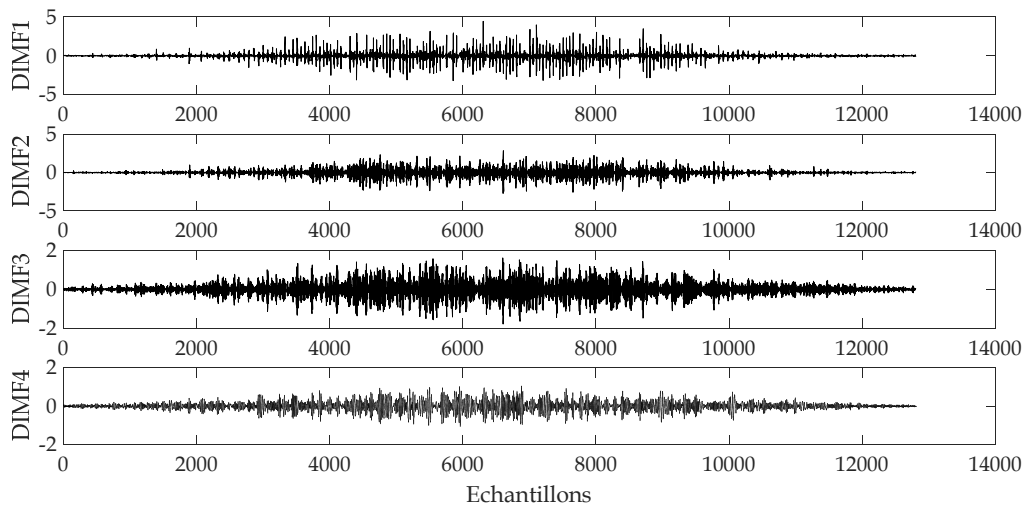


Fig. 3.25. IMFs débruitées

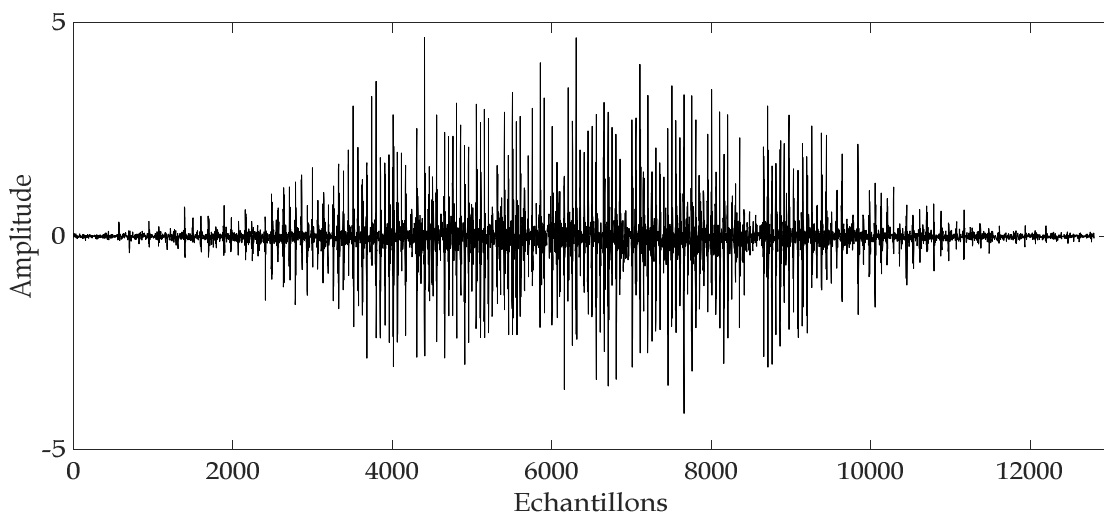


Fig. 3.26. IMF1 débruitée

Enfin l'analyse d'ordre est appliquée sur l'enveloppe de l'IMF1 débruitée pour aboutir au spectre d'enveloppe d'ordre de la figure (3.27). Malgré le profil de vitesse changeant qui comporte trois paliers (accélération, maintien, décélération), le spectre d'ordre permet de mettre en évidence, avec une clarté irréprochable, l'ordre correspondant au défaut et plusieurs de ses harmoniques.

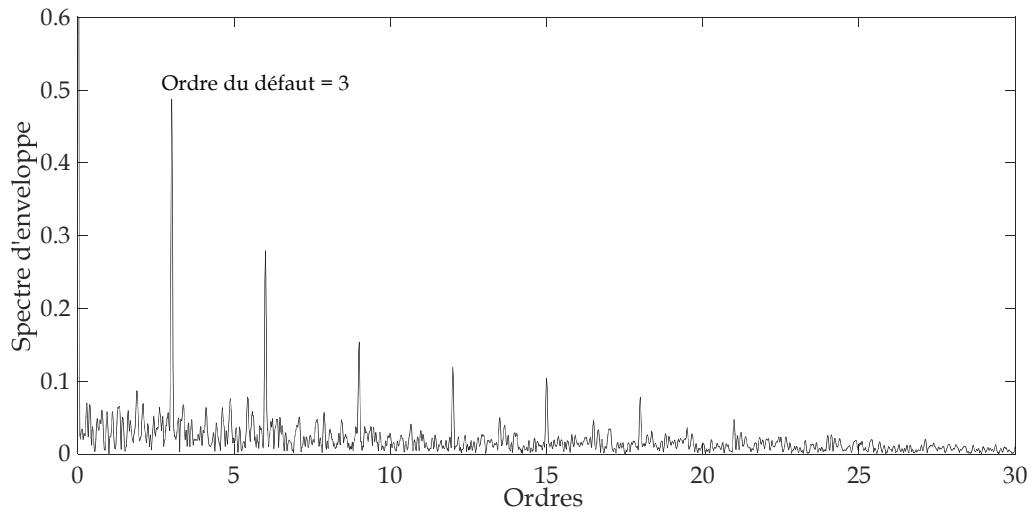


Fig. 3.27. Spectre d'enveloppe d'ordre

4.2.3. Cas d'une vitesse constante

La méthode proposée est spécialement conçue pour le cas d'un régime variable, la question qu'on se pose, serait-elle aussi efficace pour la détection des défauts dans le régime stable ? Bien évidemment dans le régime stable nous n'avons pas besoin d'une analyse d'ordre, une analyse fréquentielle est suffisante. Notre objectif par la simulation qui suit est de démontrer que le régime stable deviendra un cas particulier du régime variable que notre approche est capable de traiter. Pour ce faire nous considérons le signal bruité de la figure (3.28.b) simulant un défaut de roulement dont la fréquence caractéristique est égale à 100 Hz. Si nous supposons que le roulement tourne à une vitesse constante égale à 50 Hz, l'ordre du défaut serait donc égal à 2.

L'approche proposée est donc appliquée, en premier lieu la ICEEMDAN décompose le signal simulé en plusieurs IMFs. En appliquant la même approche précédente, le kurtogramme du signal traité et les spectres des différentes IMFs ont montré que c'est l'IMF1 qui est sélectionnée en tant qu'IMF optimale. La figure (3.29) montre le signal de cette IMF. Le débruitage basé sur les ondelettes et la PCA est alors appliqué permettant un rapport signal-bruit plus important pour l'IMF1 débruitée comme le montre la figure (3.30). L'analyse d'ordre est enfin appliquée sur l'enveloppe de cette IMF débruitée aboutissant au spectre d'enveloppe d'ordre. D'après la figure (3.31), l'ordre du défaut égal à 2 et plusieurs de ses harmoniques sont nettement détectables sur le spectre d'enveloppe.

Nous pouvons donc conclure à l'issue de cette simulation que l'approche proposée est aussi très efficace pour les signaux mesurés dans le régime constant. En fait, même en régime constant des fluctuations brèves de vitesse et/ou de charge peuvent rendre le régime transitoire pour de courts instants, la résolution fréquentielle pourrait facilement être affectée par cette fluctuation et conduire à de faux diagnostics. L'approche proposée apparaît donc comme une méthode

généralisée pour l'analyse des signaux peu importe le régime de fonctionnement de la machine. La seule condition pour une application efficace est la connaissance préalable des ordres de tous les défauts en plus d'une mesure fiable de la vitesse de rotation instantanée.

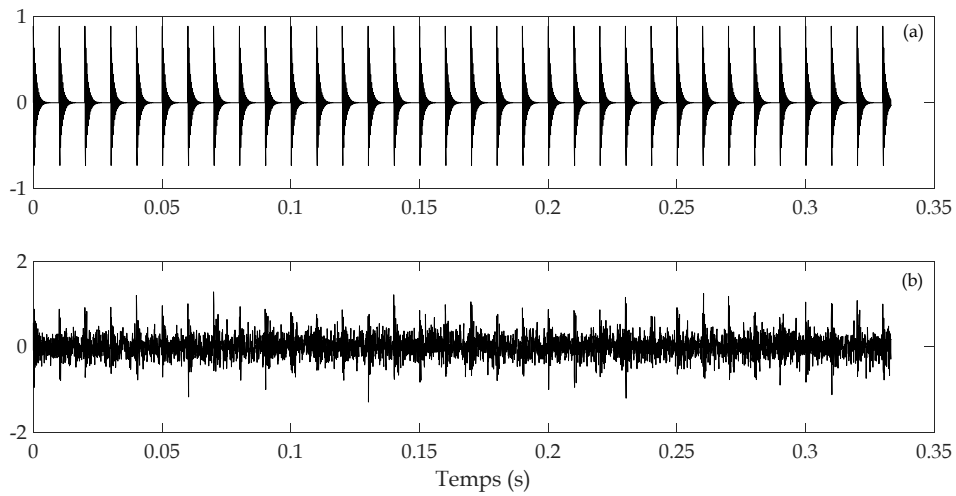


Fig. 3.28. (a) Signal simulant un roulement tournant à une vitesse constante de 50 Hz avec un défaut à 100 Hz, (b) le même signal après avoir ajouté un niveau significatif de bruit

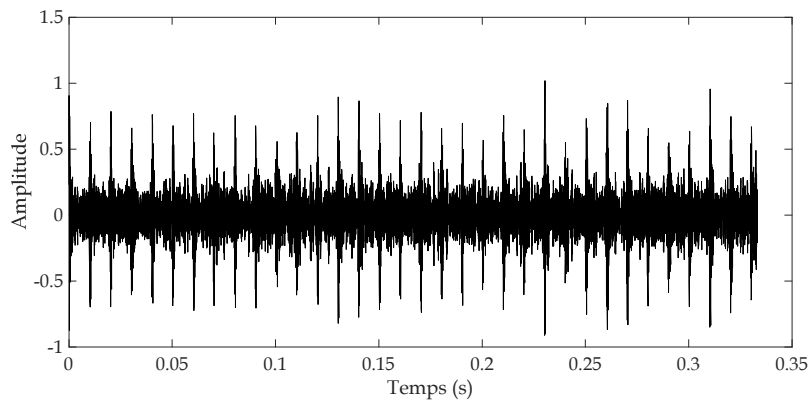


Fig. 3.29. IMF1 sélectionnée en tant qu'IMF optimale

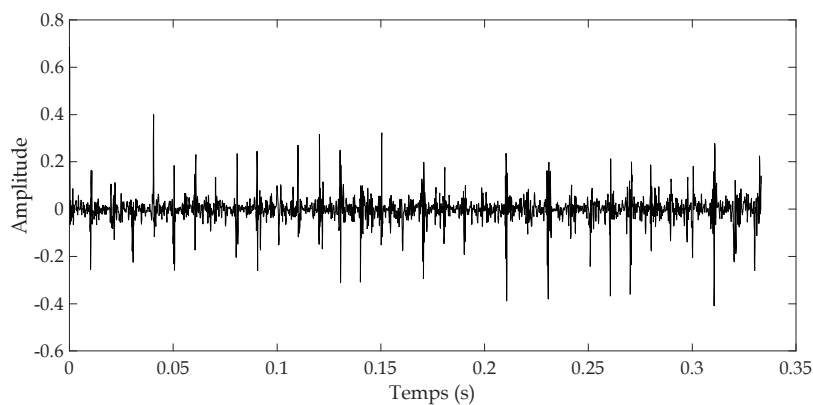


Fig. 3.30. IMF1 débruitée

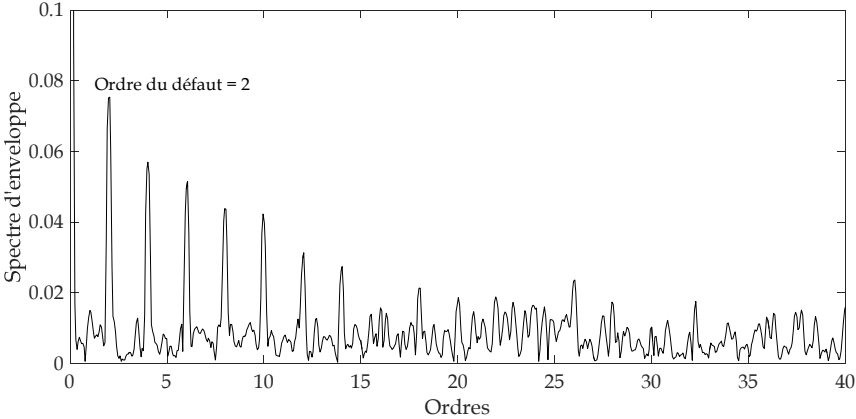


Fig. 3.31. Spectre d'enveloppe d'ordre

5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre a été consacré au développement d'un outil de surveillance et de détection des défauts de roulements dans le régime variable. Après avoir présenté les fondements du modèle mathématique adopté, une étude de la sensibilité des outils classiques et récents de détection a été entamée sur des signaux modélisant des défauts de roulements dans différents modes de variation de la vitesse. Les résultats ont montré que dans le régime variable toutes les techniques et méthodes, même les plus récentes, sont inefficaces. En effet, l'effet de la variation de la vitesse est très notable sur les résultats obtenus, notamment ceux permettant une visualisation fréquentielle.

Une approche hybride est par conséquent proposée comme solution à ce problème. Pour profiter pleinement de plusieurs méthodes d'analyse modernes et permettre un résultat optimal, la méthode proposée combine la ICEEMDAN, le débruitage par ondelettes et PCA et le kurtosis spectral. Bien évidemment pour éliminer l'effet de la variation de la vitesse, l'analyse d'ordre est appliquée. A la fin, un spectre d'enveloppe d'ordre est obtenu permettant l'identification de l'ordre du défaut et plusieurs de ses harmoniques.

L'approche proposée est appliquée sur des signaux simulés dans des modes de variation simples (cas d'une accélération par exemple) ou combinés (accélération-maintien-décélération). Dans les deux cas considérés la méthode proposée a efficacement mis en évidence l'ordre du défaut simulé. Une dernière simulation visant à prouver l'efficacité de l'approche proposée dans le régime constant a été réalisée. Celle-ci s'est montrée aussi efficace dans le régime constant que dans le régime variable. Avec cette dernière simulation la méthode proposée se montre comme approche globale permettant la détection des défauts de roulement dans tous les modes de fonctionnement, et le régime constant apparaît finalement comme un simple cas particulier de son application.

Développement d'outils de détection des défauts de roulements en régime variable : Validation expérimentale

1. Introduction

Ce chapitre vise essentiellement la validation expérimentale de l'approche hybride développée au chapitre 3. A cet effet, plusieurs signaux ont été mesurés sur un banc d'essais de laboratoire (MFS : Machinery Fault Simulator). Deux types de défauts et plusieurs modes de variation de la vitesse sont considérés. Un mode de variation combiné, incluant trois modes de variation de la vitesse, est considéré. L'approche proposée sera également appliquée dans le cas d'un régime constant pour prouver le résultat trouvé au chapitre 3, à savoir qu'elle est applicable pour la détection d'un défaut de roulement peu importe son régime de fonctionnement.

Pour encore prouver son efficacité, la méthode proposée sera comparée à une autre approche hybride développée dans la thèse de Bouhalais [86] et publiée en 2018. Notons que cette dernière a donné de très bons résultats pour la détection des défauts de roulements en régime variable.

2. Plan expérimental et matériel de mesure

2.1. Banc d'essais Machinery Fault Simulator (MFS)

Le simulateur des défauts de machines (Machinery Fault Simulator) est un banc d'essais de simulation des défauts de machines tournantes fabriqué et commercialisé par l'entreprise Américaine « SpectraQuest ». C'est un outil efficace pour l'étude des différents défauts pouvant se manifester sur les machines tournantes en vue de la compréhension de leurs images vibratoires. Associé à son logiciel de traitement des données (VibraQuest® Pro), il permet, en plus de l'acquisition des signaux mesurés, plusieurs autres outils d'analyse. Outre son utilisation dans le domaine de recherche, il permet l'imprégnation des concepts et de la méthodologie de la pratique de la maintenance prédictive par analyse vibratoire aux étudiants sensés pratiquer la maintenance industrielle dans leur carrière professionnelle. Il est également tout à fait adéquat pour la formation du personnel de maintenance du secteur industriel dans le domaine de l'analyse vibratoire et donne l'opportunité, grâce à ses différents kits d'utilisation, de simuler tous les défauts qu'ils ont l'habitude de rencontrer en pratique.

2.1.1. Utilisations possibles du MFS

Comme mentionné auparavant, le MFS permet la simulation de plusieurs défauts de machines tournantes, en voici quelques-uns :

1. Etude du balourd ;
2. Etude du mésalignement ;
3. Etude des défauts de roulements ;
4. Etude des accouplements ;
5. Etude d'un rotor voilé et/ou excentré ;
6. Etude de la résonance ;
7. Dynamique des rotors ;
8. Etude des ventilateurs ;
9. Analyse du courant électrique, ...etc.

2.1.2. Description du MFS

Le MFS est une mini-machine ou une machine-école destinée à des fins pédagogiques et de recherche. Il est donc d'une conception très simple permettant de simuler plusieurs types de défauts dans un temps minime. La figure (4.1) montre une photo réelle du MFS, celui-ci est

composé principalement d'un arbre tournant entraîné par un moteur électrique. L'arbre est guidé en rotation par deux roulements à billes et peut supporter des disques tournants pour simuler un défaut de balourd par exemple. Le MFS est muni d'un variateur de vitesse et d'un tachymètre à affichage digital permettant la mesure instantanée de la vitesse de rotation. La figure (4.2) montre les organes constitutifs du MFS.



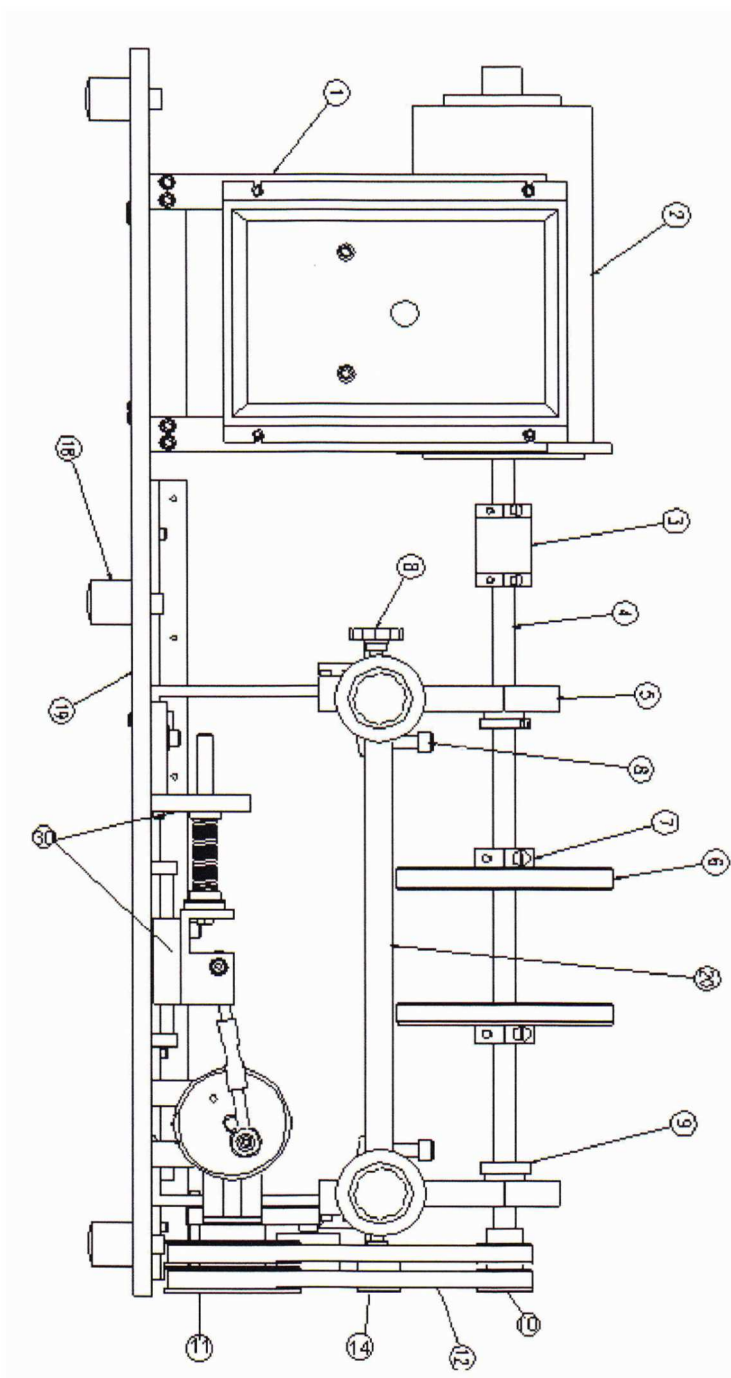
Fig. 4.1. Photo du banc d'essais MFS

2.2. Acquisition des signaux mesurés

L'acquisition des signaux mesurés est assurée par des accéléromètres fixés par filetage sur les logements des deux roulements dans les deux directions. Le MFS est muni de 16 ports de connexions permettant de réaliser 16 mesures à la fois (15 mesures vibratoires données par les accéléromètres plus la mesure de la vitesse de rotation via le tachymètre). Ces ports sont alors connectés à des ports extérieurs permettant l'acheminement des mesures à une carte d'acquisition installée sur un PC. Ce PC est muni du logiciel d'acquisition et de traitement « VibraQuest Pro » permettant l'utilisation de plusieurs outils d'analyse, tel que le spectre, l'analyse statistique, ...etc. Dans notre cas, juste le signal temporel est acquis à travers le logiciel, le post-traitement s'effectue sur environnement Matlab.

Le MFS est muni d'un kit de quatre roulements avec quatre types de défauts ponctuels livrés avec la machine ; sur la bague extérieure, sur la bague intérieure, sur la bille et un roulement avec défaut mixte. Les mesures sont effectuées sur le roulement coté courroie car le montage et le

démontage est facile (figure 4.3). Les caractéristiques des roulements utilisés sont données par le tableau (4.1).



1. Variateur de vitesse
2. Moteur électrique
3. Accouplement
4. Arbre
5. Logement de roulement
6. Disque tournant avec trous pour simulation du balourd
7. Introduction du mésalignement
8. Roulement
9. Petite poulie pour courroie
10. Grande poulie pour courroie
11. Double courroie
17. Frein magnétique
18. Appuis
19. Base

Fig. 4.2. Organes constitutifs du simulateur (vue de face)

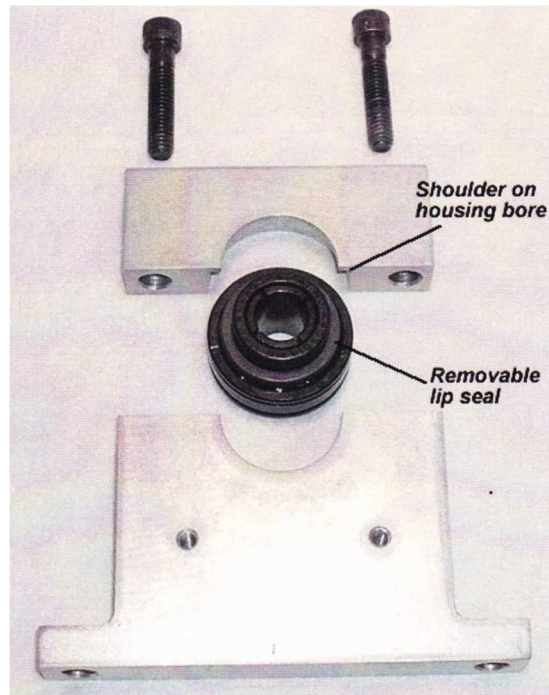


Fig. 4.3. Montage du roulement testé dans son logement

Nombre de billes	Diamètre moyen (inch)	Diamètre de la bille (inch)	Ordre DBE	Ordre DBI	Ordre DB	Ordre DC
8	1,318	0,378	3,05	4,95	1,99	0,38

DBE : Défaut sur la Bague Extérieure

DBI : Défaut sur la Bague Intérieure

DB : Défaut sur la Bille

DC : Défaut sur la Cage

Tableau 4.1. Caractéristiques géométriques et ordres des défauts pour les roulements utilisés

3. Analyse de quelques signaux mesurés dans différentes configurations

3.1. Utilisation du spectre d'enveloppe

La figure (4.4) montre quatre signaux correspondant à quatre modes différents de variation de la vitesse. Les deux premiers (en haut) correspondent à deux modes d'accélération, les deux derniers à deux autres modes de décélération. Dans les quatre signaux le roulement testé contient un défaut sur la bague extérieure. Pour les quatre signaux considérés, des spectres d'enveloppe ont été calculés aboutissant aux résultats de la figure (4.5). Comme nous l'avons déjà évoqué dans le chapitre 3, dans le régime variable toutes les méthodes, même les plus puissantes, perdent leur

efficacité. Dans la figure (4.5) nous pouvons constater que les quatre spectres d'enveloppe ne mettent en évidence aucune composante fréquentielle significative.

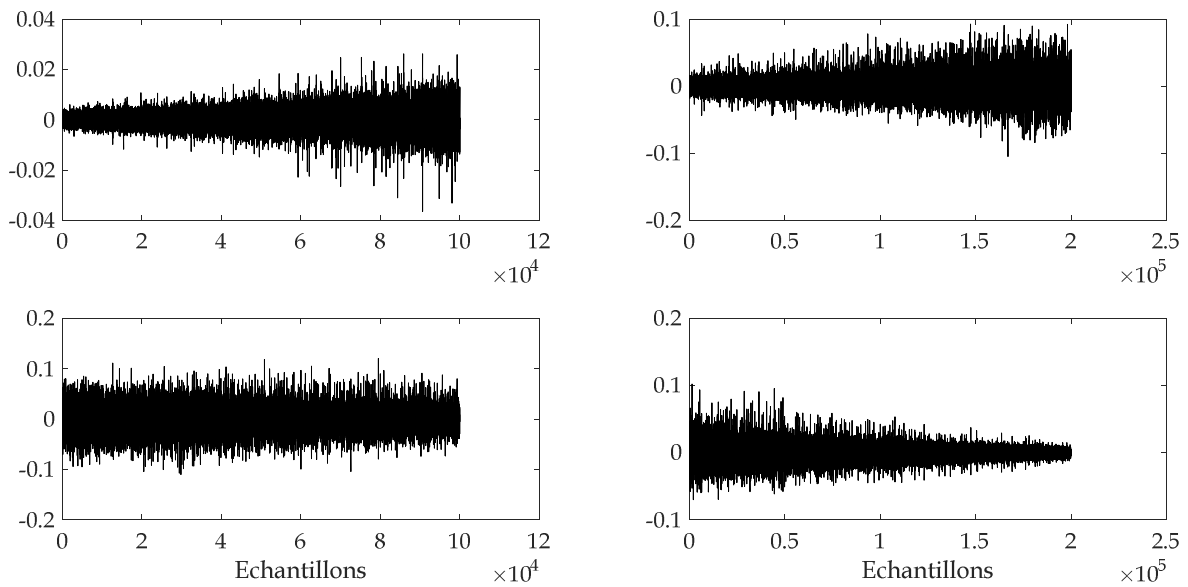


Fig. 4.4. Signaux d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure pour différents modes de variation de la vitesse

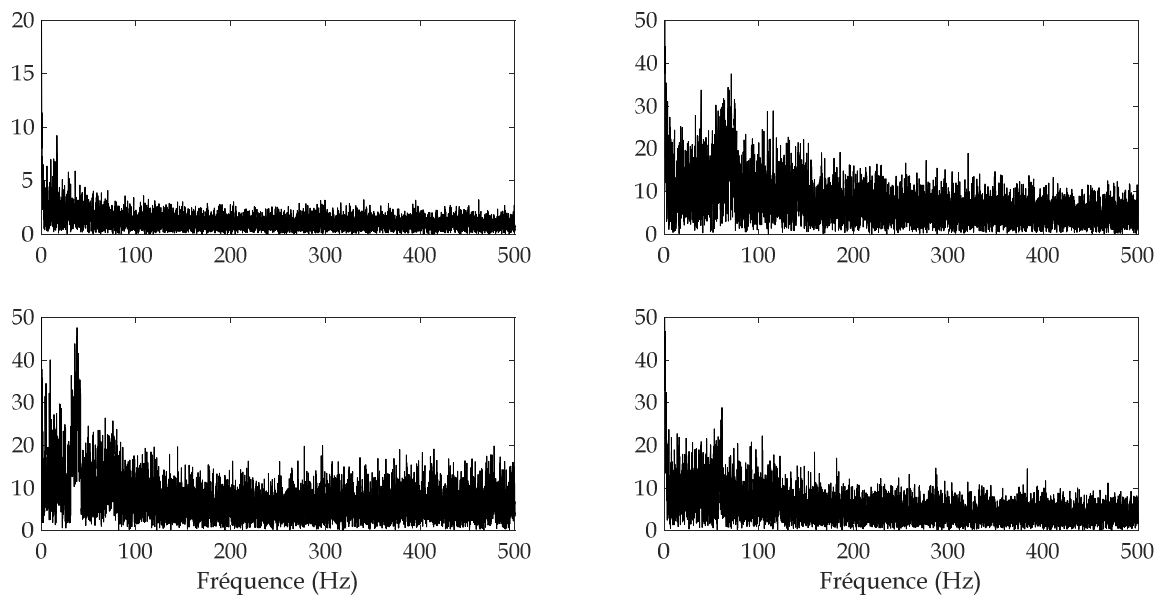


Fig. 4.5. Spectres d'enveloppe correspondant aux signaux de la figure (4.4)

Nous jugeons donc de ne pas tester d'autres méthodes, à l'image des indicateurs temporels, fréquentiels et temps-fréquence comme nous l'avons fait dans le chapitre 3, car nous sommes pratiquement certain qu'ils ne donneront aucun résultat notable. Sans l'intervention d'un outil permettant d'éliminer l'effet de la variation de la vitesse, toutes ces méthodes sont inefficaces.

3.2. Analyse de la forme du signal en fonction du type du défaut

La figure (4.6) montre deux signaux mesurés sur des roulements avec un défaut sur la bague extérieure et intérieure dans le cas d'une accélération de 0 RPM à 1800 RPM avec le même temps d'accélération. Nous pouvons constater que l'effet de la variation de la vitesse est beaucoup plus évident pour le défaut sur la bague extérieure que pour le cas du défaut sur la bague intérieure. Dans certains signaux de la bague intérieure, l'effet de la variation de la vitesse est presque absent, donnant l'impression que le signal a été mesuré en régime constant.

Ceci est dû, à notre avis, au fait que pour un défaut sur la bague intérieure le défaut est tournant, contrairement au cas d'un défaut sur la bague extérieure où le défaut est fixe et donc toute l'énergie vibratoire est captée par l'accéléromètre. Notons que ce phénomène a également été soulevé par Bouhalais dans sa thèse [86], et dans l'article de Liu et al. [92] pour des signaux de roulements en régime variable mesurés sur un banc d'essais similaire au notre.

Dans la partie qui suit nous allons essayer de valider l'approche développée dans le chapitre 3. Rappelons que son application sur des signaux simulés, même pour un signal contenant des modes de variation différents, a donné de bons résultats.

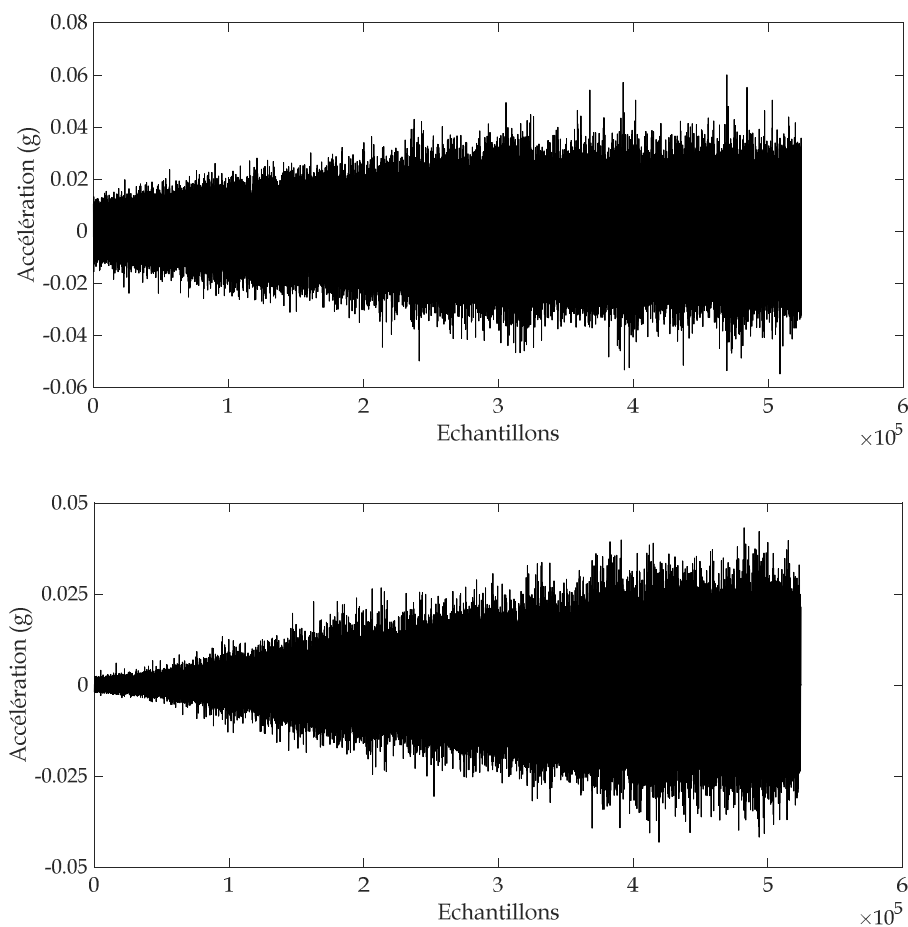


Fig. 4.6. Signaux mesurés sur des roulements défectueux dans le cas d'une accélération, en haut défaut sur la bague intérieure, en bas celui sur la bague extérieure

4. Application de l'approche hybride proposée sur des signaux mesurés en régime variable

4.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure en accélération pure

Dans ce premier cas, on considère un roulement avec un défaut sur la bague extérieure pour une accélération pure de 0 RPM à 1800 RPM en 34 secondes comme montré dans le profil de vitesse de la figure (4.7). Le signal est mesuré avec une fréquence d'échantillonnage de 15360 Hz et contient 524289 points. Comme il s'agit d'un défaut sur la bague extérieure et en se référant au tableau (4.1), l'ordre du défaut est égal à 3.05. La figure (4.8) montre le signal mesuré et son spectre. Nous pouvons constater sur le spectre plusieurs modulations dues à des fréquences propres, la détermination de la bande fréquentielle optimale est très difficile dans ce cas sans avoir recourt au kurtogramme.

Conformément à la démarche proposée, le kurtosis spectral de ce signal a été calculé aboutissant au kurtogramme de la figure (4.9). On remarque que les valeurs maximales du kurtosis sont localisées dans la bande fréquentielle [2200 Hz-2600 Hz]. Cette bande nous servira donc de critère lors du choix de l'IMF optimale obtenue après la décomposition du signal par la ICEEMDAN.

La ICEEMDAN est appliquée sur le signal traité aboutissant aux IMFs dont les quatre premières sont représentées par la figure (4.10). Pour sélectionner celles optimale, les spectres FFT ont été calculés (figure 4.11). Les IMF 3 et 4 sont immédiatement écartées du fait que leurs spectres ne couvrent pas la bande fréquentielle optimale sélectionnée par le kurtogramme. En effet, elles correspondent aux basses fréquences et ne peuvent être utilisées dans les étapes qui suivent. Une confusion est présente pour le choix de l'IMF optimale entre l'IMF1 et 2. Leurs spectres respectifs couvrent la bande fréquentielle optimale et peuvent donc toutes les deux être utilisées. Pour trancher entre les deux, le kurtosis est calculé donnant une valeur très significative pour l'IMF2 (11.48) contre seulement 8.75 pour l'IMF1. Par conséquent nous retenons l'IMF2 comme IMF optimale.

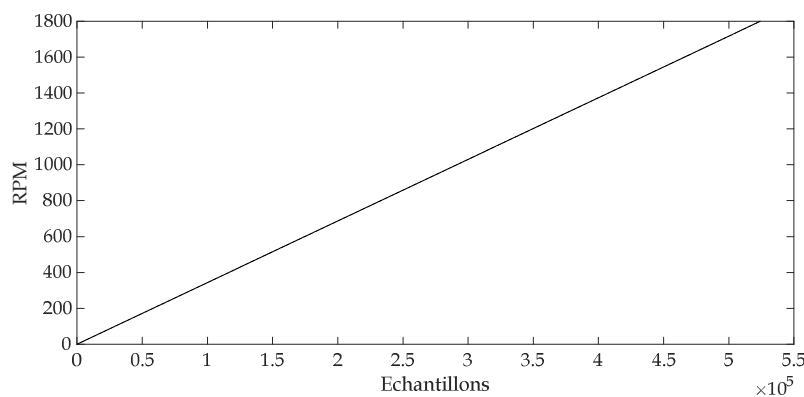


Fig. 4.7. Profil de vitesse pour une accélération pure de 0 RPM à 1800 RPM

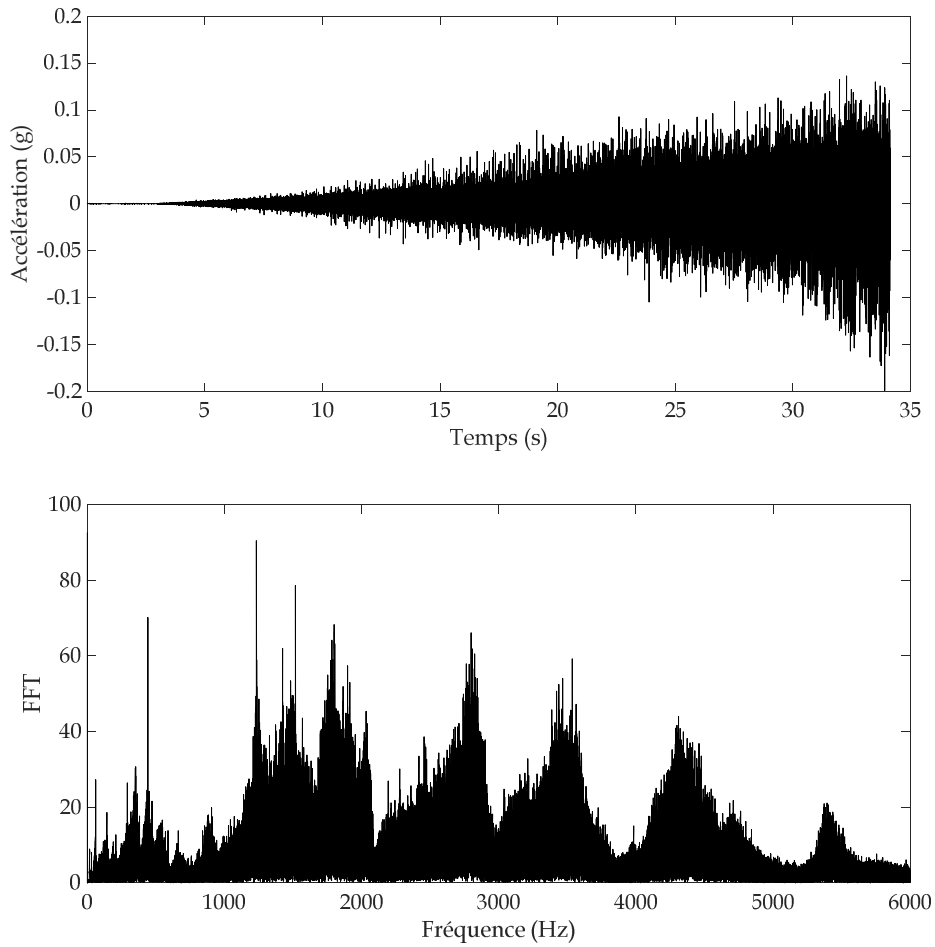


Fig. 4.8. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure dans le cas d'une accélération pure (en haut), et son spectre (en bas)

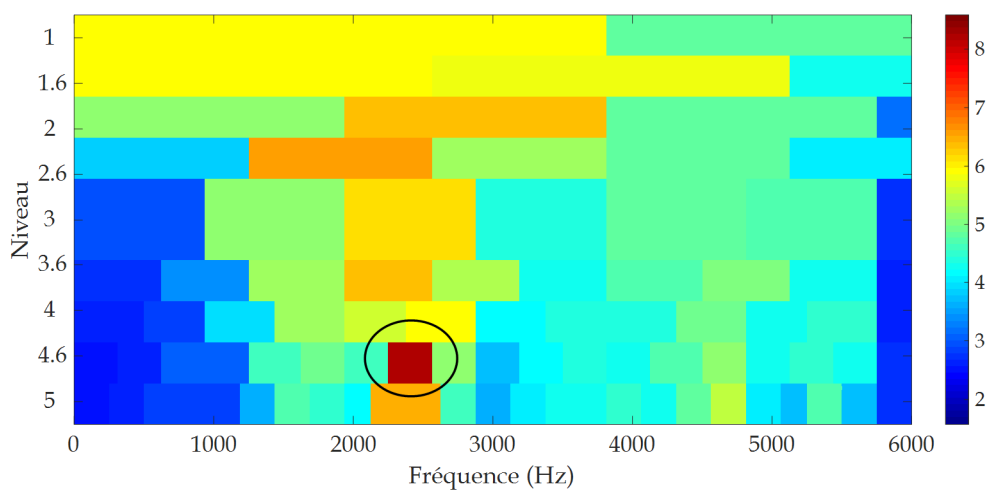


Fig. 4.9. Kurtogramme du signal de la figure (4.8)

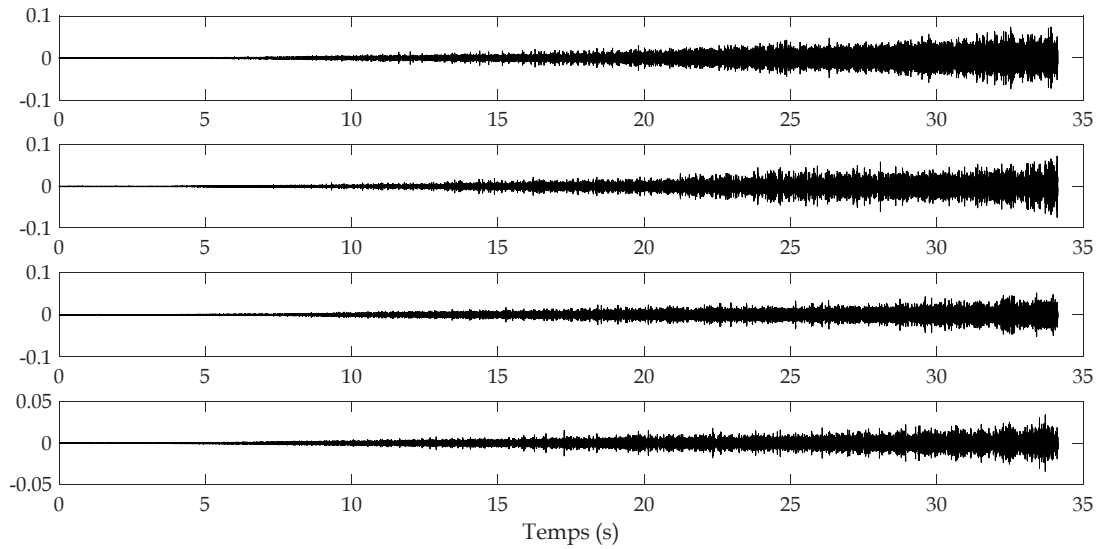


Fig. 4.10. Quatre premières IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal de la figure (4.8) (de haut en bas de l'IMF1 à l'IMF4)

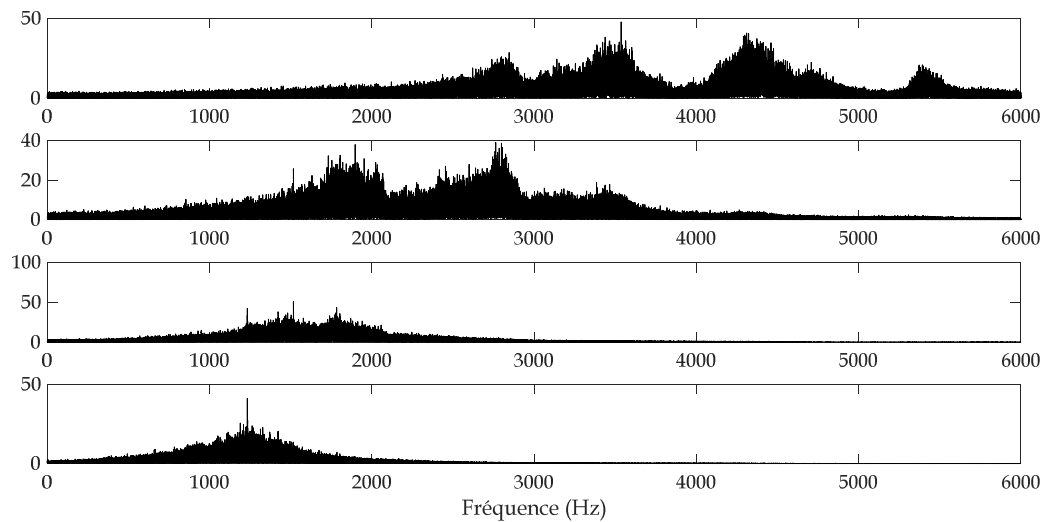


Fig. 4.11. Spectres FFT des quatre IMFs de la figure (4.10)

Comme prochaine étape de la démarche proposée, le débruitage basé sur les ondelettes et la PCA est appliqué. La figure (4.12) montre les IMF1 et 2 débruitées. Pour confirmer le critère de choix de l'IMF optimale, les spectres d'ordre de l'enveloppe des deux IMFs débruitées ont été calculés aboutissant aux résultats de la figure (4.13). Il est évident que les deux spectres d'ordre mettent en évidence l'ordre du défaut sur la bague extérieure (3.2 avec un petit décalage par rapport à la valeur théorique égale à 3.05) et plusieurs de ses harmoniques, ce qui confirme l'efficacité de l'approche proposée. Néanmoins, le spectre d'ordre correspondant à l'IMF2 débruitée semble plus clair (moins bruité) que celui de l'IMF1, bien que dans la figure (4.12) les

impacts soient plus clairs dans l'IMF1 bruitée que dans l'IMF2. Ceci nous conduit à conclure que deux critères principaux sont à retenir pour le choix de l'IMF optimale :

1. La couverture de la fréquence de résonance ;
2. En cas de confusion, comme c'était le cas pour cet exemple, se fier au kurtosis avant débruitage, car celui après débruitage ne conduit forcément pas à un résultat optimal.

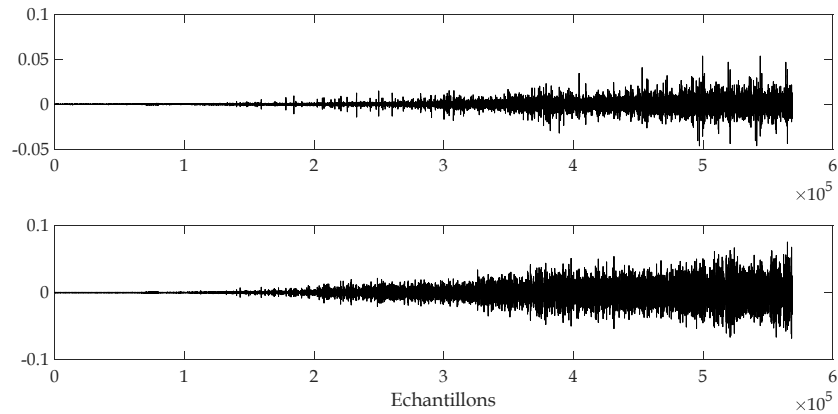


Fig. 4.12. IMF1 débruitée (en haut) et IMF2 débruitée (en bas)

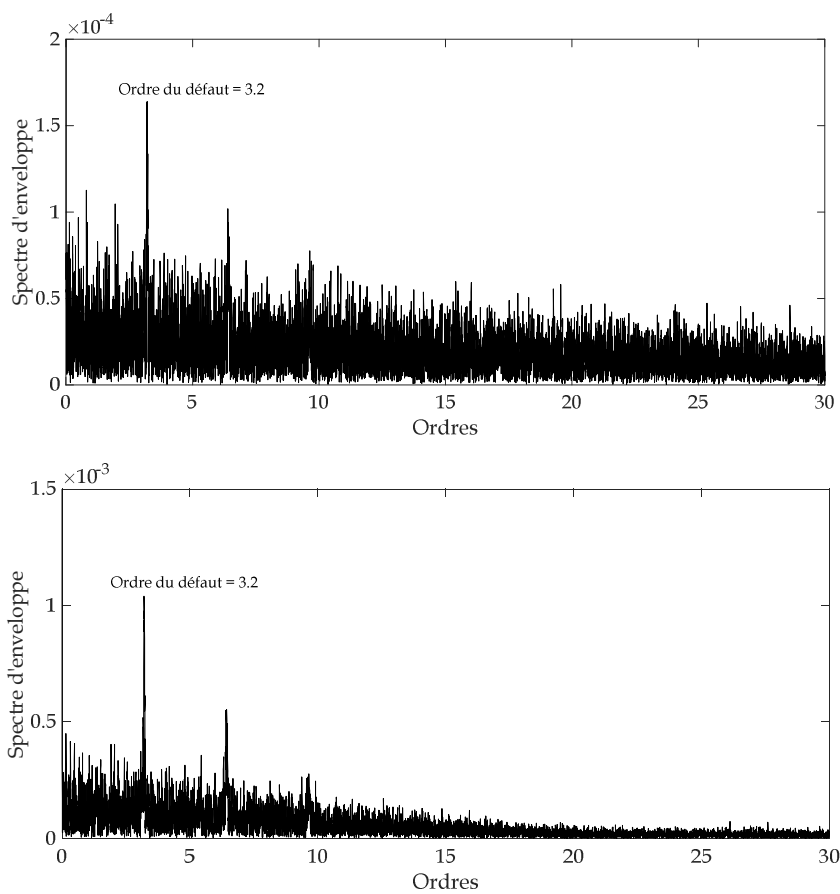


Fig. 4.13. Spectre d'enveloppe d'ordre obtenu à partir de l'IMF1 débruitée (en haut) et l'IMF2 débruitée (en bas)

4.2. Cas d'un défaut sur la bague extérieure en décélération pure

Dans ce deuxième cas, on considère le même roulement avec un défaut sur la bague extérieure mais pour une décélération pure de 1800 RPM à 0 RPM en 34 secondes comme indiqué dans le profil de vitesse de la figure (4.14). Le signal est mesuré avec une fréquence d'échantillonnage de 15360 Hz et contient 524289 points. Comme il s'agit du même roulement, l'ordre du défaut est le même qu'auparavant égal à 3.05. La figure (4.15) montre le signal mesuré et son spectre. Dans ce cas il est inutile de recalculer le kurtogramme, car la fréquence de résonance est pratiquement la même.

Le signal de la décélération est alors décomposé par la ICEEMDAN en plusieurs IMFs, la figure (4.16) montre les quatre premières d'entre elles. Comme pour le cas précédent, on retient l'IMF2 en tant qu'IMF optimale, d'un côté car son spectre couvre la bande fréquentielle optimale mise en évidence par le kurtogramme, et d'un autre côté à cause de la valeur importante du kurtosis de cette IMF (10.06) par rapport aux autres (6.77 pour l'IMF1 étant la plus proche valeur).

Comme prochaine étape, le débruitage multivariate basé sur les ondelettes et la PCA est appliqué aboutissant à une IMF2 débruitée comme le montre la figure (4.17). L'apport du débruitage est très significatif, le kurtosis du signal débruité atteint 25.58. Une analyse d'ordre est alors appliquée sur l'enveloppe de cette IMF donnant enfin le spectre d'enveloppe d'ordre de la figure (4.18). Comme pour le cas de l'accélération, le spectre d'ordre du cas de la décélération met en évidence clairement l'ordre correspondant à un défaut sur la bague extérieure et plusieurs de ses harmoniques. Bien évidemment, nous le rappelons toujours, un petit décalage entre l'ordre théorique du défaut et celui réel mis en évidence par le spectre d'ordre est tout à fait acceptable.

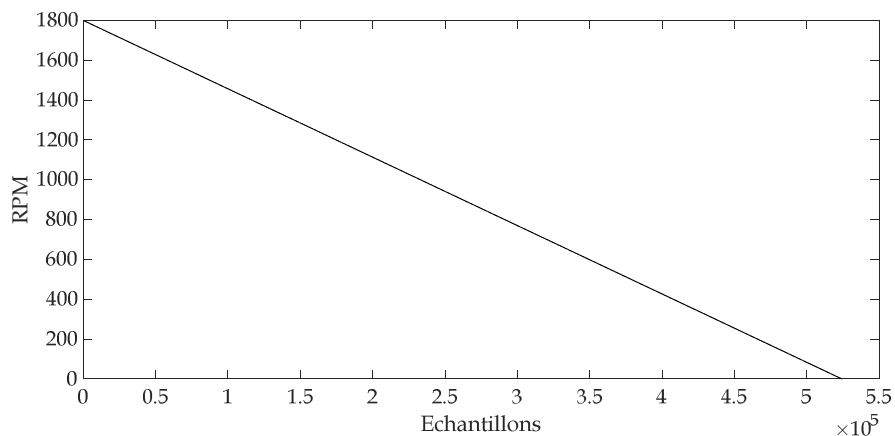


Fig. 4.14. Profil de vitesse pour une décélération pure de 1800 RPM à 0 RPM

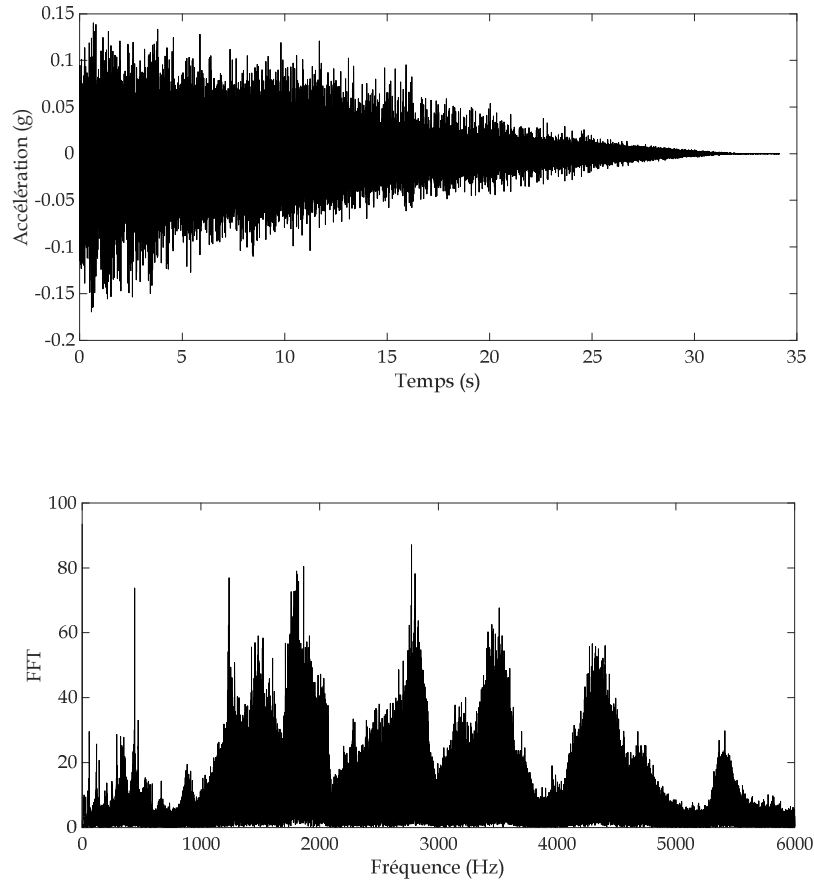


Fig. 4.15. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure dans le cas d'une décélération pure (en haut), et son spectre (en bas)

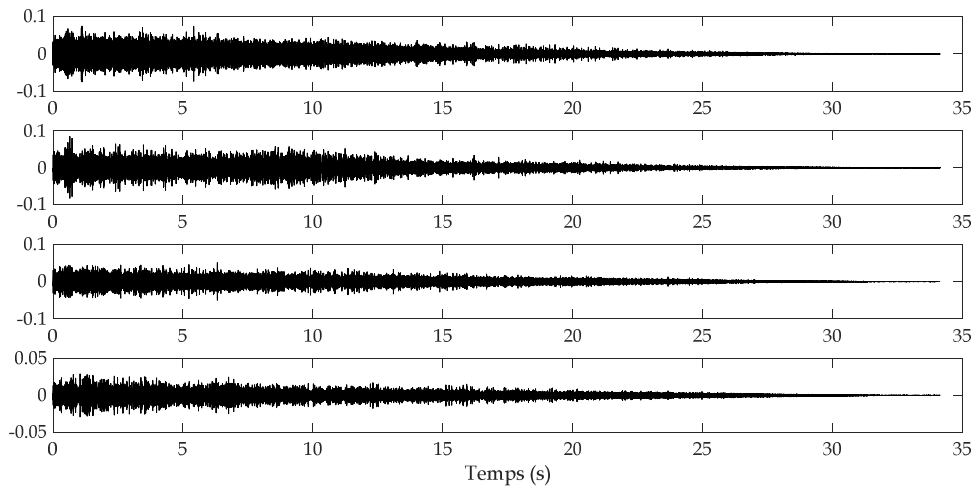


Fig. 4.16. Quatre premières IMFs obtenues après l'application de la ICEEMDAN sur le signal de la figure (4.15) (de haut en bas de l'IMF1 à l'IMF4)

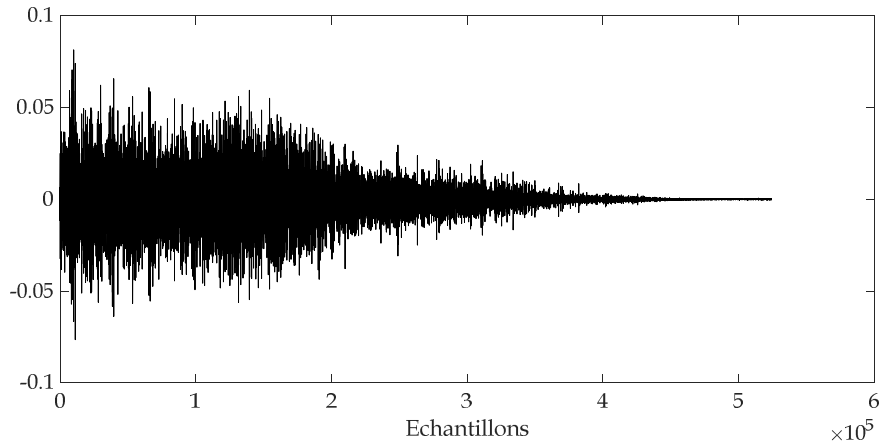


Fig. 4.17. IMF2 débruitée obtenue après avoir appliqué le débruitage multivariate

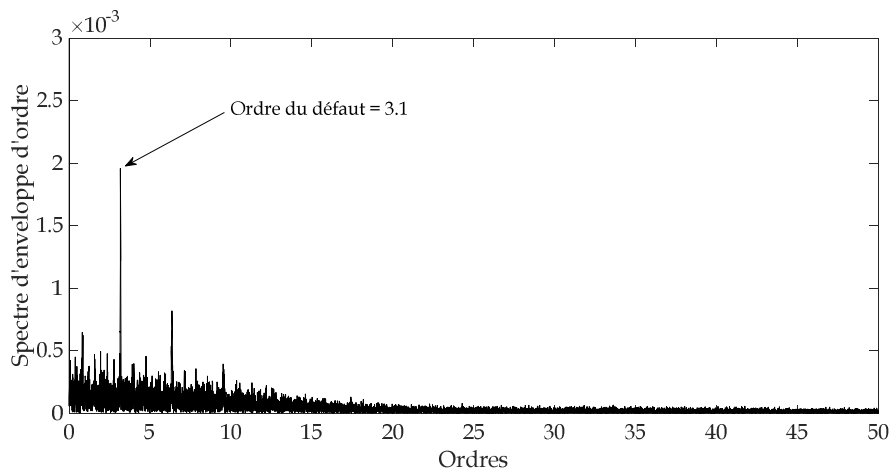


Fig. 4.18. Spectre d'enveloppe d'ordre dans le cas d'une décélération en présence d'un défaut sur la bague extérieure

4.3. Cas d'un défaut sur la bague intérieure en accélération pure

Dans ce cas on considère un roulement avec un défaut sur la bague intérieure pour une accélération pure de 0 RPM à 1800 RPM. Le signal contient 524288 points avec une fréquence d'échantillonnage de 66560 Hz. En se référant au tableau (4.1), l'ordre correspondant à un défaut sur la bague intérieure pour le roulement testé est égal à 4.95. La figure (4.19) montre le signal mesuré, la première remarque à soulever est le fait que les amplitudes vibratoires n'augmentent pas dans des proportions importantes comme pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure. Ceci étant déjà évoqué dans la section (3.2).

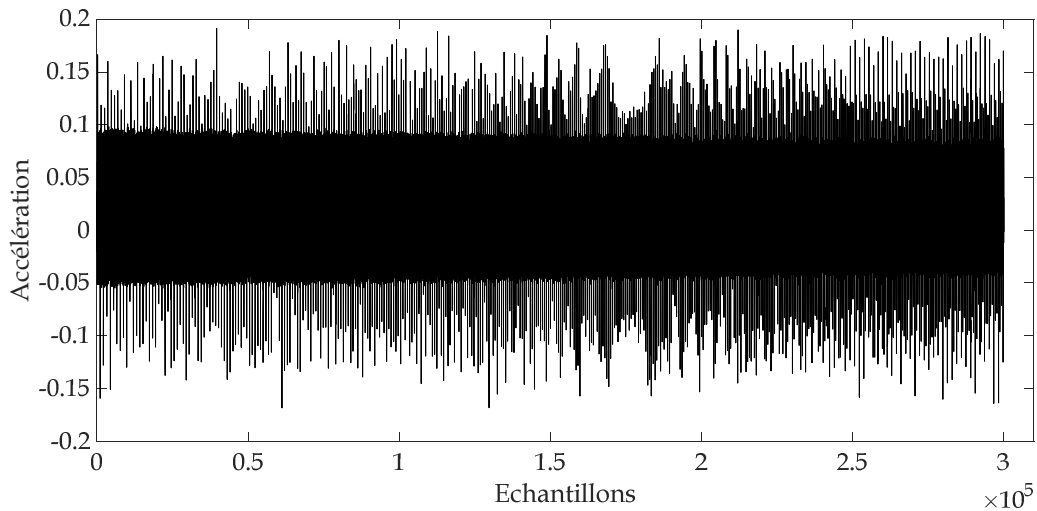


Fig. 4.19. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague intérieure pour une accélération pure

Le signal en question est alors décomposé par la ICEEMDAN, nous pouvons remarquer que l'IMF3 est celle optimale, son kurtosis est nettement plus important que les autres (15.19). L'opération de débruitage est alors appliquée sur l'IMF3 conduisant à une IMF débruitée. L'enveloppe de cette IMF est enfin traitée par l'analyse d'ordre aboutissant au spectre d'enveloppe d'ordre de la figure (4.20). Sur ce spectre nous pouvons facilement distinguer une composante principale et plusieurs de ses harmoniques. Cette composante correspond parfaitement à l'ordre d'un défaut sur la bague intérieure du roulement testé (4.95).

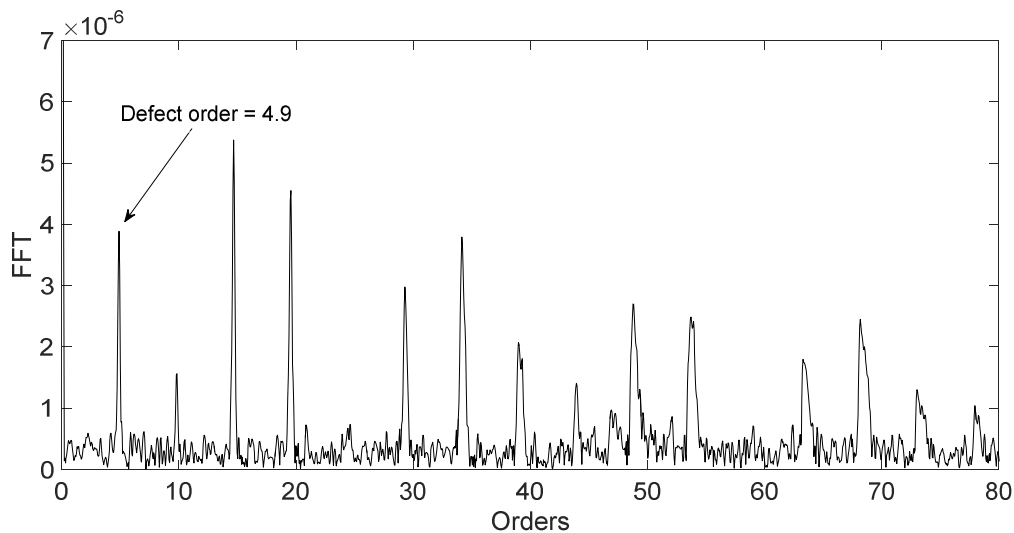


Fig. 4.20. Spectre d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure en accélération pure

4.4. Cas d'un défaut sur la bague extérieure en mode de variation variable (accélération-maintien-décélération)

Dans ce cas il s'agit du même défaut sur la bague extérieure mais en mode de variation variable de la vitesse de rotation. Le même signal comporte donc trois phases : une accélération de 0 RPM à 1800 RPM, un maintien dans 1800 RPM, puis une décélération de 1800 RPM à 0 RPM comme le montre le profil de vitesse de la figure (4.21). Le signal mesuré comporte 1245186 points avec une fréquence d'échantillonnage de 15360 Hz (figure 4.22). Comme il s'agit du même roulement avec un défaut sur la bague extérieure, la fréquence de résonance est la même, et l'ordre du défaut est également le même (3.05).

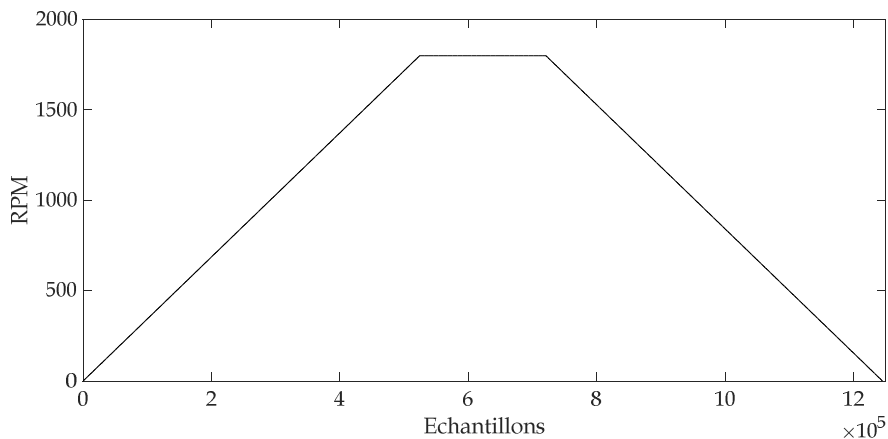


Fig. 4.21. Profil de vitesse dans le cas d'une accélération-maintien-décélération

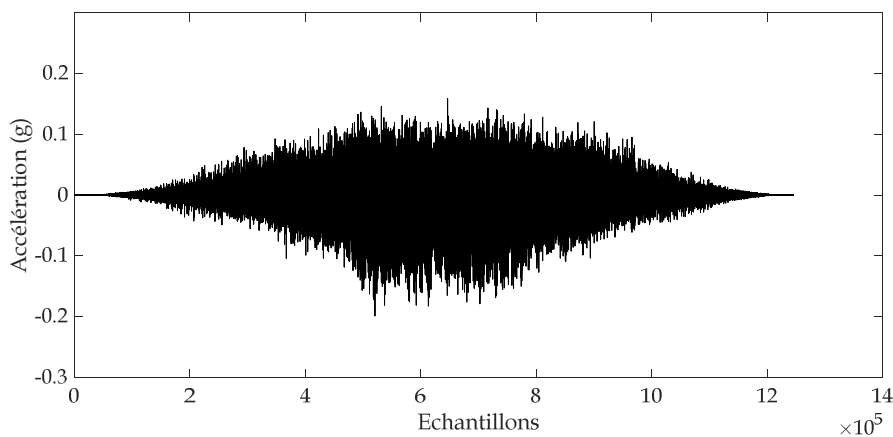


Fig. 4.22. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure dans le cas d'une accélération-maintien-décélération

Le signal est alors décomposé par la ICEEMDAN en plusieurs IMFs. Conformément aux critères déjà évoqués pour les cas précédents, l'IMF2 est sélectionnée en tant qu'IMF optimale. La figure (4.23) montre les quatre premières IMFs et leurs spectres correspondants. Un débruitage basé sur

les ondelettes et la PCA est alors appliqué, la figure (4.24) montre les IMF débruitées et leurs spectres respectifs. Enfin, l'analyse d'ordre est appliquée sur l'enveloppe de l'IMF2 débruitée aboutissant au spectre d'enveloppe d'ordre de la figure (4.25). Le spectre d'enveloppe d'ordre montre clairement une composante dominante et plusieurs de ses harmoniques. Cette composante correspond parfaitement à l'ordre d'un défaut sur la bague extérieure (3.09).

Cette application montre que l'approche proposée est tout à fait efficace pour la détection des défauts de roulements dans des modes de variation variables (accélération-maintien-décélération) en même temps.

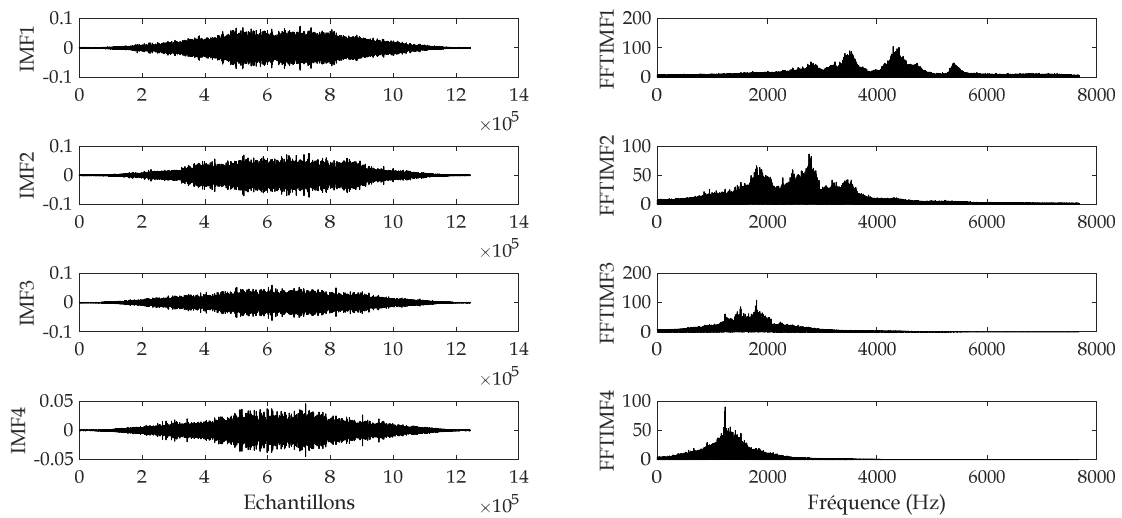


Fig. 4.23. Quatre première IMFs et leurs spectres correspondant au signal de la figure (4.22)

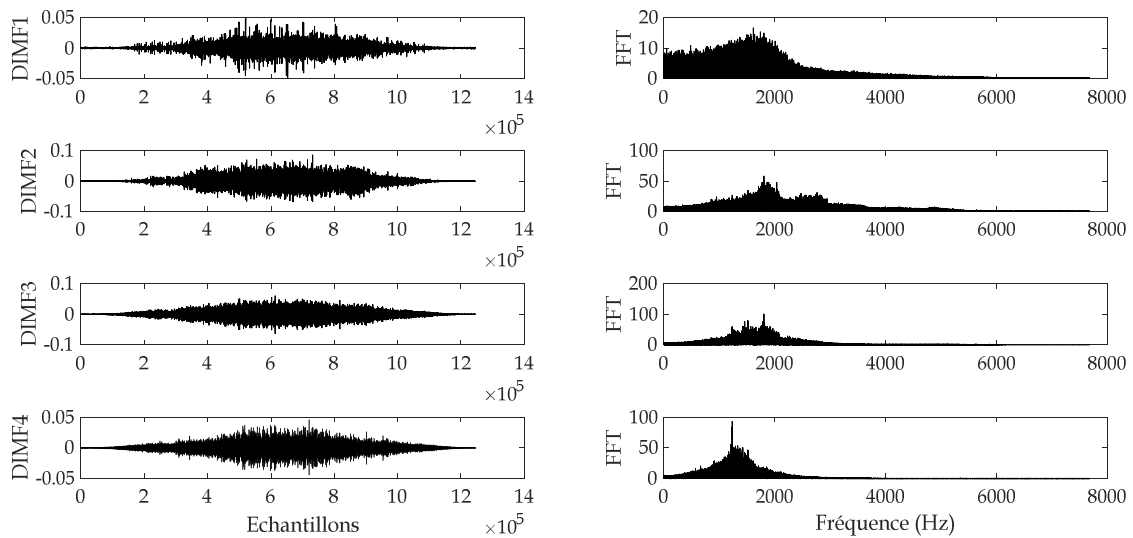


Fig. 4.24. IMFs débruitées et leurs spectres

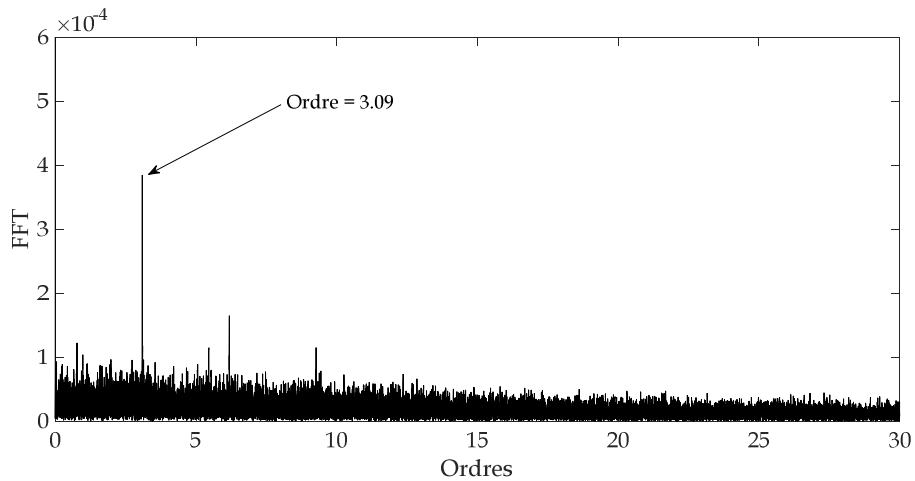


Fig. 4.25. Spectre d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure en mode variable accélération-maintien-décélération

4.5. Cas d'un mode de fonctionnement constant

Comme pour le cas traité dans la partie simulation (cf. chapitre 3), il s'agit dans cette section de vérifier la validité de l'approche proposée dans un mode de fonctionnement constant. L'objectif étant de démontrer, comme nous l'avons fait sur un signal simulé, que l'approche proposée est aussi efficace sur un signal mesuré en régime constant. De ce fait, elle sera un outil robuste pour la détection des défauts de roulement peu importe le régime de fonctionnement de la machine.

Le signal considéré a été mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure et tournant à une vitesse constante de 1800 RPM. Le signal comprend 196608 échantillons avec une fréquence d'échantillonnage de 15360 Hz (figure 4.26).

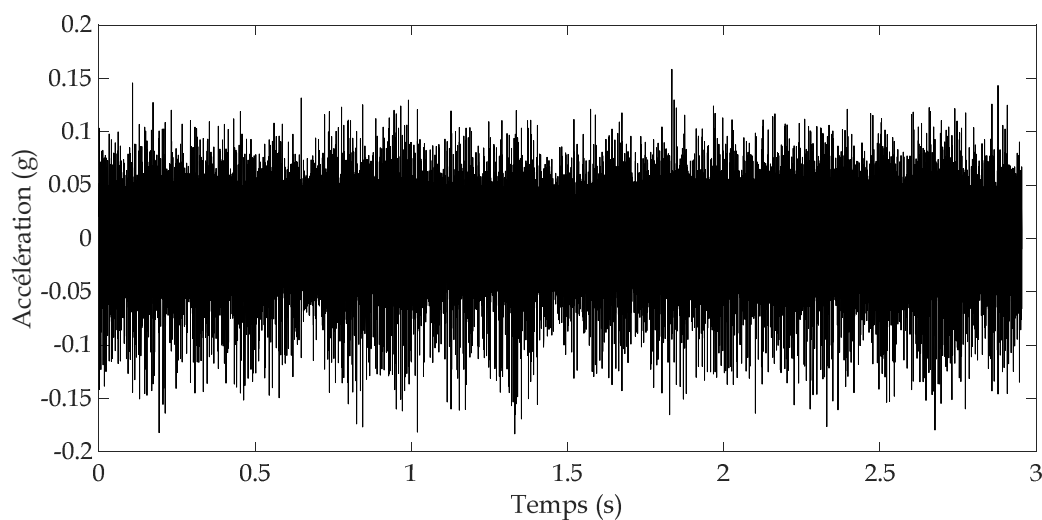


Fig. 4.26. Signal mesuré sur un roulement avec un défaut sur la bague extérieure tournant à 1800 RPM

L'approche proposée a été appliquée aboutissant finalement au spectre d'enveloppe d'ordre de la figure (4.27) où l'ordre d'un défaut sur la bague extérieure et plusieurs de ses harmoniques sont très clairs. Un deuxième spectre d'enveloppe classique a été obtenu cette fois sans avoir recourt à l'analyse d'ordre car, contrairement aux conditions réelles, nous savons d'avance que le roulement tourne à une vitesse constante. Le spectre d'enveloppe de la figure (4.28) montre une composante fréquentielle très proche de celle caractéristique d'un défaut sur la bague extérieure et plusieurs de ses harmoniques (FDBE pour une vitesse de 1800 RPM soit $30 \text{ Hz} = 30 \times 3.05 = 91.5 \text{ Hz}$).

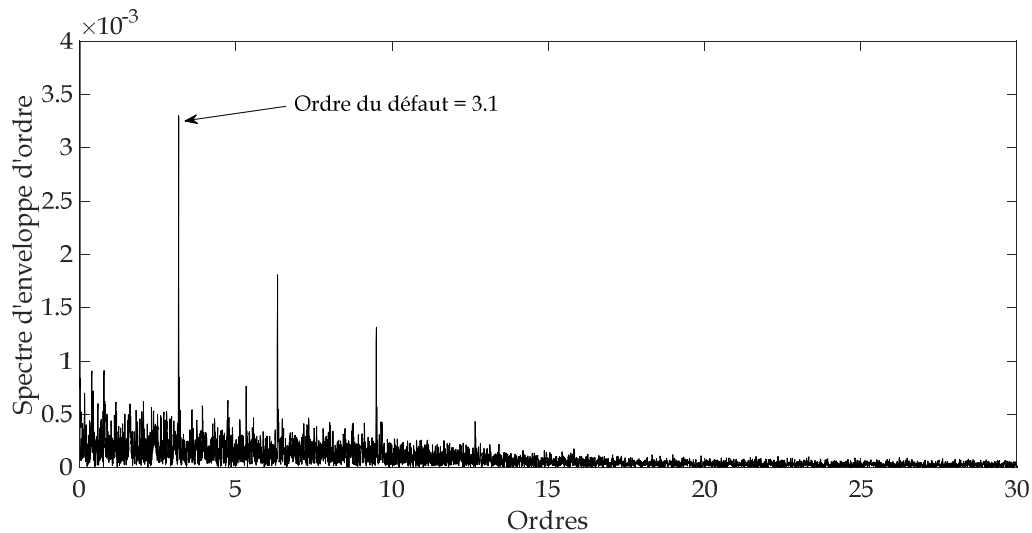


Fig. 4.27. Spectre d'enveloppe d'ordre pour un roulement avec un défaut sur la bague extérieure en régime constant

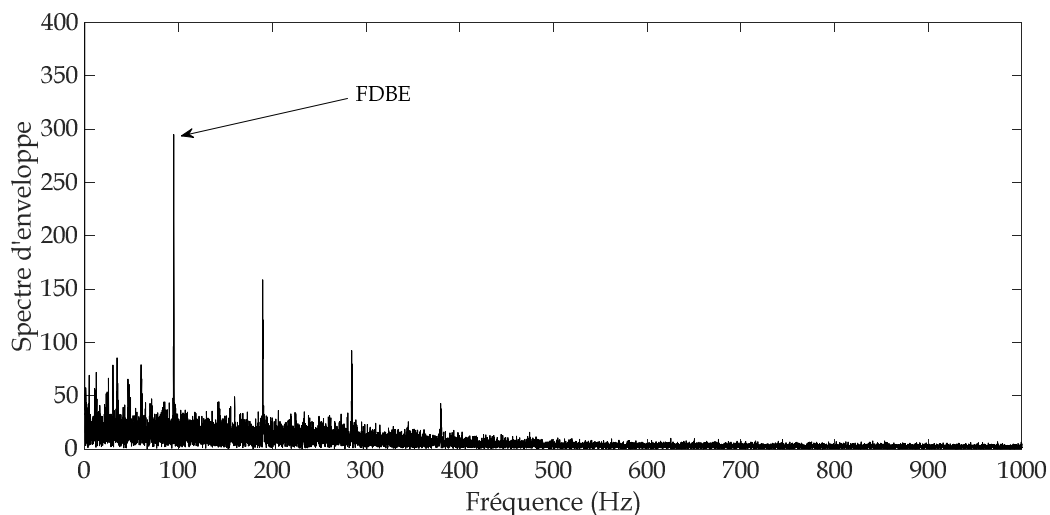


Fig. 4.28. Spectre d'enveloppe pour un roulement avec un défaut sur la bague extérieure en régime constant

5. Comparaison de l'approche proposée avec une méthode récente développée pour le régime variable

Cette partie vise à entreprendre une comparaison entre l'approche proposée dans cette thèse et une approche similaire développée dans l'article de Bouhalais et al. [62]. Cette approche est basée sur une méthode hybride comprenant la version originale de la CEEMDAN et l'analyse multirésolution en ondelettes. La comparaison concerne deux cas ; le premier est celui d'un défaut sur la bague extérieure et le deuxième d'un défaut sur la bague intérieure. Les deux signaux ont été mesurés en mode accélération pure.

Les figures (4.29) et (4.30) montrent, respectivement, les spectres d'enveloppe d'ordre obtenus par les deux méthodes pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure et intérieure. Bien que les spectres d'ordre obtenus par la démarche de Bouhalais et al. [62] aient permis la détection de l'ordre du défaut, ceux obtenus par l'approche proposée sont nettement plus clairs, notamment celui concernant le défaut sur la bague intérieure. L'association de la ICEEMDAN et le débruitage multivariate par ondelettes a donc donné naissance à une méthode très robuste et très efficace.

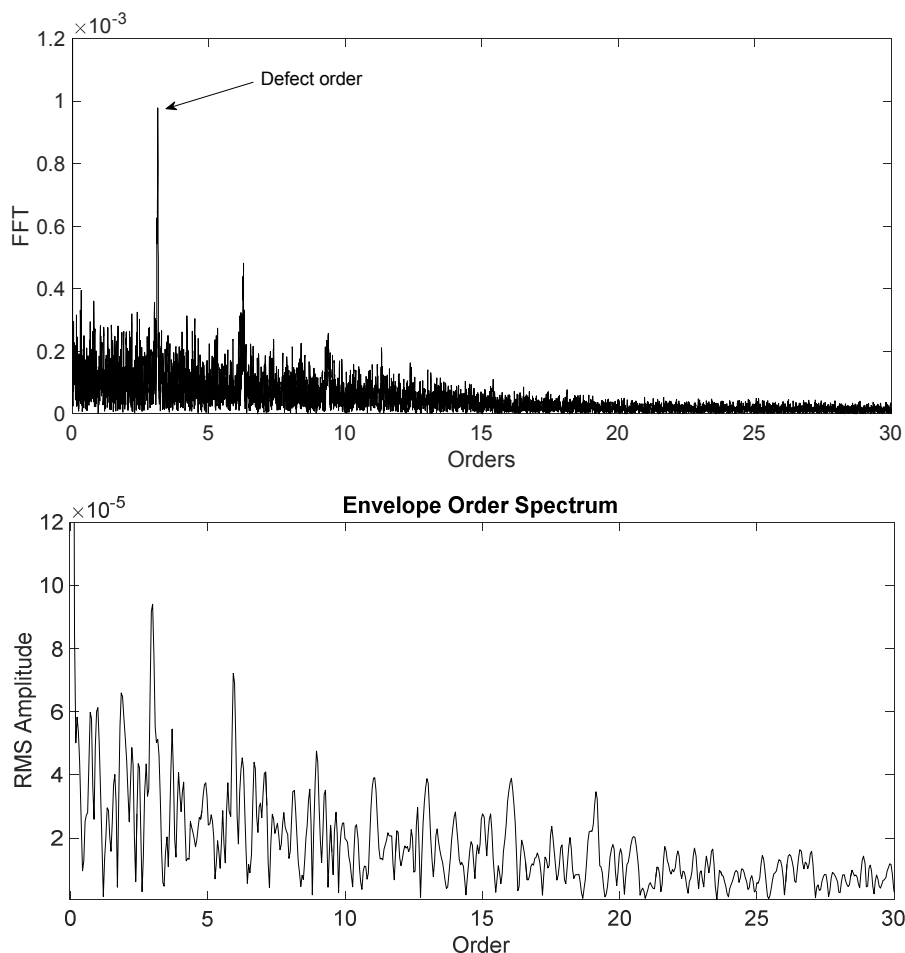


Fig. 4.29. Spectres d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure obtenus par l'approche proposée (en haut) et la démarche de Bouhalais et al. [62] (en bas)

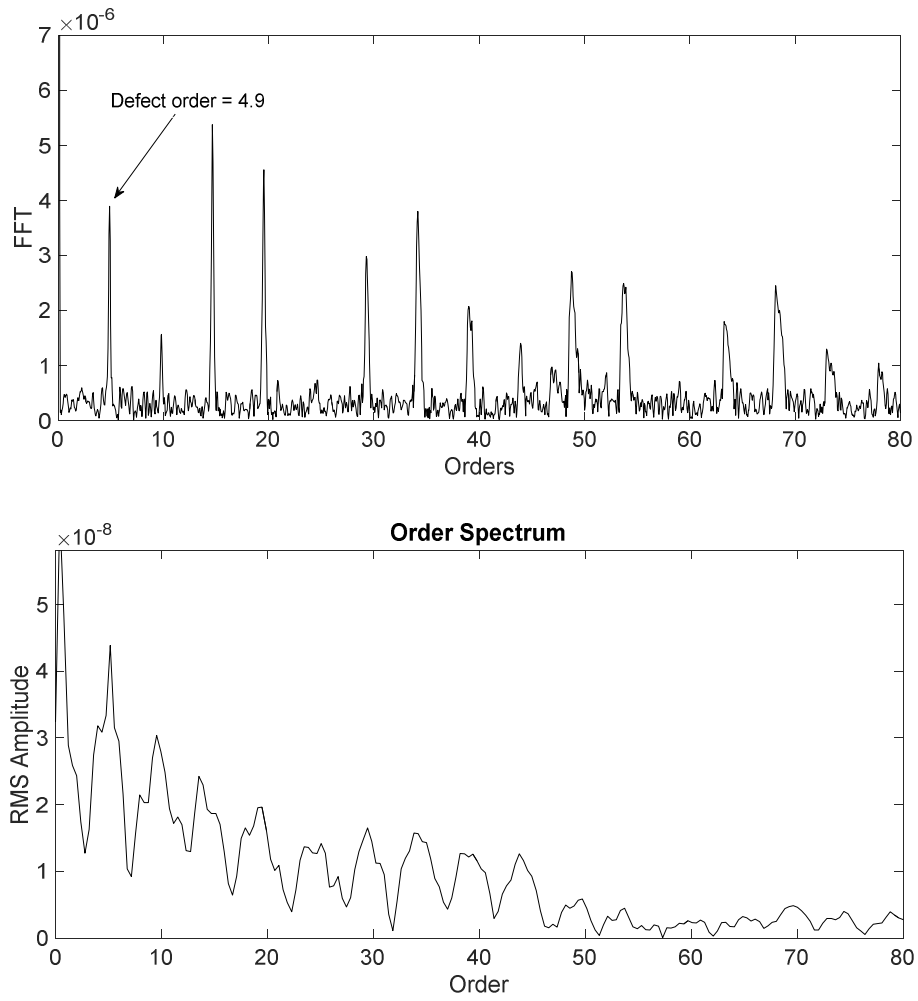


Fig. 4.30. Spectres d'enveloppe d'ordre pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure obtenus par l'approche proposée (en haut) et la démarche de Bouhalais et al. [62] (en bas)

6. Conclusion du chapitre

Ce chapitre nous a permis de valider expérimentalement l'approche hybride proposée et testée numériquement sur des signaux simulés au chapitre 3. A ce propos, plusieurs signaux ont été mesurés sur des roulements défectueux en régime variable sur un banc d'essais de laboratoire. Deux types de défauts, sur la bague extérieure et intérieure, plus le cas sans défaut ont été considérés. Les signaux ont été mesurés en accélération et décélération pures et en mode de variation combiné incluant accélération-maintien-décélération.

Dans toutes les configurations traitées, le spectre d'enveloppe d'ordre mettait clairement en évidence l'ordre correspondant au type du défaut et plusieurs de ses harmoniques. L'approche s'est également montrée aussi efficace en régime constant qu'en régime variable, chose que nous avons déjà montré sur des signaux simulés.

Une comparaison de l'approche proposée avec une approche similaire publiée en 2018 a montré sa grande supériorité. Bien que les deux approches aient permis de mettre en évidence les ordres de deux défauts (sur la bague extérieure et intérieure), les spectres d'enveloppe d'ordre obtenus par l'approche proposée sont de loin des plus clairs. Cet avantage peut être déterminant dans le cas de défauts naissants par exemple.

Automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

1. Introduction

Ce chapitre sera consacré à la construction d'un système expert pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable. Entre méthodes supervisées et non-supervisées nous avons l'embarras du choix. Notre choix s'est finalement posé sur l'algorithme SOM (Self Organizing Maps). Notre travail visera par conséquent un groupement plutôt qu'une classification.

Le plus important sera de définir des attributs pertinents permettant un groupement efficace des défauts par type. En réalité l'approche SOM a déjà été utilisée à des fins de groupement des défauts de roulements mais jamais en régime variable. Cinq indicateurs seront testés comme attributs ; quatre d'entre eux sont déjà connus dans la littérature, et le cinquième est un nouvel indicateur proposé spécialement pour le régime variable. Une comparaison sera donc entamée entre plusieurs configurations afin d'aboutir à la combinaison idéale d'attributs permettant un groupement efficace avec le minimum d'erreur.

Douze signaux seront traités dans ce travail, deux d'entre eux correspondent au cas sans défaut, les dix autres sont équitablement répartis entre un défaut sur la bague extérieure et la bague intérieure (5 signaux chacun). Pour des raisons purement techniques nous n'avons pas pu traiter d'autres types de défauts.

2. Apprentissage supervisé ou non supervisé ?

L'apprentissage est une technique, parmi d'autres, de l'intelligence artificielle utilisée essentiellement dans la classification et la régression. Cette approche s'est répandue ayant pour objectif la conception de systèmes intelligents permettant l'étude d'un comportement dans un environnement complexe et/ou changeant. Deux grandes classes d'apprentissage existent, à savoir l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé.

2.1. Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, le réseau est guidé par l'utilisateur durant la phase d'entraînement. Les classes ou les résultats obtenus sont connus d'avance, le rôle de l'utilisateur consiste alors à « enseigner » au réseau les réponses correctes correspondant aux données. La phase d'entraînement se termine si l'algorithme atteint un niveau de performance acceptable. En d'autre terme, en apprentissage supervisé nous avons une connaissance préalable de ce que devraient être les valeurs de sortie.

Dans le domaine de la détection des défauts dans les machines tournantes ce type d'apprentissage a été largement utilisé dans l'automatisation de la fonction diagnostic. A partir d'un certain nombre de données (entrées) pertinentes (le plus souvent des indicateurs scalaires), l'utilisateur fixe d'avance les classes dans lesquelles seront insérer les entrées. Après la phase d'entraînement, l'algorithme exécutera cette tâche en faisant correspondre à chaque classe de sortie ses vecteurs correspondants. Ceci permettra de distinguer, parmi plusieurs signaux mesurés, ceux correspondant par exemple à un défaut sur la bague extérieure d'un roulement, sur la bague intérieure, défaut d'engrenage ou tout simplement le cas sans défaut.

Le problème de ce type d'apprentissage c'est qu'il nécessite un grand nombre de données durant la phase d'entraînement. En plus, dans le domaine de la détection des défauts en milieu industriel, il est très difficile, voire impossible, de familiariser tout système intelligent avec tous les types de défauts. Il en résulte que si le système rencontre une entrée qui ne correspond à aucune sortie prédéfinie, il donnera automatiquement un faux diagnostic.

Parmi les algorithmes les plus répandus dans l'apprentissage supervisé nous pouvons citer la classification par les réseaux de neurones (ANN pour Artificial Neural Network) et le SVM (Support Vector Machine).

2.2. Apprentissage non-supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, celui non-supervisé n'a pas de résultats étiquetés. Son objectif est de déduire la structure naturelle présente dans un ensemble de points de données. Donc dans ce type d'apprentissage, le résultat ou le nombre de classes n'est pas connu à priori ce

qui rend la tâche plus difficile. L'approche consiste alors à rechercher d'éventuelles similitudes entre les données et de les grouper dans des classes en se basant sur leurs propriétés statistiques, cette méthode s'appelle le groupement ou le clustering en Anglais.

La méthode la plus utilisée dans le groupement des données est sans doute la carte auto-adaptative, auto-organisatrice ou topologique, bien que nous préférions la nomenclature de référence en Anglais SOM pour Self Organizing Maps. La figure (5.1) montre la différence entre le groupement (clustering) et la classification.

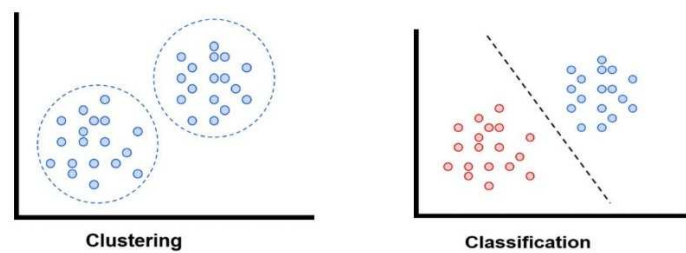


Fig. 5.1. Différence entre clustering (apprentissage non-supervisé) et la classification (apprentissage supervisé, le SVM par exemple)

3. L'algorithme SOM : Self Organizing Maps

L'algorithme SOM (Self Organizing Map) est une classe de réseaux de neurones artificiels fondée sur des méthodes d'apprentissage non-supervisées. Cet algorithme est également nommé cartes auto-adaptative en Français ou cartes de Kohonen du nom du statisticien Finlandais ayant développé cette approche en 1982. La méthode est utilisée notamment pour le groupement, la visualisation, et l'exploration dans l'analyse des données. Elle peut servir d'un moyen efficace pour étudier la répartition d'un ensemble de données dans un espace à grande dimension.

Contrairement aux méthodes supervisées, la SOM est une méthode non-supervisée, c'est-à-dire qu'il n'y a pas un objectif prédéfini à l'avance qui peut guider le processus de groupement. A cet effet, la SOM utilise un apprentissage par compétition où les nœuds de sortie coordonnent entre eux pour permettre l'opportunité d'une distinction claire entre les données.

3.1. Architecture d'un SOM

Contrairement aux réseaux de neurones conventionnels, l'architecture du SOM ne contient pas une couche intermédiaire ou cachée, la couche d'entrée est directement connectée à celle de sortie. La couche d'entrée contient les attributs (features), en d'autre terme les données ou les variables d'entrée. La couche de sortie contient quant à elle les groupes sous forme de nœuds.

Les données sont sous forme d'un vecteur à m dimension $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)^T$, la couche de sortie permet une visualisation des données en une dimension moindre que celle de la couche d'entrées. Généralement une présentation en deux dimensions est la plus utilisée. Les nœuds de sortie peuvent avoir plusieurs formes typologiques, les plus utilisées d'entre elles sont la forme rectangulaire et la forme hexagonale (Fig. 5.2). Donc en d'autre terme, le nombre de nœuds de sortie correspond au nombre de groupes donnés par l'algorithme de SOM. En se référant à [93], le nombre minimal de groupes doit représenter 10% du nombre d'échantillons, quoique ceci ne doit pas constituer une règle stricte. La figure (5.3) représente une architecture d'un SOM pour une étude de marché avec six attributs et quatre groupes de sortie. Chaque vecteur ou attribut contient 20 valeurs (échantillons), conformément à l'hypothèse précédente le nombre de groupes doit être égal au minimum à 2 (20x10%). Les utilisateurs de cet exemple ont eux choisi de prendre quatre groupes (2x2) pour bien représenter les données d'entrée.

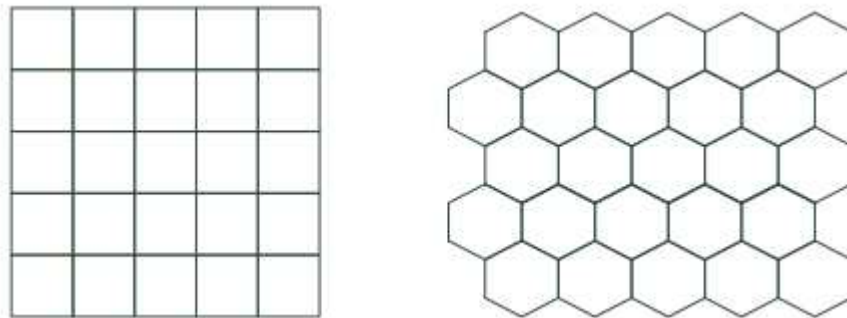


Fig. 5.2. Typologies des nœuds de l'algorithme de SOM : à gauche forme rectangulaire, à droite forme hexagonale

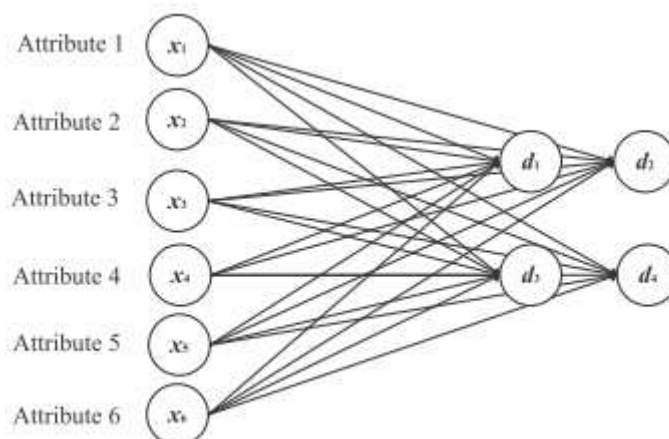


Fig. 5.3. Architecture SOM d'un exemple d'étude de marché d'après [93]

3.2. Etapes de l'algorithme SOM

3.2.1. Etape 1 : Choisir la typologie du SOM et initialiser les poids

Dans cette étape l'utilisateur choisit la forme des nœuds et la dimension de l'espace de sortie. On définit également un vecteur poids $w_i(t) = (w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, \dots, w_{im})^T$ choisi d'une manière arbitraire au début et qui serait mis à jour progressivement au fur et à mesure du processus de l'algorithme. Le vecteur poids reflète en réalité la connexion entre les nœuds d'entrée et de sortie. Les paramètres d'apprentissage seront également choisis dans cette phase à savoir la fonction de voisinage h_0 , le taux d'apprentissage α_0 et le nombre maximal d'itérations T .

3.2.2. Etape 2 : Phase d'assignement

Dans cette étape, un vecteur d'entrée $x(t)$ est sélectionné arbitrairement (l'index t est égal à 1 dans la phase initiale). Définir ensuite la similarité en calculant la distance Euclidienne entre le vecteur sélectionné et tous les poids assignés à cette étape par la formule (5.1) :

$$d_i(t) = \|x(t) - w_i(t)\| = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x(t)_j - w(t)_{ij})^2} \quad (5.1)$$

A la fin du processus de calcul, le nœud ayant la distance Euclidienne la plus minimale dans l'itération t est déclaré nœud gagnant et sera noté $c(t)$. C'est le nœud qui se rapproche le plus du vecteur $x(t)$.

$$c(t) = \operatorname{argmin}\{\|x(t) - w_i(t)\|\} \quad (5.2)$$

3.2.3. Etape 3 : Mise à jour du vecteur poids

Comme nous l'avons souligné au début, le vecteur poids est sélectionné d'une manière arbitraire, après la désignation du nœud gagnant une mise à jour du vecteur poids $w_i(t)$ du nœud gagnant et de ses voisins à l'itération t est ainsi faite pour être mieux représentatifs des attributs d'entrée. En utilisant la formule (5.3) le nouveau vecteur poids $w_i(t + 1)$ correspondant à l'itération $(t+1)$ est calculé par :

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \alpha(t)h_{ci}(t)\|x(t) - w_i(t)\| \quad (5.3)$$

3.2.4. Etape 4 : Continuation

Mettre $t=t+1$, ajuster les paramètres de voisinage et d'apprentissage et retourner à l'étape 2 et continuer les calculs jusqu'à ce que le nombre maximal d'itération T soit atteint.

Un très bon exemple sur l'algorithme SOM est donné dans [95], montrant explicitement, sur un exemple d'étude de marché, comment les différents paramètres sont calculés, car en fait en pratique l'utilisateur de l'algorithme SOM sous Matlab ne peut pas se rendre compte de tous ces calculs, seul le résultat final sera affiché.

4. Application de l'approche SOM pour automatiser la détection des défauts de roulements en régime variable

L'objectif de cette partie est d'utiliser l'algorithme SOM pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable. Trois cas ont été pris en considération : cas d'un défaut sur la bague extérieure, cas d'un défaut sur la bague intérieure et le cas sans défaut. Cinq signaux ont été pris pour chacun des deux premiers cas (avec défaut) et deux autres pour le cas sans défaut, ce qui donne un ensemble de douze (12) signaux. Notons que tous les signaux considérés sont mesurés en régime variable en accélération pure avec des régimes d'accélération différents les uns des autres. Donc l'objectif est de concevoir un système automatique capable non seulement de détecter la présence d'un défaut de roulement, mais de différencier son type. Comme nous avons à grouper trois classes, le nombre de neurones de sortie est pris égal à 4 (2x2).

4.1. Désignation des indicateurs retenus comme attributs pour l'algorithme SOM

Les indicateurs retenus comme attributs pour le groupement sont répartis en trois types, ceci pour bien étudier l'aptitude de l'approche SOM à différencier entre les types de défauts :

1. Indicateurs de forme : Kurtosis et facteur de crête ;
2. Indicateurs sensibles à l'énergie : RMS et déviation standard ;
3. Nouveau indicateur proposé propre au régime variable.

4.1.1. Indicateurs classiques

Le choix de ces indicateurs est basé sur ce que l'expérience a montré pendant plusieurs années de leur utilisation. En réalité, la fiabilité du kurtosis et du facteur de crête en tant qu'indicateurs de la présence d'un défaut de roulement n'est pas à démontrer. En plus, l'expérience montre que les indicateurs sensibles à l'énergie varient en fonction du défaut, car la présence d'un défaut augmente dans la plupart du temps les amplitudes vibratoires et par suite l'énergie du signal. En

plus, beaucoup de travaux dans la littérature, notamment ceux cités dans le chapitre 1, ont utilisé ces indicateurs comme vecteurs entrée pour l'automatisation de la détection des défauts des machines tournantes, ceci soit en mode d'apprentissage supervisé (comme le SVR, ANN, arbre de défaillance) ou non-supervisé à l'image de la SOM.

Le tableau (5.1) résume tous les résultats du calcul des quatre indicateurs (kurtosis, facteur de crête, RMS et déviation standard) pour les signaux considérés. Nous laisserons la présentation et la discussion du nouvel indicateur proposé pour la section qui suit dans ce chapitre.

		Kurtosis	Facteur de crête	RMS	Déviaton standard
Sans défaut	S1	3.22	4.09	0.008	0.008
	S2	3.18	5.19	0.0079	0.0079
Défaut bague extérieure	S3	4.4	6.74	0.011	0.011
	S4	4.21	5.52	0.011	0.012
	S5	4.54	6.91	0.013	0.013
	S6	4.68	6.88	0.015	0.015
	S7	4.04	5.75	0.016	0.016
Défaut bague intérieure	S8	3.91	5.14	0.037	0.03
	S9	4.07	4.61	0.037	0.03
	S10	4.29	5.06	0.036	0.03
	S11	3.98	4.87	0.036	0.029
	S12	4.53	5	0.036	0.03

Tableau 5.1. Valeurs des indicateurs scalaires classiques retenus comme attributs pour les douze signaux considérés

4.1.2. Indicateur proposé

En parallèle avec les quatre indicateurs classiques mentionnés auparavant nous proposons un nouvel indicateur calculé à partir du spectre d'enveloppe d'ordre. A cet effet, ce nouvel indicateur est propre au régime variable, mais nous pensons qu'il est tout à fait calculable à partir d'un spectre d'enveloppe classique en régime stationnaire et serait par ce fait doublement utilisable.

Le principe de calcul de cet indicateur est le suivant :

1. On calcule un spectre d'enveloppe d'ordre conformément à la méthodologie décrite au chapitre 4 ;

2. On calcule l'énergie vibratoire aux alentours de l'ordre du défaut sur la bague extérieure et aux alentours de celui sur la bague intérieure, que nous allons noter respectivement E_{OBPF0} et E_{OBPFI} ;
3. On calcule le rapport $\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}$;
4. On calcule enfin le nouvel indicateur égal au logarithme du rapport précédent soit : $\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}\right)$

La figure (5.4) explique le principe de calcul du nouvel indicateur sur un spectre d'enveloppe d'ordre. Pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure, l'énergie vibratoire aux alentours de l'ordre du défaut sur la bague extérieure sera plus importante, donc le rapport $\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}$ sera inférieur à un et donc le nouvel indicateur $\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}\right)$ sera largement négatif. En revanche pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure le rapport $\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}$ sera supérieur à un et donc le nouvel indicateur $\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}\right)$ sera largement positif. Enfin pour le cas sans défaut, ce rapport sera presque égal à un et par suite le nouvel indicateur $\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}\right)$ aura une valeur proche du zéro.

Le tableau (5.2) montre les valeurs de ce nouvel indicateur pour les douze signaux.

		$\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPF0}}\right)$
Sans défaut	S1	0.039
	S2	-0.054
Défaut bague extérieure	S3	-1.52
	S4	-1.45
	S5	-1.3
	S6	-1.3
	S7	-1.2
Défaut bague intérieure	S8	2.6
	S9	2.7
	S10	2.46
	S11	2.56
	S12	3.04

Tableau 5.2. Valeurs du nouvel indicateur pour les douze signaux

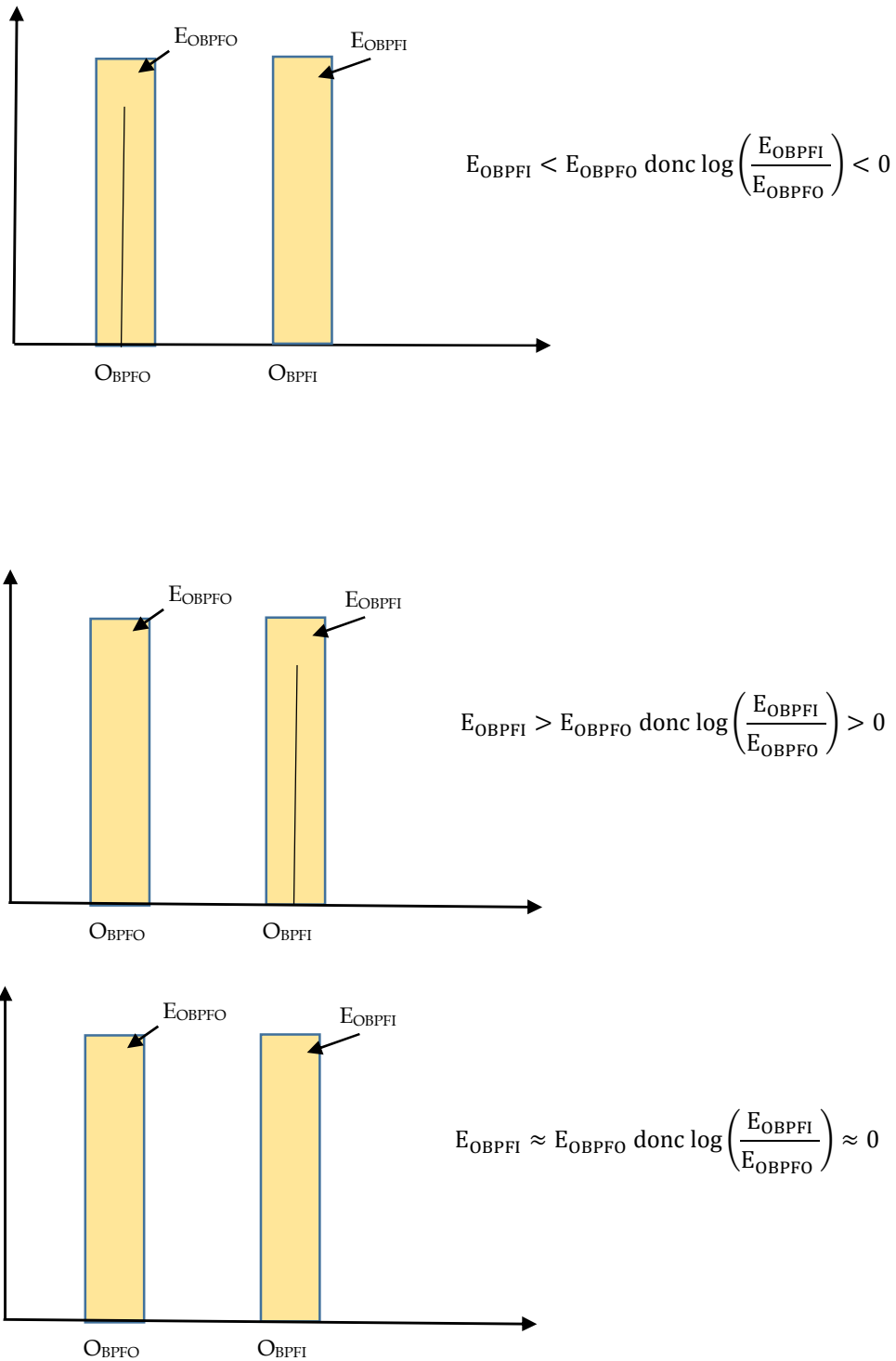


Fig. 5.4. Variation du nouvel indicateur proposé en fonction du type du défaut, de haut en bas : défaut sur la bague extérieure, défaut sur la bague intérieure, sans défaut

4.2. Etude de la sensibilité des indicateurs scalaires en fonction du type du défaut

L'objectif de cette partie est de visualiser la variation des indicateurs scalaires classiques et celui proposé en fonction du type du défaut. Si cette variation est proportionnelle aux trois classes considérées, l'indicateur sera forcément un bon attribut et permettra un groupement fiable avec l'algorithme SOM.

Nous pouvons constater sur la figure (5.5) que le RMS et la déviation standard sont répartis d'une manière permettant une distinction claire des trois classes (sans défaut, défaut BE et défaut BI). En effet les amplitudes vibratoires augmentent entre un signal sans défaut et celui avec défaut, en plus et ceci pour notre cas, les amplitudes d'un défaut sur la bague intérieure sont plus importantes que celles d'un défaut sur la bague extérieure. Ceci a conduit au fait d'avoir trois classes de signaux ayant trois intervalles différents du RMS et de la déviation standard.

Bien que ce résultat semble à première vue très satisfaisant, il n'est pas pour autant convaincant. En effet il n'y a pas que le défaut de roulement qui influe sur les amplitudes vibratoires et par suite sur le RMS et la déviation standard. Un simple balourd ou misalignement peuvent conduire aux mêmes résultats et donc à une fausse interprétation des classes. On ne peut pas par conséquent se baser uniquement sur des indicateurs sensibles à l'énergie du signal pour entamer un groupement et donc une détection automatique.

Nous entamons le même travail mais cette fois pour des indicateurs sensibles à la forme du signal et dont la sensibilité à la détection des défauts de roulements et d'engrenages n'est pas à démontrer. Nous pouvons constater d'après la figure (5.6) que le kurtosis et le facteur de crête ne permettent pas une distinction claire des trois classes comme le RMS et la déviation standard l'ont fait. En examinant de près la répartition des valeurs des deux indicateurs, nous constatons que le kurtosis permet seulement la distinction entre la présence ou pas du défaut, les valeurs des kurtosis des signaux d'un défaut sur la bague extérieure et la bague intérieure sont confondus, alors que le facteur de crête ne permet absolument aucune distinction. En effet, les seuils de détection du kurtosis et du facteur de crête, une fois dépassés, indiquent la présence d'un défaut mais ne peuvent en aucun cas déterminer sa nature. Un kurtosis égal à 5 par exemple peut aussi bien être dû à un défaut sur la bague extérieure que sur la bague intérieure.

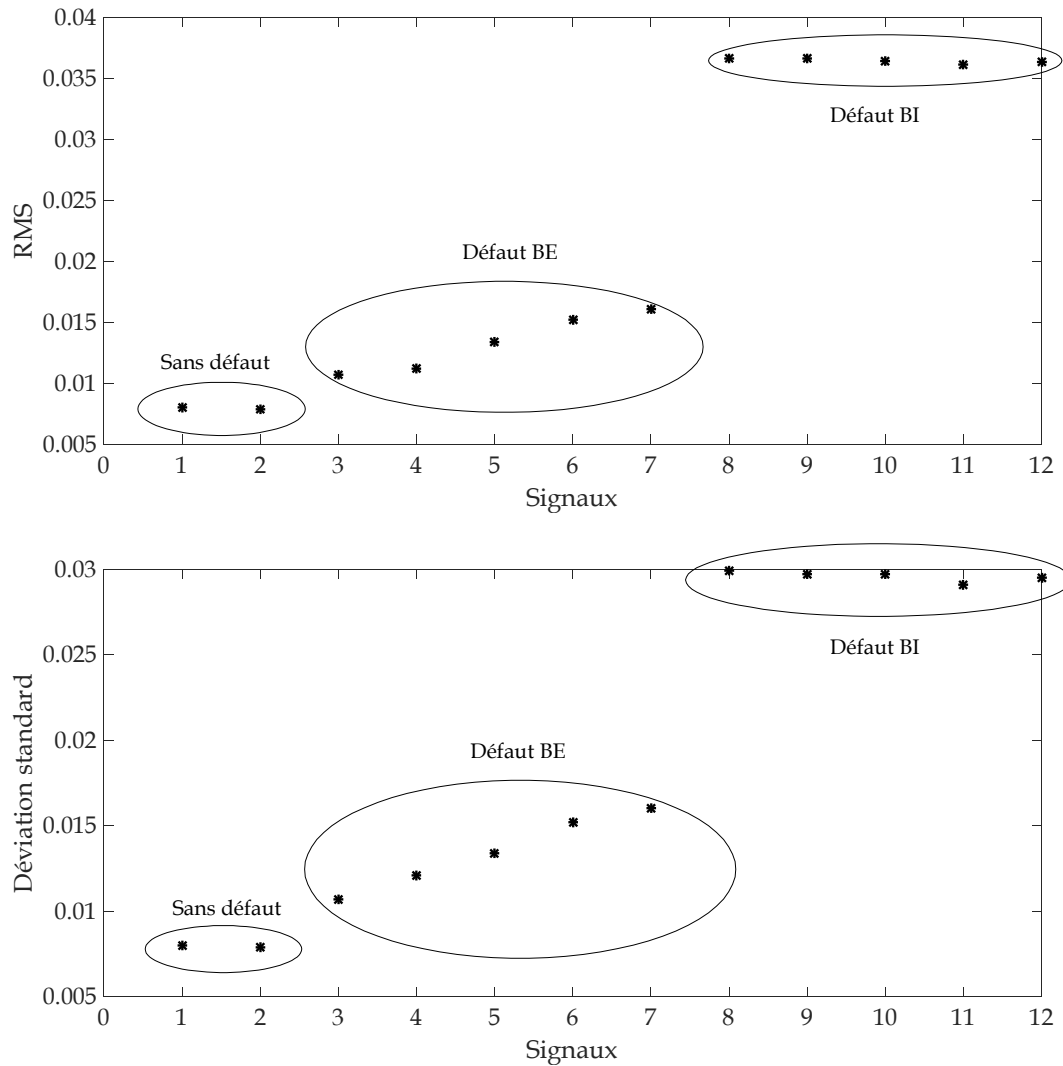


Fig. 5.5. Répartition du RMS et de la déviation standard pour les douze signaux

Enfin, la figure (5.7) montre la répartition des valeurs du nouvel indicateur proposé basé sur le calcul du $\log\left(\frac{E_{OBPFI}}{E_{OBPFO}}\right)$. Nous remarquons que cet indicateur permet une distinction claire des trois classes considérées. Contrairement au résultat obtenu par le RMS et la déviation standard, ce résultat est très satisfaisant et très convaincant, car cet indicateur est étroitement lié à la présence d'un type bien déterminé du défaut et ne peut en aucun cas être influencé par la présence d'autres types de défauts.

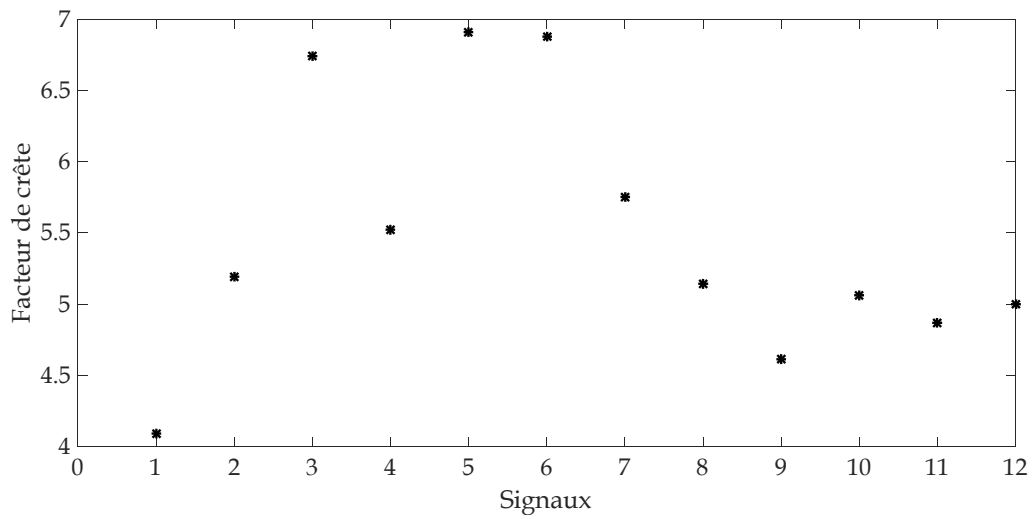
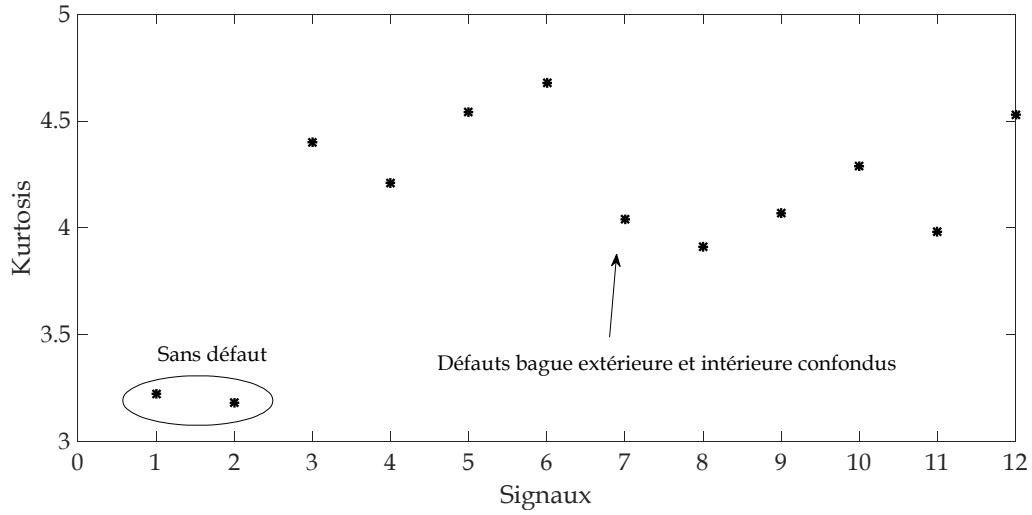


Fig. 5.6. Répartition du kurtosis et du facteur de crête pour les douze signaux

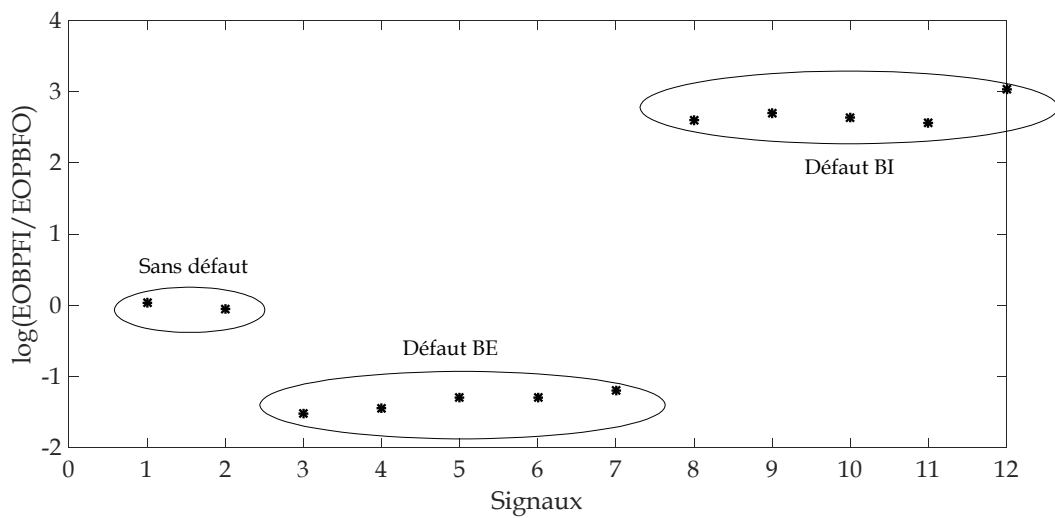


Fig. 5.7. Répartition du nouvel indicateur proposé pour les douze signaux

4.3. Application de l'approche SOM

Dans ce qui suit nous allons appliquer l'approche SOM pour permettre un groupement efficace des douze signaux considérés. Nous allons donc étudier plusieurs combinaisons des cinq attributs et voir celle(s) qui permettra le meilleur résultat. Rappelons que le nombre de neurones de sortie est égal à quatre (2x2).

4.3.1. Groupement par deux attributs : le RMS et la déviation standard

Dans ce cas nous alimentons l'algorithme de la SOM par les valeurs des deux attributs sensibles à l'énergie du signal, le RMS et la déviation standard. La figure (5.8) montre le résultat obtenu qui montre, sans grande surprise, que ces deux indicateurs ont permis la classification des douze signaux en trois groupes, le premier groupe contient deux signaux correspondant au cas sans défaut, le deuxième et le troisième contiennent chacun cinq signaux correspondant respectivement au défaut sur la bague extérieure et celui sur la bague intérieure.

Bien que l'objectif de classification ou de groupement soit atteint, il ne faut pas se fier à ces deux indicateurs pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements. Comme nous l'avons déjà souligné, ces deux indicateurs sont sensibles à l'énergie du signal et donc tous les défauts affectant une variation des amplitudes du signal peuvent influencer sur leurs valeurs. Un simple balourd peut donner exactement la même tendance que pour les cas de roulements traités. Entre un cas sans défaut, avec balourd modéré et avec balourd sévère, le système expert va aboutir au même groupement de la figure (5.6) et donner un faux diagnostic sur la présence de deux types de défaut de roulement différents.

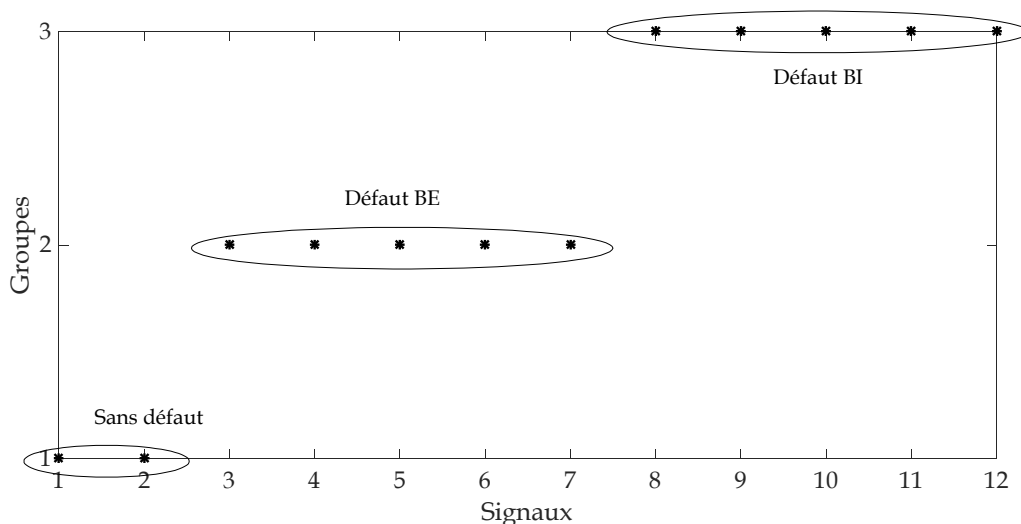


Fig. 5.8. Groupement obtenu par la SOM à partir de deux attributs ; le RMS et la déviation standard

4.3.2. Groupement par deux attributs : le kurtosis et le facteur de crête

Nous allons tester maintenant l'algorithme SOM avec deux autres attributs sensibles à la forme du signal et donc qui reflètent directement la présence d'un défaut de type choc. Les valeurs du kurtosis et du facteur de crête des douze signaux sont alors utilisés comme attributs pour permettre un nouveau groupement. La figure (5.9) montre que le résultat obtenu par la SOM sur la base du kurtosis et du facteur de crête n'a absolument pas permis d'atteindre l'objectif souhaité. Mis à part une certaine cohérence dans le classement des signaux d'un défaut sur la bague intérieure (S8-S11), tous les autres signaux sont complètement éparpillés, un quatrième groupe (non désiré) a même été créé. Nous confirmons donc l'hypothèse que nous avons évoqué auparavant, c'est le fait que ces deux indicateurs, bien qu'ils soient très sensibles aux chocs, ne peuvent être utilisés pour distinguer le type du défaut. Ils peuvent par exemple être utilisés pour la classification des défauts de roulements par gravité comme Allia et al. [84] l'ont fait.

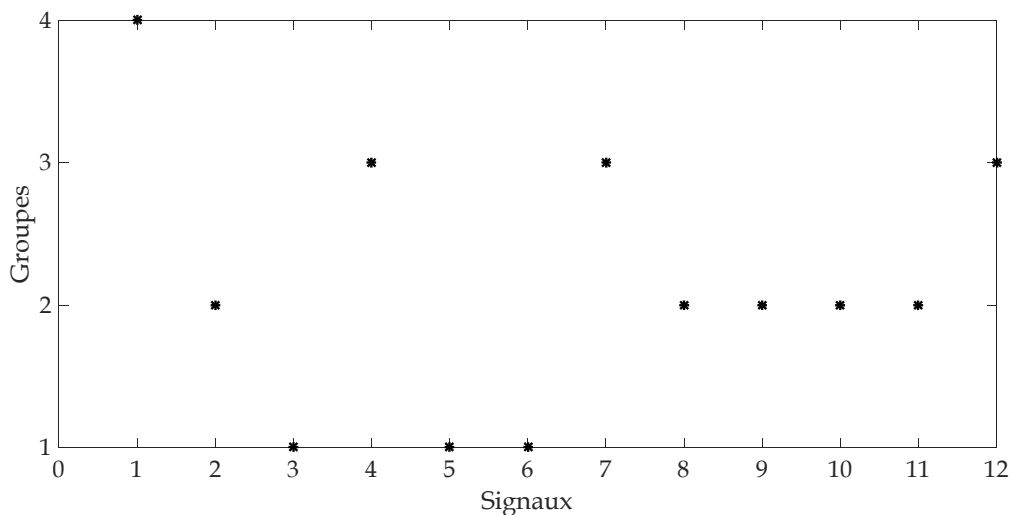


Fig. 5.9. Groupement obtenu par la SOM à partir de deux attributs ; le kurtosis et le facteur de crête

D'après les résultats précédents, nous sommes vraiment dans l'embarras : le RMS et la déviation standard ont permis un très bon groupement, mais le problème c'est qu'ils sont sensibles à l'énergie du signal et donc n'importe quel autre type de défaut peut conduire au même résultat. Le kurtosis et le facteur de crête sont sensibles à la forme du signal et donc ne sont affectés que par la présence ou pas d'un défaut. Malheureusement, ils n'ont pas permis un groupement efficace car ils ne peuvent distinguer entre les types de défauts.

Pour pallier cet inconvénient, le plus juste à notre avis est l'association de plusieurs indicateurs, ceux sensibles à l'énergie et ceux sensibles à la forme du signal pour profiter pleinement de leurs efficacités respectives. Avant cela, nous proposons dans ce qui suit de tester l'efficacité du nouvel indicateur proposé.

4.3.3. Groupement par un seul attribut : l'indicateur proposé : $\log\left(\frac{E_{OBPF1}}{E_{OBPFO}}\right)$

Bien qu'il est déconseillé de procéder à un groupement, classification ou toute autre automatisation en se basant sur un seul indicateur, nous proposons quand même d'alimenter la SOM par un seul attribut ; le nouvel indicateur proposé. La figure (5.10) montre que la SOM a permis de mettre en évidence trois groupes distincts correspondant aux trois classes considérées : sans défaut, avec défaut sur la bague extérieure et défaut sur la bague intérieure. Ce résultat peut être considéré comme très satisfaisant du fait que l'indicateur proposé est directement lié au type du défaut comme nous l'avons déjà souligné. Aucuns autres défauts ne peuvent engendrer un tel résultat car le calcul de ce nouveau indicateur est basé sur le calcul de l'énergie de l'ordre du défaut, or l'ordre du défaut n'est présent que si le défaut correspondant est omniprésent.

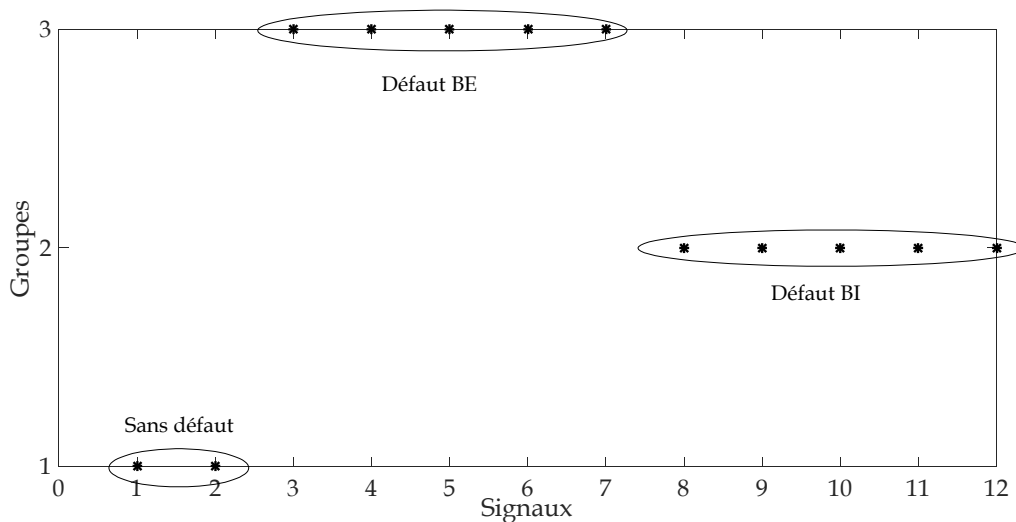


Fig. 5.10. Groupement obtenu par la SOM à partir d'un seul attribut ; l'indicateur proposé $\log\left(\frac{E_{OBPF1}}{E_{OBPFO}}\right)$

4.3.4. Groupement par quatre attributs : le RMS, déviation standard, kurtosis et facteur de crête

Dans un contexte plus pratique, nous proposons d'utiliser quatre attributs ; deux attributs sensibles à l'énergie (RMS et déviation standard) et deux autres attributs sensibles à la forme du signal (kurtosis et facteur de crête). Cette adjonction nous semble justifiée car le compromis entre les deux types d'indicateur peut conduire à un classement efficace.

Malheureusement, le résultat obtenu à partir des quatre attributs n'est pas satisfaisant, la figure (5.11) montre que les douze signaux sont mal groupés, un quatrième groupe fictif est même créé. A ce propos nous pouvons conclure que l'utilisation des indicateurs classiques pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable n'a pas donné de bon résultats, même en y intégrant indicateurs de forme et énergiques.

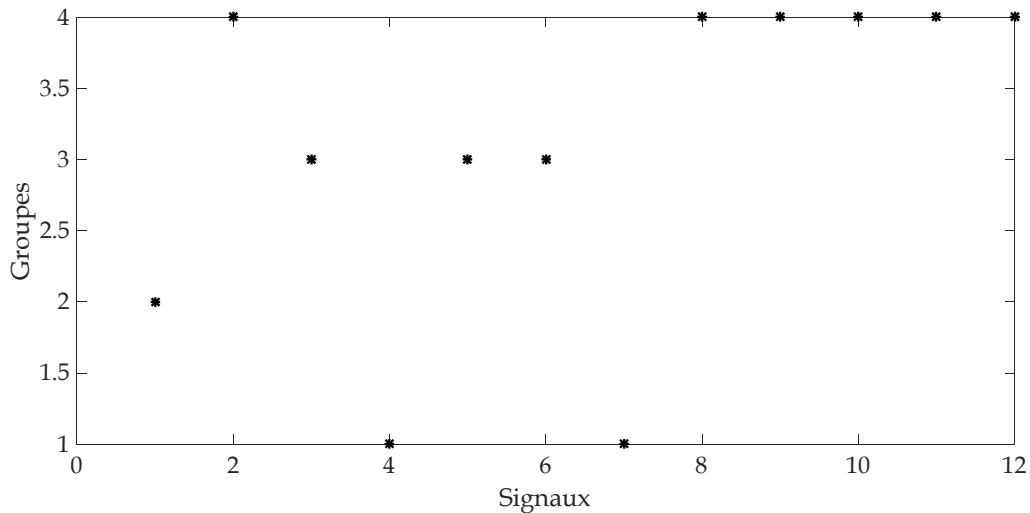


Fig. 5.11. Groupement obtenu par la SOM à partir de quatre attributs ; le RMS, la déviation standard, le kurtosis et le facteur de crête

4.3.5. Groupement par cinq attributs : les quatre indicateurs classiques plus le nouvel indicateur proposé

Aux quatre indicateurs classiques précédents nous ajoutons l'indicateur proposé, le groupement se fera désormais par cinq attributs. La figure (5.12) montre que l'association de ces cinq attributs a permis un très bon groupement. Trois groupes correspondant aux trois classes de défauts sont très clairs. Le premier groupe contient deux signaux du cas sans défaut, alors que les deux autres contiennent cinq signaux chacun correspondant respectivement au cas d'un défaut sur la bague extérieure et sur la bague intérieure. Nous pouvons donc conclure que l'ajout de l'indicateur proposé a considérablement amélioré le résultat obtenu par les quatre indicateurs (fig. 5.11).

Cette association nous semble la plus pertinente pour les raisons suivantes :

1. Le nouvel indicateur proposé est étroitement lié au type du défaut et au régime variable mais son utilisation seul pour une automatisation n'est pas souhaitable ;
2. L'utilisation des indicateurs énergiques tend à renforcer les résultats obtenus par le nouvel indicateur. Le RMS et la déviation standard évoluent avec l'évolution du défaut et sont parfois différents en fonction du type du défaut, mais peuvent aussi être influencés par d'autres types de défauts ;
3. Le kurtosis et le facteur de crête sont très sensibles à la forme du signal et ne sont influencés que par les défauts de chocs, mais nous avons montré qu'ils ne peuvent distinguer entre le type de défaut ;

4. Le nouvel indicateur n'est influencé par aucun autre type de défaut, il est directement calculé à partir des ordres des défauts, donc il permet une distinction claire entre les types de défauts ;
5. Le calcul du nouvel indicateur proposé à partir d'un spectre d'enveloppe d'ordre le rend spécialement adapté au régime variable. Son application sur des signaux mesurés en régime stationnaire est tout à fait possible, son utilisation pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements, peu importe le régime de fonctionnement, est donc possible.

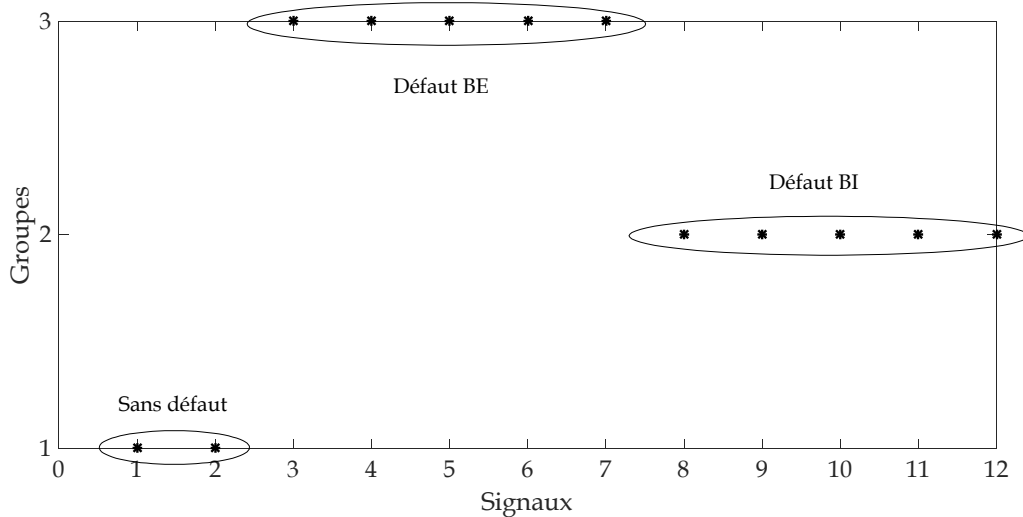


Fig. 5.12. Groupement obtenu par la SOM à partir de cinq attributs ; le RMS, la déviation standard, le kurtosis, le facteur de crête, et l'indicateur proposé

5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre avait pour objectif la conception d'un système expert pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable. Après avoir discuté les deux types d'apprentissage, nous avons finalement opté pour un apprentissage non-supervisé par l'algorithme SOM (Self Organizing Maps).

Le travail essentiel était de définir des attributs pertinents permettant le groupement des défauts par type avec un taux d'erreur minimal. Bien que l'approche SOM ait déjà été utilisée en régime constant, elle ne l'ait jamais été en régime variable, ce qui rend la tâche encore plus difficile. Cinq indicateurs ont alors été pris comme attributs. Quatre d'entre eux sont des indicateurs classiques (kurtosis, facteur de crête, RMS, déviation standard), et qui ont prouvé leur efficacité dans plusieurs systèmes d'automatisation dans la littérature. Le cinquième est un nouvel indicateur proposé spécialement pour le régime variable et calculé à partir du spectre d'enveloppe d'ordre.

Après une étude comparative entamée sur plusieurs configurations, les résultats montrent que l'utilisation des indicateurs sensibles à la forme du signal (kurtosis et facteur de crête) seuls, ou ceux sensibles à l'énergie du signal (RMS et déviation standard) seuls, ne permet pas un groupement efficace. Le résultat idéal a été obtenu en jumelant les cinq indicateurs comme attributs. L'apport du nouvel indicateur proposé est très notable du fait que son association avec les quatre autres a considérablement amélioré le résultat final qui, rappelons-le, a été de 100%.

Chapitre 6 : Conclusion générale

La maintenance prédictive des machines tournantes reste un domaine de recherche d'actualité visant essentiellement le développement d'outils de diagnostic fiables, voire d'en créer de nouveaux. Depuis longtemps, le roulement a suscité l'intérêt des chercheurs dans ce domaine du fait de son importance capitale dans toute machine tournante. En effet il n'y a pas que son importance en tant qu'organe qui intéresse, mais les accidents de fonctionnement graves qu'il peut provoquer en cas de défaillance détectée tardivement. Tans de méthodes ont été développées tout au long de ces dernières années ayant pour but commun la détection précoce du défaut de roulement dès son apparition, évitant ainsi des pannes onéreuses, des arrêts inattendus et surtout des dépenses souvent considérables.

Depuis peu, les chercheurs se sont rendus compte que la plupart des méthodes de détection des défauts de roulements, et même ceux des autres organes en général, ont été développées pour un régime de fonctionnement constant. Or, la pratique montre plusieurs secteurs industriels où le régime de fonctionnement est variable. Toute l'efficacité et la fiabilité de détection de ces méthodes, y compris celles les plus récentes, sont alors perdues. La nécessité d'adapter ces méthodes au régime variable ou de développer de nouvelles est un axe de recherche très récent qui reste quand même peu investi.

C'est dans cet esprit que les travaux de cette thèse ont été réalisés, à savoir le développement d'un outil automatique pour la détection des défauts de roulements en régime variable. La thèse comporte deux volets principaux ; le premier comporte le développement d'outils fiables de détection basés sur l'introduction de plusieurs méthodes récentes adaptées au régime variable. Dans le deuxième volet un système expert visant l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable a été proposé.

Pour le développement d'un outil efficace pour la détection des défauts de roulements en régime variable, nous avons opté pour une approche hybride combinant plusieurs méthodes récentes de traitement de signal. Notre idée était de pouvoir profiter pleinement de l'apport de chaque méthode sans toutefois altérer le résultat attendu. L'approche proposée combine alors la ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise), le débruitage multivariate par ondelettes et PCA, le kurtosis spectral et l'analyse d'ordre.

Travaillant en parfaite harmonie, ces méthodes ont donné naissance à un outil robuste qui a donné de bons résultats sur des signaux simulés et ceux mesurés expérimentalement.

En effet, la ICEEMDAN permet une décomposition empirique du signal traité aboutissant à plusieurs sous-signaux nommés IMFs (Intrinsic Mode Functions). Pour isoler la signature du défaut de roulement éventuel, nous avons introduit le kurtogramme calculé à partir du kurtosis spectral comme un moyen de sélection. L'IMF optimale étant sélectionnée, une opération de débruitage basé sur les ondelettes et la PCA est alors entreprise. En effet, il ne faut pas oublier que la ICEEMDAN est une analyse assistée par bruit, même si les IMFs obtenues sont calculées à partir de la moyenne de plusieurs ensembles, le bruit ajouté n'est pas complètement éliminé par l'opération de moyennage. Le débruitage est ainsi appliqué pour augmenter le rapport signal-bruit (SNR) visant à optimiser le résultat final souhaité. Dans ce contexte, les résultats montrent le grand apport de cette opération en comparant le kurtosis de l'IMF optimale avant et après le débruitage. Pour éliminer l'effet de la variation de la vitesse de rotation, l'analyse d'ordre est utilisée sur l'enveloppe de l'IMF débruitée. Le résultat final est un spectre d'enveloppe d'ordre mettant en évidence l'ordre du défaut et plusieurs de ses harmoniques. Même si l'approche proposée apparaît complexe en sa démarche, le résultat final peut être interprété comme un simple spectre par n'importe quel technicien de maintenance, et c'est l'objectif que nous avons visé dès le début, à savoir développer des méthodes récentes tout en les rendant maîtrisables par les praticiens.

La méthode proposée, après avoir été testée sur des signaux simulés, est bien évidemment validée sur des signaux expérimentaux mesurés sur un banc d'essais en régime variable. Plusieurs types de défauts et différents modes de variation de la vitesse ont été considérés. A chaque fois, l'ordre du défaut est mis en évidence clairement sur le spectre d'enveloppe d'ordre. En plus, nous avons montré que la méthode proposée est tout à fait applicable en régime constant, la rendant ainsi un outil universel permettant la détection d'un défaut de roulement peu importe son régime de fonctionnement.

Notre deuxième objectif par cette thèse était la conception d'un système automatique pour la détection des défauts de roulements en régime variable. Entre méthodes supervisées et non-supervisées nous avons l'embaras du choix, le problème majeur était la définition d'attributs fiables, propres au régime variable, permettant une automatisation efficace. Ceci étant réalisé dans la littérature en régime constant, reste pratiquement introuvable en régime variable. Notre choix s'est alors posé sur l'algorithme SOM (Self Organizing Maps) comme système de groupement des différents types de défauts de roulements. C'est un outil simple, ne nécessitant pas une grande quantité de signaux, comme c'est le cas pour les autres méthodes d'automatisation.

Pour les attributs, nous avons opté pour cinq indicateurs, deux sensibles à l'énergie du signal (RMS et Standard déviation), deux sensibles à la forme du signal (Kurtosis et facteur de crête), et un attribut proposé spécialement pour le régime variable calculé à partir du spectre d'enveloppe d'ordre. Une étude comparative a été entamée en adoptant plusieurs configurations de ces

attributs, aboutissant à un système fiable utilisant les cinq attributs et permettant une distinction claire entre plusieurs signaux de roulements sains et endommagés avec 100% de succès. Il est important de noter également que l'indicateur proposé améliore considérablement le groupement fait par les quatre autres attributs. Comme il est déconseillé d'avoir recours à un seul indicateur pour l'automatisation de la détection, l'association de ces cinq attributs nous semble très justifiée, car un défaut de roulement influe à la fois sur l'énergie du signal, sa forme et bien entendu provoque la présence de son ordre (ou sa fréquence caractéristique en cas du régime constant).

Perspectives de recherche

Comme perspectives à l'issue de cette thèse nous envisageons poursuivre nos travaux sur l'automatisation de la détection des défauts en régime variable :

1. Procéder à des études comparatives entre approches supervisées et non-supervisées pour la détection des défauts de roulements en régime variable ;
2. Concevoir des systèmes experts pour la détection de différents défauts de machines tournantes en régime variable (roulements, engrenages, balourd, misalignement, ...etc.) ;
3. Travailler sur les arbres de décision en régime variable, domaine non encore investi par les chercheurs.

Chapitre 6 : Conclusion générale

La maintenance prédictive des machines tournantes reste un domaine de recherche d'actualité visant essentiellement le développement d'outils de diagnostic fiables, voire d'en créer de nouveaux. Depuis longtemps, le roulement a suscité l'intérêt des chercheurs dans ce domaine du fait de son importance capitale dans toute machine tournante. En effet il n'y a pas que son importance en tant qu'organe qui intéresse, mais les accidents de fonctionnement graves qu'il peut provoquer en cas de défaillance détectée tardivement. Tans de méthodes ont été développées tout au long de ces dernières années ayant pour but commun la détection précoce du défaut de roulement dès son apparition, évitant ainsi des pannes onéreuses, des arrêts inattendus et surtout des dépenses souvent considérables.

Depuis peu, les chercheurs se sont rendus compte que la plupart des méthodes de détection des défauts de roulements, et même ceux des autres organes en général, ont été développées pour un régime de fonctionnement constant. Or, la pratique montre plusieurs secteurs industriels où le régime de fonctionnement est variable. Toute l'efficacité et la fiabilité de détection de ces méthodes, y compris celles les plus récentes, sont alors perdues. La nécessité d'adapter ces méthodes au régime variable ou de développer de nouvelles est un axe de recherche très récent qui reste quand même peu investi.

C'est dans cet esprit que les travaux de cette thèse ont été réalisés, à savoir le développement d'un outil automatique pour la détection des défauts de roulements en régime variable. La thèse comporte deux volets principaux ; le premier comporte le développement d'outils fiables de détection basés sur l'introduction de plusieurs méthodes récentes adaptées au régime variable. Dans le deuxième volet un système expert visant l'automatisation de la détection des défauts de roulements en régime variable a été proposé.

Pour le développement d'un outil efficace pour la détection des défauts de roulements en régime variable, nous avons opté pour une approche hybride combinant plusieurs méthodes récentes de traitement de signal. Notre idée était de pouvoir profiter pleinement de l'apport de chaque méthode sans toutefois altérer le résultat attendu. L'approche proposée combine alors la ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise), le débruitage multivariate par ondelettes et PCA, le kurtosis spectral et l'analyse d'ordre.

Travaillant en parfaite harmonie, ces méthodes ont donné naissance à un outil robuste qui a donné de bons résultats sur des signaux simulés et ceux mesurés expérimentalement.

En effet, la ICEEMDAN permet une décomposition empirique du signal traité aboutissant à plusieurs sous-signaux nommés IMFs (Intrinsic Mode Functions). Pour isoler la signature du défaut de roulement éventuel, nous avons introduit le kurtogramme calculé à partir du kurtosis spectral comme un moyen de sélection. L'IMF optimale étant sélectionnée, une opération de débruitage basé sur les ondelettes et la PCA est alors entreprise. En effet, il ne faut pas oublier que la ICEEMDAN est une analyse assistée par bruit, même si les IMFs obtenues sont calculées à partir de la moyenne de plusieurs ensembles, le bruit ajouté n'est pas complètement éliminé par l'opération de moyennage. Le débruitage est ainsi appliqué pour augmenter le rapport signal-bruit (SNR) visant à optimiser le résultat final souhaité. Dans ce contexte, les résultats montrent le grand apport de cette opération en comparant le kurtosis de l'IMF optimale avant et après le débruitage. Pour éliminer l'effet de la variation de la vitesse de rotation, l'analyse d'ordre est utilisée sur l'enveloppe de l'IMF débruitée. Le résultat final est un spectre d'enveloppe d'ordre mettant en évidence l'ordre du défaut et plusieurs de ses harmoniques. Même si l'approche proposée apparaît complexe en sa démarche, le résultat final peut être interprété comme un simple spectre par n'importe quel technicien de maintenance, et c'est l'objectif que nous avons visé dès le début, à savoir développer des méthodes récentes tout en les rendant maîtrisables par les praticiens.

La méthode proposée, après avoir été testée sur des signaux simulés, est bien évidemment validée sur des signaux expérimentaux mesurés sur un banc d'essais en régime variable. Plusieurs types de défauts et différents modes de variation de la vitesse ont été considérés. A chaque fois, l'ordre du défaut est mis en évidence clairement sur le spectre d'enveloppe d'ordre. En plus, nous avons montré que la méthode proposée est tout à fait applicable en régime constant, la rendant ainsi un outil universel permettant la détection d'un défaut de roulement peu importe son régime de fonctionnement.

Notre deuxième objectif par cette thèse était la conception d'un système automatique pour la détection des défauts de roulements en régime variable. Entre méthodes supervisées et non-supervisées nous avons l'embaras du choix, le problème majeur était la définition d'attributs fiables, propres au régime variable, permettant une automatisation efficace. Ceci étant réalisé dans la littérature en régime constant, reste pratiquement introuvable en régime variable. Notre choix s'est alors posé sur l'algorithme SOM (Self Organizing Maps) comme système de groupement des différents types de défauts de roulements. C'est un outil simple, ne nécessitant pas une grande quantité de signaux, comme c'est le cas pour les autres méthodes d'automatisation.

Pour les attributs, nous avons opté pour cinq indicateurs, deux sensibles à l'énergie du signal (RMS et Standard déviation), deux sensibles à la forme du signal (Kurtosis et facteur de crête), et un attribut proposé spécialement pour le régime variable calculé à partir du spectre d'enveloppe d'ordre. Une étude comparative a été entamée en adoptant plusieurs configurations de ces

attributs, aboutissant à un système fiable utilisant les cinq attributs et permettant une distinction claire entre plusieurs signaux de roulements sains et endommagés avec 100% de succès. Il est important de noter également que l'indicateur proposé améliore considérablement le groupement fait par les quatre autres attributs. Comme il est déconseillé d'avoir recours à un seul indicateur pour l'automatisation de la détection, l'association de ces cinq attributs nous semble très justifiée, car un défaut de roulement influe à la fois sur l'énergie du signal, sa forme et bien entendu provoque la présence de son ordre (ou sa fréquence caractéristique en cas du régime constant).

Perspectives de recherche

Comme perspectives à l'issue de cette thèse nous envisageons poursuivre nos travaux sur l'automatisation de la détection des défauts en régime variable :

1. Procéder à des études comparatives entre approches supervisées et non-supervisées pour la détection des défauts de roulements en régime variable ;
2. Concevoir des systèmes experts pour la détection de différents défauts de machines tournantes en régime variable (roulements, engrenages, balourd, misalignement, ...etc.) ;
3. Travailler sur les arbres de décision en régime variable, domaine non encore investi par les chercheurs.

Références bibliographiques

- [1] Norme Européenne NF EN 13306 (Juin 2001), Terminologie de maintenance, AFNOR 2001.
- [2] K. Belmahdi, Technic of maintenance. University of Pierre and Marie Curie, Paris VI, Paris, France, 2016.
- [3] <https://www.energy.gov/eere/wind/articles/statistics-show-bearing-problems-cause-majority-wind-turbine-gearbox-failures>.
- [4] Maintenance Service, Document SNR, SNR Industry, 2004.
- [5] C. Pachaud, R. Salvetat and C. Fray, Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces, *Mechanical Systems and signal processing*, (1997) 11 (6), 903-916.
- [6] A. Boulenger and C. Pachaud, *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*, Dunod, 1998.
- [7] S. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machines Intelligence*, (1989) 11 (7), 674-693.
- [8] A. Djebala, Application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques. Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar d'Annaba, Octobre 2008.
- [9] NE. Huang et al, The empirical mode decomposition method and the Hilbert spectrum for non-stationary time series analysis. *Proceeding of the Royal Society London* (1998) 454A, 903-995.
- [10] M. Kerebel, L. Pellissier and D. Stan, L'Empirical Mode Decomposition, algorithmes et utilisations. ENS Cachan, Juin 2011.
- [11] T. Oberlin, Approches mathématiques pour la décomposition modale empirique. Master Recherche Mathématiques Appliquées, Université Joseph Fourier, Grenoble (2010).
- [12] W.J. Wang and P.D. McFadden, Early detection of gear failure by vibration analysis i. Calculation of the time-frequency distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*, (1993), 7, Issue 3, 193-203.
- [13] W.J. Wang and P.D. MacFadden, Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection, *Journal of Sound and Vibration*, (1996) 192(5), 927-939.

- [14] W. Peter, Wavelets analysis-A flexible and efficient fault diagnostic method for rolling element bearing, 7th International Congress on Sound and Vibration, Germany 4-7 July 2000, 507-514.
- [15] L. Jing, Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis, *Journal of Sound and Vibration*, 2000 234 (1), 35-148.
- [16] Q. Sun and Y. Tang, Singularity analysis using continuous wavelet transform for bearing fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16 (6), 1025-1041.
- [17] N.G. Nikolaou and I.A. Antoniadis, Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16 (4), 677-694.
- [18] H. Zheng, Z. Li and X. Chen, Gear faults diagnosis based on continuous wavelet transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2002) 16(2-3), 447-457.
- [19] G. Dalpiaz, A. Rivola and R. Rubini, Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local faults detection in gears, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2000) 14 (3), 387-412.
- [20] R. Rubini and U. Maneghetti, Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001 15(2), 287-302.
- [21] M. Boltežar, I. Simonovski and M. Furlan, Fault Detection in DC electro motors using the continuous wavelet transform, *Meccanica* 38 251-264, 2003.
- [22] D. M. Yang, A. F. Stronach and P. MacConnell, The application of advanced signal processing techniques to induction motor bearing condition diagnosis, *Meccanica* 38 297-308, (2003).
- [23] C. J. Li and J. Ma, Wavelet decomposition of vibrations for detection of bearing-localised defects, *NDT&E International*, (30) 3 1997, 143-149.
- [24] J. Liang, S. Elangovan and J. B. X. Devotta, A wavelet multi-resolution analysis approach to fault detection and classification in transmission lines, *Electrical Power & Energy Systems*, (20) 5 1998, 327-332.
- [25] S. J. Loutridis, Instantaneous energy density as a feature for gear fault detection, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2006) 20(5), 1239-1253.
- [26] C.K. Sung, H. M. Tai and C.W. Chen, Locating defects of gear system by the technique of wavelet transform, *Mechanism and machine theory*, 35 (2000), 1169-1182.
- [27] G. Meltzera and N. P. Dien, Fault diagnosis in gears operating under non-stationary rotational speed using polar wavelet amplitude maps, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18 (2004), 985-992.

- [28] S. Brabhakar, A.R. Mohanty, A.S. Sekhar, Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearings race faults, *Tribology International*, 35 (2002), 793-800.
- [29] N.G. Nikolaou and I.A. Antoniadis, Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets, *NDT & E International*, 35 (2002), 197-205.
- [30] K. Chinmaya and A.R. Mohanty, Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 (1) 2006, 158-187.
- [31] A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui, L. Chaabi, Detecting mechanical failures inducing periodical shocks by wavelet multi-resolution analysis. Application to rolling bearings faults diagnosis. *Mechanics* (2006) 58(2):44-51.
- [32] A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui, Optimisation of the wavelet multi-resolution analysis of shock signals: application to the signals generated by defective rolling bearings. *Mechanics & Industry* (2007) 4(8):379-389.
- [33] A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui, Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis. *Meccanica* (2008) 43:339-348.
- [34] A. Djebala, N. Ouelaa, C. Benchaabane and D.F. Laefer, Application of the Wavelet Multi-Resolution Analysis and Hilbert Transform for the Prediction of Gear Tooth Defects. *Meccanica* (2012) 47:1601-1612.
- [35] R. Yan, R.X. Gao, X. Chen, Wavelets for faults diagnosis of rotary machines: A review with applications. *Signal Processing* (2014) 96: 1-15.
- [36] B. Abouelanouar, M. Elamrani, B. Elkihel, F. Delaunois, Application of wavelet analysis and its interpretation in rotating machines monitoring and fault diagnosis. A review. *International Journal of Engineering & Technology* (2005) 7 (4):3465-3471.
- [37] D. Yu, J. Cheng and Y. Yang, Application of EMD and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2008) 19:259-270.
- [38] D. Yu, C. Juncheng, A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN. *Journal of Sound and Vibration* (2006) 294:269-277.
- [39] Q. Du, S. Yang, Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2007) 21:2634-3644.
- [40] Q. Gao, C. Duan, H. Fan, Q. Meng, Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2008) 22:1072-1081.
- [41] B. Liu, S. Riemenschneider, Y. Xu, Gearbox faults diagnosis using empirical decomposition and Hilbert spectrum. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2006) 20:718 - 734.

- [42] C. Junsheng, Y. Dejie, J. Tang, Y. Yu, Application of frequency family separation method based upon EMD and local Hilbert energy spectrum method to gear fault diagnosis. *Mechanism and Machine Theory* (2008) 43:712 – 723.
- [43] A. Parey, M. El Badaoui, F. Guillet and N. Tandon, Dynamic modelling of spur gear systems using empirical mode decomposition-based statistical analysis for early detection of localized tooth defect. *Journal of Sound and Vibration* (2006), 294 (3):547-561.
- [44] J. Dybala, R. Zimroz, Rolling bearing diagnosing method based on empirical mode decomposition of machine vibration signal. *Applied Acoustics* (2014) 77:195-203.
- [45] M. Kedadouche, M. Thomas and A. Tahan, Empirical Mode Decomposition of Acoustic Emission for Early Detection of Bearing Defects. *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations* p-p 367-377.
- [46] M.C. Pan, W.C. Tsao, Using appropriate IMFs for envelope analysis in multiple fault diagnosis of ball bearings. *International Journal of Mechanical Sciences* (2013) 69:114-124.
- [47] R. Abdelkader, A. Kaddour, and Z. Derouiche, Enhancement of rolling bearing fault diagnosis based on improvement of empirical mode decomposition denoising method. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2018) 97(5–8):3099–3117.
- [48] G.F. Bin, J.J. Gao, X.J. Li, B.S. Dhillon, Early faults diagnosis of rotting machinery based on wavelet packets-Empirical mode decomposition feature extraction and neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2012) 27:696-711.
- [49] A. Djebala, M.K. Babouri, N. Ouelaa, Rolling bearing fault detection using a hybrid method based on empirical mode decomposition and optimized wavelet multi-resolution analysis. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2015) 79(9 – 12):2093 – 2105.
- [50] X. Liu, B. Lin, H. Luo, Bearing faults diagnostics based on hybrid LS-SVM and EMD method. *Measurement* (2015) 59:145 – 166.
- [51] J.H. Ahn, D.H. Kwak, B.H. Koh, Fault detection of a roller-bearing system through the EMD of a wavelet denoised signal. *Sensors* (2014) 14(8):15022 – 15038.
- [52] Z. Wu, N.E. Huang, Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advanced Adaptive Data Analysis* (2009) 1(01):1 – 41.
- [53] W. Guo, W. Tse Peter, A. Djordjevich, Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition. *Measurement* (2012) 45(5):1308 – 1322.
- [54] X. Zhang, J. Zhou, Multi-fault diagnosis for rolling element bearings based on ensemble empirical mode decomposition and optimized support vector machines. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2013) 41:127-140.

- [55] F. Jiang, Z. Zhu, W. Li, G. Chen and G. Zhou, Robust condition monitoring and fault diagnosis of rolling element bearings using improved EEMD and statistical features. *Measurement Science and Technology* (2014) 25 025003.
- [56] A. Djebala, L. Chaabi, N. Ouelaa, M.K. Babouri, T. Benmedakhene, l'EMD et l'EEMD pour la détection des défauts de roulements: étude comparative. *The International Congress of Mechanics, Mechatronics and Materials IC3M'2019, Sousse 20-22 December 2019, Tunisia.*
- [57] Y. Lei, J. Lin, Z. He, M.J. Zuo, A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2013) 35:108-126.
- [58] M.E. Torres, M.A. Colominas, G. Schlotthauer, P. Flandrin, A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise. *Proceeding of the 36th International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing ICASSP 2011 (May 22-27, Prague, Czech Republic).*
- [59] Y. Lei, Z. Liu, J. Ouazri, J. Lin, A fault diagnosis method of rolling element bearings based on CEEMDAN. *Proceeding of IMEchE part C, Mechanical Engineering Science* (2015) 231(10):1804-1815.
- [60] D. An, B. Xu, M. Shao, H.D. Li, CEEMDAN-MFE method for fault extraction of rolling bearing. *Journal of Physics: Conference Series* (2019) 1213:052092.
- [61] X. Jing, M. Jianmin, Z. Zhiqiang and C. Chun, Bearing Fault Diagnosis Based on CEEMDAN and Teager Energy Operator. *Journal of Physics: Conference Series* (2019) 1345:032044.
- [62] M. Bouhalais, A. Djebala, N. Ouelaa, M.K. Babouri, CEEMDAN and OWMRA as a hybrid method for rolling bearing fault diagnosis under variable speed. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2018) 94(5-8):2475-2489.
- [63] L. Wand and Y. Shao, Fault feature extraction of rotating machinery using a reweighted complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and demodulation analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2020) 138, 106545.
- [64] S. Mohanty, K.K. Gupta, K.S. Raju, Vibro-acoustic fault analysis of bearing using FFT, EMD, EEMD and CEEMDAN and their implications. *Advances in machine learning and signal processing*. Springer, Cham (2016) pp. 281-292.
- [65] T. Kebabsa, A. Djebala, M.K. Babouri, M.C. Djamaa, L. Chaabi, N. Ouelaa, Comparative study between cyclostationary analysis, EMD, and CEEMDAN for the vibratory diagnosis of rotating machines in industrial environment. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2020) 109 (9-12) : 2747-2775.

- [66] M.A. Colominas, G. Schlotthauer, M.E. Torres, Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing. *Journal of Biomedical Signal Processing and Control* (2014) 14:19-29.
- [67] F. Ding, X. Li, J. Qu, Fault diagnosis of rolling bearing based on improved CEEMDAN and distance evaluation technique. *Journal of Vibroengineering* (2017) 19(1):1392-8716.
- [68] J. Zhang, Y. Guo, Y. Shen, D. Zhao, M. Li, Improved CEEMDAN – wavelet transform denoising method and its application in well logging noise reduction. *Journal of Geophysics Engineering* (2018) 15775 – 787.
- [69] D. Huang, S. Li, N. Qin, Y. Zhang, Fault Diagnosis of High-Speed Train Bogie Based on the Improved-CEEMDAN and 1-D CNN Algorithms. *IEEE Transactions on Instrumentation and measurement*, (2021) 70 : 1-11.
- [70] K. Ait Sghir, F. Bolaers, O. Coussinard and J.P. Dron, Vibratory monitoring of a spalling bearing defect in variable speed regime. *Mechanics & Industry* (2013) 14(2):129 – 136.
- [71] A. Merzoug, K.A. Sghir, A. Miloudi, J.P. Dron, Vibratory monitoring of gear transmissions in variable regime. *Mechanics and Industry* (2014) 15, 377–382.
- [72] P. Bourghesani, P. Pennacchi, R.B. Randall, N. Sawalhi and R. Ricci, Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2013) 36 2:370-384.
- [73] C. Mishra, A.K. Samantaray, G. Chakraborty, Rolling element bearing defect diagnosis under variable speed operation through angle synchronous averaging of wavelet denoised estimate. *Mechanical Systems and Signal Processing* (2016) 72:206-222.
- [74] T.Y. Wu, C.H. Lai, D.C. Liu, Defect diagnostics of roller bearing using instantaneous frequency normalization under fluctuant rotating speed. *Journal of Mechanical Science & Technology* (2016) 30(3):1037 – 1048.
- [75] Y. Yang, H. Wang, J. Cheng, K. Zhang, A fault diagnosis approach for roller bearing based on VPMCD under variable speed condition. *Measurement* (2013) 46(8):2306-2312.
- [76] L. Chaabi, A. Lemzadmi, A. Djebala, M.L. Bouhalais, N. Ouelaa, M.K. Babouri, Application of the Ensemble Empirical Mode Decomposition and Order Tracking Analysis for the detection of rolling bearing defects in non-stationary running conditions. *The International Congress of Mechanics, Mechatronics and Materials IC3M'2019, Sousse 20-22 December 2019, Tunisia*.
- [77] 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* (2012) 27:696-711.

- [78] 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* (1997) 15(5):751-765.
- [79] V. Sugumaran, K.I. Ramachandran, Effect of number of features on classification of roller bearing faults using SVM and PSVM. *Expert Systems with Applications* (2011), 38(4) :4088-4096.
- [80] M. Saimurugan, K.I. Ramachandran, V. Sugumaran, N.R. Sakthivel, Multi component fault diagnosis of rotational mechanical system based on decision tree and support vector machine. *Expert Systems with Applications* (2011), 38(4) :3819-3826.
- [81] M. Tahy, Développement d'un système d'aide au diagnostic des machines tournantes par utilisation de l'arbre de décision. Thèse, USTHB d'Alger Novembre 2019.
- [82] M. Boumahdi, J.P. Dron, S. Rechak and O. Coussinard, On the extraction of rules in the identification of bearing defects in rotating machinery using decision tree. *Expert Systems with Application* (2010) 37(8):5887-5894.
- [83] M.L. Fadda and A. Moussaoui, Hybrid SOM-PCA method for modeling bearing faults detection and diagnosis. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering* (2018) 40:268.
- [84] S. Allia, R. Nasri, I. Meddour and R. Younes, Comparison between sound perception and self-organizing maps in the monitoring of the bearing degradation. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2020) 110(7/8):1-11.
- [85] V. Vakharia, V.K. Gupta and P.K. Kandar, Ball bearing fault diagnosis using supervised and unsupervised machine learning methods. *International journal of acoustics and vibration* (2015) 20(4):244-250.
- [86] M.L. Bouhalais, Développement et mise en œuvre d'outils de surveillance des machines tournantes par analyse vibratoire en régime variable. Thèse, Université 8 Mai 1945 Guelma, Juillet 2019.
- [87] J.P. Dron, F. Bolaers et L. Rasolofondraibe, Improvement of the sensitivity of the scalar indicators (crest factor and kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction: application to the detection of defects in ball bearings, *Journal of Sound and Vibration*, 270 (2004) 61-73.
- [88] C.T. Yiakopoulos, N.G. Nikolaou, I.A. Antoniadis, Sensitivity of time-domain and morphological indices for fault detection and trending of defective rolling bearings. *Surveillance 5*, CETIM, Senlis France 11-13 October 2004.

- [89] Y.T. Sheen, A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis, *Journal of Sound and Vibration*, (2004), 276 (1-2),105-119.
- [90] Antoni J, Randall RB (2006) The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 20, 282-307.
- [91] N. Sawalhi, R.B. Randall, Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Part 1; the combined gear bearing dynamic model and the simulation of localized bearing faults. *Mechanical Systems and Signal Processing* 22(8):1924-1951.
- [92] Y. Liu, Z. Jiang, J. Xiang, An adaptive cross-validation thresholding de-noising algorithm for fault diagnosis of rolling element bearings under variable and transients conditions. *IEEE Access multidisciplinary* (2020) 8: 67501-67518.
- [93] U. Asan and C. Ecran, An introduction to self-organizing maps. *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering*, Atlantic Press Book, July 19, 2012.
- [94] M. AminGhafari, N. Cheze, J.M. Poggi, Multivariate denoising using wavelets and principal component analysis. *Computational Statistics & Data Analysis* (2006) 52 (6):3061-3074