Université du 8 mai 1945 — Guelma Faculté des Sciences et de la Technologie Département de Génie Mécanique



Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme de Master

Option: Maintenance Industrielle

Présenté par : Taha BAALI

Application de L'Ensemble de Décomposition en Mode Empirique (EEMD) Pour la Détection des Défauts de Roulement en Régime Variable

Sous la Direction de :

Dr. Abderrazek DJEBALA

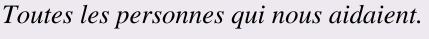
Remerciement

Nous tenons à remercier avant tout ALLAH qui nous a donné la patience, du courage et de la force pour réaliser ce travail.

Mes remerciements s'adressent à : Mon encadreur, Mr Dr. DJEBALA Abderrazek Mes enseignants

Mr. BOUHALAIS Mohamed Lamine

Tous les membres des services de Vice doyen chargé de la post-graduation et de la recherche scientifique et relations





Dédicace

Je dédie ce modeste travail à ceux qui sont le soleil de ma vie et la lune de mes nuits mes plus chers parents

A mes grands parents

A mes frères

A mes sœurs

A mes amies

A mes professeurs

A mon encadreur

A mes collègues de promotion de génie mécanique



SOMMAIRE

In	Introduction				
		Chapitre I : Généralités et Notions Fondamentales			
	1. Notic	ons sur la maintenance	04		
	1.1.	Types de maintenance	04		
	1.2.	La surveillance	05		
	1.3.	La détection	05		
	1.4.	Le diagnostic	05		
2.	Défailla	ances des machines tournantes	05		
	2.1.	Défauts liés aux arbres	06		
	2.2.	Les défauts des engrenages	07		
3.	Les roulements				
	3.1.	Constituants d'un roulement	08		
	3.2.	Les fréquences caractéristiques d'un roulement	08		
	3.3.	Défauts rencontrés sur les roulements	09		
	3.4.	Signatures vibratoires des principaux défauts de roulement	10		
	3.5.	Les techniques de détection les défauts de roulement	12		
4.	Conclu	sion du chapitre	20		
	Cho	apitre II : Fondements Mathématiques de l'EEMD et Synthèse Bibliographique			
1.	Décom	position en Mode Empirique EMD	21		
	1.1.	Quelque Définitions	21		
	1.2.	Le principe de la méthode EMD	22		
	1.3.	La procédure de Tamisage (Sifting Process)	23		
	1.4.	Exemple d'application de l'EMD	25		
2.	Le Mod	le « Mixing »	25		

	2.1.	Exemple	26
3.	Ensemb	ole de Décomposition en Mode Empirique (EEMD)	27
	3.1.	Le principe de l'EEMD	27
	3.2.	La procédure de l'EEMD	29
	3.3.	Exemple d'application de l'EEMD	29
4.	Synthès	se Bibliographique sur l'EMD et l'EEMD	31
5.	Conclus	sion du chapitre	40
	(Chapitre III : Application de l'EEMD en régime stationnaire	
1.	Modélis	sation des défauts de roulements en régime stationnaire	41
2.	Applica	ation de l'EMD et l'EEMD sur un signal simulé	43
3.	Influen	ce des paramètres	45
	3.1.	Influence de la fréquence d'échantillonnage (Fe)	45
	3.2.	Influence de la fréquence de choc (Fc)	46
	3.3.	Influence de Temps de relaxation	47
	3.4.	Influence de bruit ajouté sur l'EEMD	47
	3.5.	Influence du nombre d'ensembles de l'EEMD	48
4.	Applica	ation de l'EMD et l'EEMD sur des signaux réels	49
	4.1.	Aperçu sur « Bearings Data Center »	49
	4.2.	Cas d'un défaut sur la bague intérieure	50
	4.3.	Cas d'un défaut sur la bague extérieure	53
5.	Influen	ce des Paramètres	55
	5.1.	Influence de la charge	55
	5.2.	Influence de la taille de défaut	57
	5.3.	Influence de l'orientation de défaut	59
6.	Conclus	sion du chapitre	60

Chapitre IV : Application de l'EEMD en Régime Variable

1.	Modélisation des défauts de roulement en régime variable	61
	1.1. Exemple	62
2.	Analyse d'ordre	63
	2.1. Exemple	64
3.	Application de l'EEMD sur un signal simulé	66
4.	Application de l'analyse d'ordre	69
5.	Application de l'EEMD sur un signal mesuré en régime variable	71
6.	Conclusion du chapitre	74
Co	nclusion Générale	75
Ré	férences Bibliographiques	
An	mexe	

Introduction 1

Introduction

Les machines tournantes sont largement utilisées dans l'industrie depuis l'ère du développement industriel. Avec l'avancée de la technologie, l'intégration de machines plus complexes et plus précises est de plus en plus grande. Les roulements sont les composants importants et fréquemment rencontrés dans les machines tournantes telles que les machines-outils, boîtes de vitesses, ...etc. Une défaillance inattendue du roulement peut entraîner une détérioration des conditions de fonctionnement de la machine et des pertes économiques importantes.

Etant un outil fiable pour permettre le diagnostic des pannes et d'identifier les motifs des défauts, l'analyse des signaux vibratoires a été un sujet important dans le domaine de recherche portant sur le diagnostic de pannes mécaniques. Jusqu'à présent, de nombreuses méthodes classiques d'analyse de signaux vibratoires, telles que l'analyse de Fourier, l'analyse dans le domaine temporel, ...etc., ont été appliquées au diagnostic des pannes des machines tournantes. Cependant, ces méthodes sont basées sur l'hypothèse que le processus générant le signal est stationnaire et linéaire. Ces dernières années, l'analyse temps-fréquence, comme la transformée en ondelettes a été introduite dans le diagnostic de pannes mécaniques et a reçu l'attention des scientifiques. Les ondelettes représentent les propriétés de distribution temps-fréquence d'un signal de vibration et permettent d'extraire les caractéristiques de défauts localisés. Mais les résultats de la transformée en ondelettes dépendent du choix de la fonction de base d'ondelettes.

Récemment, une nouvelle méthode d'analyse temps-fréquence, désignée par « Décomposition en Mode Empirique (EMD pour Empirical Mode Decomposition) », a été proposée par Huang (Ancien ingénieur de la NASA) et ses collègues. En utilisant l'EMD, tout signal compliqué peut être décomposé en une série de fonctions

Introduction 2

de mode intrinsèque IMFs, qui représentent les modes oscillatoires naturels intégrés dans le signal. L'EMD est une méthode auto-adaptative parce que les IMFs sont déterminées par le signal lui-même. Cependant, l'un des principaux inconvénients de l'EMD est le problème de mode « mixing », qui est défini comme une seule IMF formée de composantes d'échelles très disparates, ou une composante d'une échelle similaire résidant dans différentes IMFs. Pour remédier au problème du mode « mixing » de l'EMD, l'Ensemble de la Décomposition en Mode Empirique (EEMD) a été présentée récemment par Wu et Huang. L'EEMD est une méthode d'analyse de données assistée par bruit. En ajoutant du bruit blanc fini au signal étudié, la méthode EEMD peut éliminer automatiquement le problème de mode « mixing ». Par conséquent, l'EEMD représente ainsi une amélioration majeure de l'EMD.

La surveillance des défauts de roulement est plus compliquée lorsque les paramètres de fonctionnement des systèmes sont des variables notamment pour la vitesse et pour la charge. Ce type de régime de fonctionnement est répandu dans l'industrie, par exemple le tramway, les moteurs d'avion, l'éolienne, ...etc. Sous ces opérations non stationnaires, les composantes d'amplitude et de fréquence changent toujours en raison de la variation de vitesse (ou variation de charge). Pour résoudre ce problème on fait appel à l'analyse d'ordre, au lieu de la fréquence, c'est les ordres de la vitesse de rotation qui sont analysés.

L'objectif du travail qui sera développé dans le cadre de ce mémoire et d'appliquer la méthode EEMD pour la détection des défauts de roulements en régime variable. Le présent travail est structuré en quatre chapitres suivis d'une conclusion générale.

Dans le premier chapitre on va présenter un aperçu général sur le diagnostic des machines tournantes, en donnant des rappels sur la maintenance et les différents défauts qui accrurent sur les machines tournantes. Nous présentons aussi quelques

Introduction 3

méthodes utilisées dans le domaine du traitement des signaux vibratoires.

Dans le deuxième chapitre, nous donnons des généralités théoriques sur les méthodes de la décomposition en mode empirique (EMD) et l'Ensemble EMD (EEMD). Dans le même chapitre, un état de l'art portant sur l'application de ces méthodes en diagnostic des défauts mécaniques dans les machines tournantes est donné à travers quelques travaux.

Le troisième chapitre est consacré à l'application en régime stationnaire de l'EMD et de l'EEMD sur des signaux simulés et mesurés de roulements défectueux. Dans le même chapitre une étude portant sur l'influence de quelques paramètres sur la sensibilité de l'indicateur scalaire utilisé « kurtosis » et présentée.

Le dernier chapitre comprend l'application des deux méthodes sur des signaux simulés et mesurés mais en régime non stationnaire où la vitesse de rotation est variable.

Notre travail s'achève par une conclusion générale.

« Ce chapitre est consacré à donner des généralités et des notions sur le traitement du signal et ses applications dans le domaine de la détection des défauts de machines tournantes notamment ceux des roulements. Nous donnons aussi d'une manière brève les techniques les plus utilisées dans l'analyse des signaux vibratoires. »

1. Notions sur la maintenance

Avec le développement de l'industrie, les solutions de maintenir le bon fonctionnement des machines tournantes dans les usines sont aussi devenues indispensables, car le rendement de ces dernières est attaché à la bonne méthode de maintien et de maintenance.

1.1. Types de maintenance

La figure (1.1) résume les différents types de maintenance largement discutés dans la littérature.

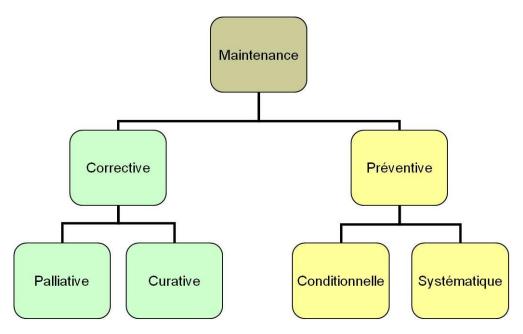


Figure 1.1. Les différents types de maintenance

1.2. La surveillance

La surveillance est l'observation (une observation systématique et significative). La surveillance est un dispositif passif, informationnel qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance consiste notamment à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières.

1.3. La détection

Pour détecter les défaillances d'un système, il faut être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales. Cette classification n'est pas triviale, étant donné le manque d'information qui caractérise généralement les situations anormales. Une simplification communément adoptée consiste à considérer comme anormale toute situation qui n'est pas normale.

1.4. Le diagnostic

Le diagnostic est un outil particulièrement utile dans le cadre de la mise en place d'un concept de maintenance prévisionnelle. La démarche du diagnostic repose sur l'analyse systématique du signal vibratoire et le suivi de son évolution dans le temps en analysant son allure temporelle et spectrale afin d'identifier l'existence de défaut ou non. Deux tâches essentielles en diagnostic :

- Observer les symptômes de défaillance.
- ♣ Identifier la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé
 sur des observations.

2. Défaillances des machines tournantes

Une machine tournante n'est enfaite qu'un jeu de mécanismes mobiles entre eux, et d'organes combinés dans le but d'effectuer une tache précise, transformer une énergie, transmettre un mouvement ... etc. Une panne dans une machine tournante n'est que la résultante d'une avarie ou d'une suite d'avaries sur l'un ou plusieurs de

ses organes. Dans ce qui suit nous allons voir les défauts les plus courants pouvant se manifester sur quelques organes de machines classés importants.

Paramètre Défauts	Température	Pression	Débit	Analyse d'huile	Vibration
Déséquilibrage					•
Arbre non aligné –	•				•
Flexion d'arbre					_
Roulement				•	•
Palier	•	•	•	•	•
Engrenage	•			•	•
Frottement	•				•

Tableau 1.1 Paramètres permettant de détecter un défaut sur une machine [1]

2.1. Défauts liés aux arbres

2.1.1. Le balourd

Un balourd est caractérisé par un déséquilibre massique autour de l'axe de rotation qui produit des forces d'inertie. Ces forces agissent sur les corps en rotation et surtout sur les roulements et excitent les paliers.

2.1.2. Le désalignement

Le défaut d'alignement est l'une des principales causes de réduction de la durée de vie des équipements. Il concerne soit deux arbres liés par un accouplement, soit deux paliers soutenant le même axe.

2.2. Les défauts des engrenages

2.2.1. Détérioration d'une dent

Si l'une des roues présente une dent détériorée, il se produit un choc dur à chaque tour du pignon.

2.2.2. Détérioration de deux dents sur les deux roues

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

2.2.3. Ecaillage

Il s'agit également de trous mais ceux-ci sont moins nombreux, plus profonds et plus étendus que ceux du Pitting. L'écaillage est lié à l'absence de film d'huile entre les surfaces ; cette absence est causée par l'échauffement crée par la vitesse de frottement et de glissement entre les profils des dents.

2.2.4. Fissuration

Elle progresse à chaque mise en charge, et elle est située en pied de dent. Elle apparaît sur des aciers fins et durcis superficiellement, qui sont sujets aux concentrations de contraintes. Leur apparition est due à un dépassement de la limite élastique en contrainte au pied de dent du côté de la dent en traction.

3. Les roulements

Le roulement est un organe de base pouvant assurer à lui seul plusieurs fonctions parmi lesquelles la liaison mobile en rotation avec un minimum de frottement entre deux éléments, tout en supportant des charges radiales ou axiales plus ou moins importantes. Il peut être aussi utilisé pour assurer un positionnement précis de l'arbre, et corriger des défauts d'alignement.

3.1. Constituants d'un roulement

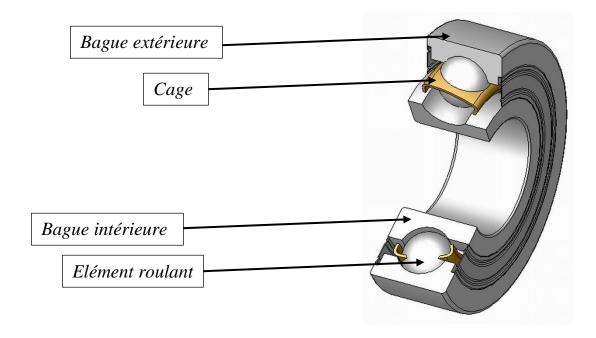


Figure 1.2. Constituants d'un roulement

3.2. Les fréquences caractéristiques d'un roulement

Pour chaque type de roulement et en fonction de ses cotes de fabrication, on peut considérer les fréquences caractéristiques données par les formules suivantes [2]:

♣ La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague extérieure F_{b ext} :

$$F_{b \, ext} = 0.5 \, Fr \, n \, \left[1 - \left\{ \frac{d}{D} \cos \, \alpha \right\} \right] \tag{1}$$

♣ La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure F_{b int}:

$$F_{b int} = 0.5 Fr n \left[1 + \left\{ \frac{d}{D} \cos \propto \right\} \right]$$
 (2)

↓ La fréquence de passage d'un défaut de cage F_{cage}:

$$F_{cage} = 0.5 Fr \left[1 - \left\{ \frac{d}{D} \cos \propto \right\} \right] \tag{3}$$

♣ La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou de rouleau) sur la bague externe ou sur la bague interne F_{bille}:

$$F_{bille} = Fr \frac{D}{d} \left[1 - \left\{ \frac{d}{D} \cos \propto \right\}^2 \right] \tag{4}$$

Ou n : le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles), D : le diamètre primitif, d : le diamètre des éléments roulants, α : angle de contact, Fr : la fréquence de rotation de la bague interne (la bague externe étant supposée fixe).

3.3. Défauts rencontrés sur les roulements

En effet les roulements sont les éléments les plus importants des machines tournantes. Souvent, ils sont soumis à des excitations qui provoquent dans la majorité des cas des défauts cause d'une défaillance partielle ou totale de la machine dont les conséquences sont catastrophiques. D'après les statistiques, les roulements sont dans 19% des cas la cause de la défaillance de la machine. Selon SNR, il y a onze aspects des principales détériorations des roulements [3].

- 1- **Ecaillage de fatigue :** Présent sous forme de fissuration et enlèvement de fragment de matière.
- 2- **Ecaillage superficiel :** Taches en surface provenant d'arrachement superficiel de métal.
- 3- **Grippage :** Echauffement violent, déformation des corps roulants, laminage du métal.
- 4- Empreintes par déformation : Empreintes sur les pistes et les corps roulants.
- 5- **Faux effet Brinell :** Enlèvement de matière par abrasion au niveau des points de contact internes du roulement.

- 6- **Usure :** Usure généralisée des corps roulants, des pistes et des cages, teinte grise.
- 7- **Cratères et cannelures :** Piqûres à bord net ou succession de plages étroites parallèles, liées à un passage de courant électrique.
- 8- **Coups, fissures, cassures :** Chocs violents, enlèvement de matière en surface, fissures, rupture des bagues.
- 9- **Corrosion de contact :** Coloration rouge ou noire sur les surfaces d'appui du roulement, dans l'alésage et sur le diamètre extérieur.
- 10- **Corrosion :** Oxydation localisée ou généralisée, à l'extérieur ou à l'intérieur du roulement.
- 11- Détérioration des cages : Déformation, usure, rupture.

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

3.4. Signatures vibratoires des principaux défauts de roulement

Le signal vibratoire mesuré sur une machine tournante contient toutes les informations sur son état de santé. Ce signal est donc la signature vibratoire caractéristique de la machine ou de chacun de ces éléments. Lors de l'apparition d'un défaut sur le roulement cette signature est modifiée, en effet une impulsion se produit à chaque passage de l'élément roulant sur le défaut, le signal résultant est donc un signal modulé typique de chocs périodiques dont la période est fonction de la nature du défaut (bague ext. ou int.). Pour les défauts dus à la détérioration de l'élément roulant cette périodicité n'est pas toujours évidente à cause de son roulement chaotique, encore moins évidente pour les défauts de cage qui n'induisent pas forcément des chocs périodiques.

3.4.1. Défaut de type écaillage affectant la bague externe

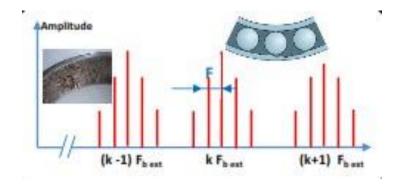


Figure 1.3. Spectre typologique d'un défaut sur la bague extérieure

3.4.2. Défaut de type écaillage affectant la bague interne

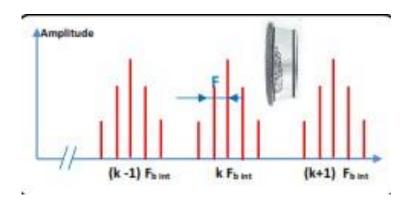


Figure 1.4. Spectre typologique d'un défaut sur la bague intérieure

3.4.3. Défaut de type écaillage sur un élément roulant

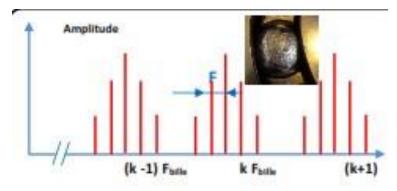


Figure 1.5. Spectre typologique d'un défaut sur la bille

3.4.4. Défauts de type déversement de bague

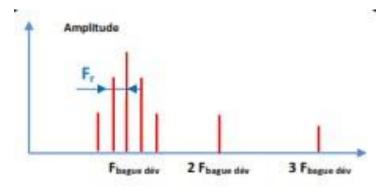


Figure 1.6. Spectre typologique d'un défaut du type déversement de la bague

3.5. Les techniques de détection les défauts de roulement

Une machine idéale ne vibrerait pas car toute l'énergie serait employée pour effectuer le travail demandé. La détérioration d'un ou plusieurs éléments de cette machine se traduit par une augmentation de l'énergie vibratoire qui, puisqu'elle est dissipée à travers la machine, excite les résonances et ajoute une charge dynamique considérable aux paliers. Cause et effet se renforce mutuellement jusqu'à la rupture définitive. Pour la surveillance et le diagnostic des machines tournantes plusieurs technique sont disponibles, le choix de la technique de surveillance et de diagnostique dépend des paramètres tels que : les paramètres de cout d'installation, les paramètres relatifs à la dynamique et la cinématique de la machine, les paramètres environnementaux et d'encombrement et le niveau de criticité de l'application. Dans ce qui suit seront décrites les principales techniques de surveillance et diagnostique [4].

3.5.1. L'analyse du lubrifiant

Le rôle principal du lubrifiant est d'assurer un contact fluide entre les différents composants d'une machine et ainsi diminuer le risque d'usure. Dans le cas d'apparition d'une défaillance dans un organe de la machine, le suivi des caractéristiques physico-chimiques du lubrifiant peut contenir des informations sur

son type et son niveau de dégradation, notamment dans le cas de dégradation liée à l'oxydation du lubrifiant, ou de contamination liée à la présence de débris d'usure. Les principaux inconvénients de l'utilisation de l'analyse des lubrifiants pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes sont la difficulté de localisation et d'isolation de l'organe défaillant.

3.5.2. La thermographie infrarouge

La thermographie infrarouge part du principe que tout corps dont la température est supérieure à 0°C émet une énergie sous forme de rayonnement électromécanique. Cette énergie est fortement corrélée avec sa température de surface. La thermographie infrarouge consiste à relever ce rayonnement, le quantifier et, s'il est bien calibré, le reconstituer avec une cartographie des températures à la surface de l'objet observé. La thermographie infrarouge est plus généralement utilisée pour la surveillance des installations électriques sous tension, des réseaux de chauffage, ou de certains procédés industriels tels que le soudage et le laminage. Son application pour le suivi de l'état de fonctionnement des machines tournantes est plus réduite. Une des principales raisons est l'obligation de ne rencontrer aucun obstacle entre la camera et la surface de l'organe à surveiller.

3.5.3. L'émission acoustique

L'émission acoustique est une technique de surveillance qui tend à se généraliser, surtout avec l'apport de techniques avancées pour le traitement et le débruitage des signaux. Bien qu'elle se soit avérée efficace, notamment pour le diagnostic des défauts de roulements et d'engrenages à un stade précoce, elle a aussi montré certains inconvénients. En plus de sa forte sensibilité au bruit, l'émission acoustique s'atténue à travers les différentes interfaces, ce qui requiert un placement des capteurs au plus près de l'installation à surveiller pour une acquisition fiable.

3.5.4. L'analyse vibratoire

Les vibrations des machines sont considérées comme la réponse de la fonction de transfert de leurs structures aux différents efforts auxquels elles sont sollicitées. La surveillance des vibrations de ces structures peut permettre donc de déceler l'apparition d'efforts perturbateurs à un stade précoce, permettant par la même occasion, de détecter ou d'avorter l'apparition de défaillances. En plus de son efficacité, la facilité relative de son installation rend l'analyse des signaux vibratoires une des techniques les plus utilisées pour la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes dans l'industrie. Il existe plusieurs techniques pour analyser les vibrations générées par la machine tournante :

3.5.4.1. Indicateurs scalaires

Cette technique rapide, extrait des indicateurs, pour la plupart statistiques, résumant l'information contenue dans le signal et permettant de générer un repère. Le suivi d'évolution du repère donne une information plus ou moins précise et complète sur son état de fonctionnement. Une multitude d'indicateurs existent plus ou moins performants et adéquats pour le dépistage de certaines défaillances plus que d'autres. Les indicateurs les plus utilisés sont décrits comme suit :

a) RMS: Le RMS, nommée aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal. Le RMS est un des premiers indicateurs utilisés en industrie, dû notamment à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution. Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t)]^2}$$

b) Facteur de crête : c'est un indicateur de surveillance simple à calculer, car c'est le rapport entre la valeur de crête du signal et sa valeur efficace (RMS), comme il peut se calculer par le rapport entre la valeur maximale du signal et son écart type.

$$\mathbf{Fc} = \frac{Vcrete}{RMS}$$

Cet indicateur est utilisé pour la détection spécifique d'impulsions ou de choc présents dans le signal vibratoire.

c) Kurtosis: Plus spécifique au dépistage des défauts de roulements. Le Kurtosis approche la valeur de 3 pour un fonctionnement sans défauts de roulement, et augmente de façon remarquable dès l'apparition d'impulsions dues à la naissance d'un défaut. Le Kurtosis tend à revenir à 3 dès que la dégradation entre en phase terminale.

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [S(t) - \overline{S}]^4}{\left[\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [S(t) - \overline{S}]^2\right]^2}$$

d) Moment d'ordre 3 : couramment appelé « Skewness », représente le taux de dissymétrie de la distribution d'amplitudes du signal par rapport à la valeur moyenne :

$$\mathbf{M}_3 = \mathbf{S}_k = \frac{1}{\sigma^3} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \overline{x})^3 \ \boldsymbol{p}(x) dx$$

3.5.4.2. Analyse spectrale

Le signal vibratoire extrait d'une machine tournante est très complexe, originaire des différents organes la composant. La transformée de Fourier est un outil mathématique permettant de transformer ces signaux complexes, de les décomposer

en une multitude de composantes élémentaires sinusoïdales et de les représenter sous forme d'un spectre «Amplitudes-fréquence ». La transformée de Fourrier rapide FFT développée par James Cooley et John Tukey, ne requiert qu'un temps de calcul minime pour appliquer la transformée de Fourrier Discrète. La FFT a été largement implémentée dans les systèmes de diagnostic des machines tournantes.

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

Ou : X(f) est la transformée de Fourier, x(t) est le signal temporel, t est la variable temps, f est la variable fréquence.

Dans des conditions de fonctionnement stationnaires « vitesses de rotations et chargements stationnaires», chaque organe de la machine émet des vibrations à un certain niveau d'amplitude, et à une cadence «fréquence » constante dans le temps. L'apparition de défauts dans les organes de la machine tournante génère des efforts supplémentaires qui se traduisent par des vibrations se répétant à une cadence « fréquence » constante (f_{b int}, f_{b ext}, f_{bille} dans le cas des roulements), relative à la fréquence de rotation. Suivre les amplitudes des vibrations à ces fréquences, permet de suivre les conditions de fonctionnement des différents organes de la machine tournante.

3.5.4.3. Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale est une technique complémentaire d'analyse, développée sur plusieurs variantes, dont les plus utilisées sont le cesptre complexe définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier, s'exprime selon une variable uniforme au temps, et est représentée par la formule :

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

De même 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. Opinant par la même occasion, de rechercher, d'identifier et de quantifier rapidement toute les familles de composantes périodiques qui peuvent se manifester

dans le spectre sous forme de peignes de raies ou bandes latérales de modulation autour d'une fréquence caractéristique ce qui n'est pas toujours évident dans le cadre de l'analyse spectrale.

Les unités et grandeurs sont autres dans le cepstre que ceux utilisés dans l'analyse spectrale, ainsi on trouve entre autres; les périodicités qui sont appelées « Quéfrences » et sont exprimées en secondes ou millisecondes et les harmoniques qui deviennent des « Rahmoniques ».

3.5.4.4. Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une technique de détection précoce des défauts de type choc. Pour ce faire le signal vibratoire est relevé dans une bande fréquentielle large, et filtré autours d'une fréquence de résonnance. Le signal est ensuite redressé « en mettant au positive toutes les valeurs négatives », et la transformée d'Hilbert est appliquée afin de relever son enveloppe et ainsi dissocier le signal modulé (fréquences de résonance) du signal modulant correspondant au défaut recherché. Le diagnostic final pourra par la suite être rendu après analyse spectrale de l'enveloppe.

3.5.4.5. Analyse Temps-Fréquence

L'analyse spectrale classique basée sur la transformée de Fourrier présente un sérieux inconvénient, vu qu'elle suppose que la majorité des signaux sont infinis dans le temps ou périodiques, alors qu'en réalité ils peuvent être de courte durée et comporter des variations au cours du temps d'acquisition. Pour pallier cet inconvénient, des techniques ont été développées analysant les variations fréquentielles au cours du temps. Parmi ces techniques on trouve, la transformée de Fourier à Court Terme, la Distribution de Wigner-Ville, ou les techniques à base d'ondelettes.

3.5.4.6. La transformée en ondelette (La multi-résolution)

Cette technique consiste à décomposer le signal avec la transformée en ondelette en passant par deux filtres. L'un est un passe bas pour avoir les approximations qui représentent l'allure générale du signal, et l'autre est un passe haut pour avoir ses détails. Le schéma de la figure (1.7) montre l'opération.

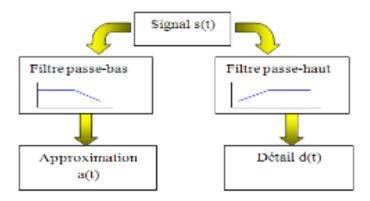


Figure 1.7. Transformée en ondelette par multi résolution

La forme générale de signal au cours de la décomposition est illustrée dans la figure (1.8):

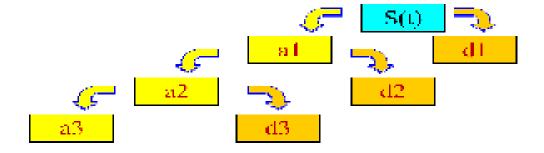


Figure 1.8. Décomposition de signal en approximations et détails

3.5.4.7. La Décomposition en Mode Empiriques (EMD)

L'EMD est une nouvelle méthode d'analyse des signaux, récemment introduite par HUANG et al. La décomposition en modes empiriques est une méthode d'itération au cours de laquelle chaque estimation de mode est retranchée du signal analysé et/ou l'estimation du mode suivant est conduite à partir du signal résidu. D'un autre sens, la décomposition en modes empiriques d'un signal en une série de composantes oscillantes extraites directement de celui-ci d'une manière adaptative. Ces composantes (Intrinsic Mode Functions IMF) s'interprètent comme des formes d'ondes non stationnaires, modulées en amplitude et en fréquence. [5]

$$S(t) = \sum_{i=1}^{n} C_i + R_n$$

Ou S(t) est le signal à décomposer, C_i sont les IMFs, n est le nombre des IMFs, R_n est le résidu.

En réalité nous n'allons pas dire plus sur cette technique car une présentation plus détaillée de son concept, ses fondements mathématiques, ses propriétés ainsi que son optimisation sera donnée dans le chapitre suivant.

4. Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu général sur la maintenance ainsi que les techniques de surveillance des machines tournantes, notamment l'analyse vibratoire. En effet, l'analyse vibratoire est très importante dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des défauts dans les machines tournantes. Elle extrait des informations concernant l'état de fonctionnement de ces dernières en utilisant des méthodes du traitement du signal.

Notre attention s'est focalisée sur l'un des composants les plus importants des machines tournantes : le roulement. Plusieurs techniques utilisées pour le diagnostic des défauts de roulements ont été présentées dans ce chapitre. En commençant par les indicateurs temporels et en passant par ceux fréquentiels, nous avons abouti aux méthodes temps-fréquence dont l'EMD est sans doute l'une des plus récentes et plus fiables.

Le chapitre 2 sera donc consacré à la présentation des fondements mathématiques, avec exemples, de cette technique et de l'une de ses principaux développements, l'EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition). Une synthèse bibliographique des travaux marquants qui ont utilisé cette méthode et ses dérivés sera enfin présentée.

«Ce chapitre présente la décomposition en modes empiriques (EMD), qui a été proposée récemment par HUANG et al, comme méthode d'analyse des données temps-fréquence adaptative. Elle s'est révélée très polyvalente dans une large gamme d'applications pour extraire des signaux à partir de données générées dans des processus non linéaires et non stationnaires bruités.

L'un des inconvénients majeurs d'EMD est l'apparition fréquente du mode « mixing ». Pour résoudre le problème de mode mixing, une nouvelle méthode d'analyse de données assistée par bruit est proposée, l'Ensemble Décomposition en Modes Empiriques (EEMD). »

1. Décomposition en Mode Empirique EMD

1.1. Quelque Définitions

1.1.1. L'enveloppe moyenne : d'un signal est une extension de la notion de moyenne locale. En pratique, elle est définie par la demi-somme de ses enveloppes supérieure et inférieure, qui sont obtenues par interpolation des maxima et des minima respectivement. Il existe différentes méthodes d'interpolation pour les enveloppes. La plus utilisée est l'interpolation par spline cubique.

1.1.2. 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.

- **1.1.3. 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.
- **1.1.4. Une intermittence** est une perturbation additionnelle localisée sur un signal. Le fait d'avoir des propriétés d'une IMF le rend difficile à extraire sans une opération supplémentaire après sifting.
- **1.1.5. mode mixing** est une superposition, dans des proportions déterminées, de deux ou de plusieurs modes. Ce mélange garde toutefois les propriétés d'une IMF, ce qui rend difficile la séparation avec les méthodes classiques.

1.2. Le principe de la méthode EMD

La méthode EMD est développée à partir de l'hypothèse simple que tout signal consiste en différents modes intrinsèques simples d'oscillations. Chaque mode linéaire ou non linéaire aura le même nombre d'extrêmes et de zéro-croisements. Chaque mode doit être indépendant des autres. De cette façon, chaque signal pourrait être décomposé en un certain nombre d'IMF. [6]

D'une notre façonne l'EMD postule que tout signal réel se décompose en une moyenne locale ou tendance locale « m » et une composante plus oscillante « d_1 ». On a ainsi:

$$S = d_1 + m$$

Considérons un signal S, l'EMD va le décomposer en une somme finie de modes oscillants. On pourra alors écrire :

$$S = \sum_{k=1}^{N} d_k + r$$

Les modes oscillants d_k appelés IMFs (Intrinsic Mode Function), sont des fonctions oscillantes autour de 0, et de moyenne locale nulle. Le résidu r est plutôt moins oscillant donc plus basse fréquence que d_k , c'est-à-dire qu'il contient au plus 3 extrema.

1.3. La procédure de Tamisage (Sifting Process)

Le sifting process, que l'on pourrait traduire par processus de tamisage, correspond à l'extraction d'une IMF à partir d'un signal donné. La fonction de mode intrinsèque, ou IMF, ainsi obtenue peut être vue comme les détails du signal, de variation rapide. Pour cela, on extrait de façon itérative ces détails jusqu'à conserver un IMF. 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. Pour obtenir une IMF à partir du signal original, une procédure de tamisage est mise en œuvre, elle est décrite comme suit : [7]

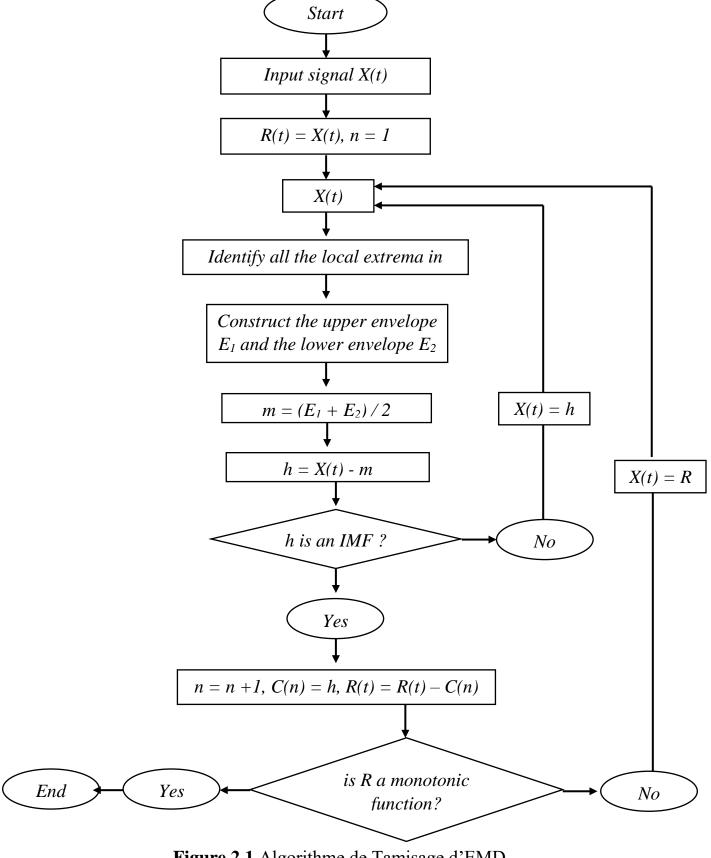


Figure 2.1 Algorithme de Tamisage d'EMD

1.4. Exemple d'application de l'EMD

Soit un signal S₁ somme de trois sinusoïdes :

$$S_1 = \sum_{i=1}^3 sin(2\vartheta i * \pi * t)$$

Avec; $\vartheta 1 = 28 \text{ Hz}$, $\vartheta 2 = 13 \text{ Hz}$, $\vartheta 3 = 4 \text{ Hz}$.

On applique la méthode EMD sur le signal S_1 , les résultats sont présentés dans la figure (2.2).

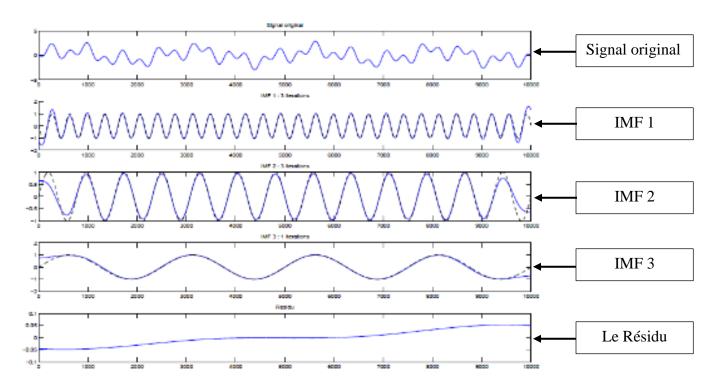


Figure 2.2. Résultats obtenus par EMD [8]

On constate que la méthode EMD permet de décomposer le signal S₁ à des IMFs contenant une seule fréquence chacun. L'IMF1 représente le signal haute fréquence (28 Hz), l'IMF 2 le signal de fréquence moyenne (13 Hz), et enfin l'IMF3 celui de basse fréquence (4 Hz).

2. Le Mode « Mixing »

L'un des inconvénients majeurs de l'EMD est l'apparition fréquente de mode mixing, qui est défini comme un signal d'une échelle similaire résidant dans des

différentes composantes d'IMF. Le mode mixing est souvent une conséquence de l'intermittence du signal. L'intermittence pourrait non seulement provoquer un aliasing sérieux dans la distribution temps-fréquence, mais aussi rendre la signification physique de l'individu non clair.

2.1. Exemple

Pour montrer l'effet de mode mixing, un signal « S » a été construit à partir de deux signaux « S1 » et « S2 » figure (2.3)

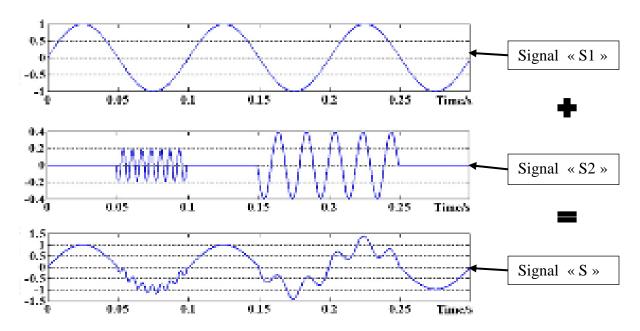


Figure 2.3. Signal original à décomposer [8]

Ensuite, le signal « S » a été décomposé à des IMFs en utilisant l'EMD. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure suivante :

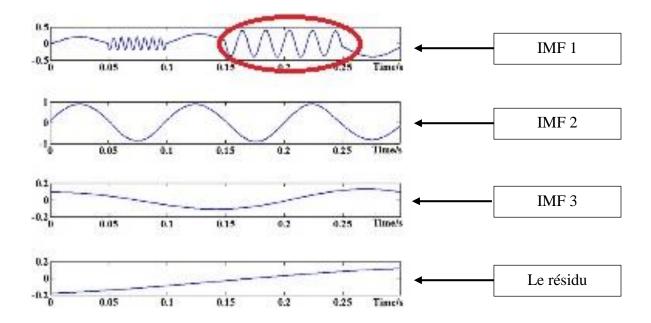


Figure 2.4. Résultats obtenus par application de l'EMD [8]

A partir de la figure (2.4), on constate qu'il existe un problème de mode « mixing » distinct dans le premier IMF (contourné en rouge) Des signaux avec des fréquences différentes (une fréquence élevée, une fréquence moyenne et une basse fréquence) apparaissent dans cette seule IMF. Ce problème peut sérieusement fausser l'interprétation des résultats obtenus notamment dans le domaine de la détection des défauts des machines tournantes.

3. Ensemble de Décomposition en Mode Empirique (EEMD)

Pour résoudre le problème de séparation d'échelle (le mode mixing), une nouvelle méthode d'analyse de données assistée par bruit (NADA) est proposée, l'ensemble d'EMD (EEMD).

3.1. Le principe de l'EEMD

Le principe de l'EEMD est simple ; le bruit blanc ajouté remplit uniformément l'espace temps-fréquence avec les composantes constitutives des différentes échelles

séparées par le banc de filtres. Lorsque le signal est ajouté à ce fond blanc uniformément réparti, les bits du signal de différentes échelles sont automatiquement projetés sur des échelles de référence appropriées établies par le bruit blanc en arrière-plan. Bien entendu, chaque essai individuel peut produire des résultats très bruités, car chacune des décompositions ajoutées au bruit se compose du signal et du bruit blanc ajouté. Puisque le bruit dans chaque essai est différent dans des essais séparés, il est annulé dans la moyenne d'ensemble de traînées suffisantes. La moyenne d'ensemble est traitée comme la vraie réponse, car en fin de compte, la seule partie persistante est le signal à mesure que de plus en plus d'essais sont ajoutés dans l'ensemble. [9]

$$X_{i}(t) = S(t) + N_{i}(t) \dots (1)$$

Où ; X_i (t) est l'i^{éme} signal bruité, S(t) est le signal original, N_i (t) est l'i^{éme} bruit ajouté.

Le concept critique avancé ici est basé sur les observations suivantes :

- 1) Une collection de bruit blanc s'annule dans une moyenne d'ensemble de l'espace temporel. Par conséquent, seul le signal peut survivre et persister dans la moyenne finale de l'ensemble du signal à bruit ajouté.
- 2) Un bruit blanc fin, non infinitésimal, est nécessaire pour forcer l'ensemble à épuiser toutes les solutions possibles, le bruit de grandeur finie rend les différents signaux d'échelle résident dans l'IMF correspondant, dicté par les bancs de filtres dyadiques, et rend ainsi l'ensemble résultant moyen plus significatif.
- 3) La réponse vraie et physiquement significative de l'EMD n'est pas celle sans bruit; elle est désignée comme la moyenne d'ensemble d'un grand nombre d'essais composés du signal de bruit ajouté.

3.2. La procédure de l'EEMD

L'EEMD comme elle a été proposée est développé comme suit :

- ❖ Ajoutez une série de bruit blanc $N_i(t)$ à la donnée ciblée S(t) comme indiqué dans l'équation (1).

$$X_i(t) = \sum_{s=1}^{S} Ci, s(t) + Ri, s(t) \dots (2)$$

Où S est le nombre des IMFs, R_{i,s} (t) est le résidu final, C_{i,s} sont les IMFs.

- * Répéter les étapes 1 et 2 encore et encore, mais avec différentes séries de bruit blanc à chaque fois.
- Calculer la moyenne d'ensemble des IMFs correspondants de la décomposition comme résultat final.

Où M est le nombre d'ensemble, C_s est le s^{éme} IMF.

3.3. Exemple d'application de l'EEMD

Pour montrer le pouvoir de l'EEMD à éliminer le mode mixing, une application a été faite sur le même signal précèdent figure (2.3) dans l'exemple (2.1). Les résultats obtenus sont présenté dans la figure (2.5).

Il est évident que le phénomène de mode « mixing » est atténué. Dans la première IMF, seul le signal de haute fréquence apparaît, dans la seconde IMF seul le signal de fréquence moyenne apparaît, et enfin la troisième IMF ne mat en évidence que le signal de basse fréquence.

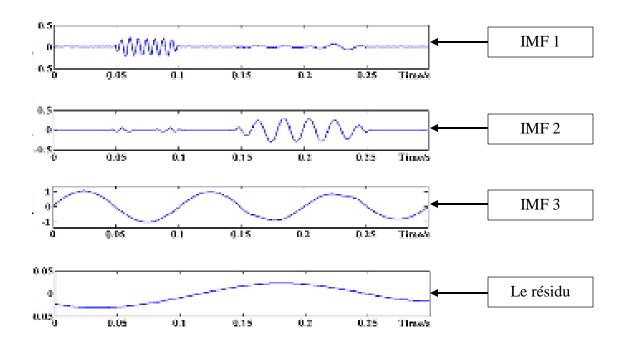


Figure 2.5. Résultat obtenus par application de l'EEMD [8]

4. Synthèse Bibliographique sur l'EMD et l'EEMD

En général, les machines tournantes fonctionnent dans un environnement de travail difficile et sont donc sujettes à des défauts. Une synthèse de l'application de la technique (EMD) pour la détection des défauts est présentée dans l'article de YAGUO LEI et al. [10]. Le but de l'EMD est de décomposer un signal original x(t) à des IMFs et diagnostiquer chacune de ces IMFs pour extraire l'information qui est généralement la fréquence de défaut. Plusieurs publications ont été présentées dans des revues académiques et des rapports techniques sur l'utilisation de l'EMD dans le diagnostic des défauts des machines tournantes, et cet article tente d'examiner et de résumer les recherches récentes et le développement de la méthode et essayer de fournir pour les chercheurs des références concernant cette technique.

L'article de JACEK DYBATA et RADOSLAW ZIMROZ [11] traite, par l'utilisation de la méthode EMD, l'un des problèmes majeurs dans l'industrie qui est celui des défauts de roulement. Généralement les défauts de roulement se manifestent à cause d'un manque de graissage, des charges excessives ou encore à cause des défauts sur l'un des composants du roulement (élément roulant, bague extérieure, bague intérieure, cage). Les vibrations générées par ces défauts peuvent provoquer la rupture (la panne) de la machine. La méthode d'assemblage des IMFs proposée dans cet article est basée sur l'hypothèse que les IMFs trouvées vont être divisées en trois classes : IMFs du bruit, IMFs du signal, IMFs de la tendance. Pour identifier chaque IMFs ainsi que la classe à laquelle elle appartient, les auteurs ont utilisé le Coefficient de Corrélation de Pearson (PCC). Ils ont pu déterminer les trois classes comme suit :

- Les IMFs avec un faible PCC appartiennent à la classe de bruit.
- Les IMFs avec un PCC élevé appartiennent à la classe de la tendance.

• Le reste des IMFs appartiennent à la classe de signal.

Pour s'assurer de l'efficacité de l'approche proposée, une application a été entamée sur un cas réel d'un convoyeur à bande. Les résultats obtenus ont prouvé la fiabilité de l'EMD pour la détection les défauts précoces des roulements.

Dans les dernières années, de nombreux chercheurs ont appliqué l'EMD combinée avec d'autres techniques pour détecter les défauts de roulement, et les résultats trouvés sont mieux que les résultats obtenus lorsque nous utilisons l'EMD seule. MOURAD KEDADOUCHE et al. [12], ont utilisé l'EMD pour traiter un signal d'émission acoustique mesuré sur un roulement avec un petit défaut. Des indicateurs scalaires comme : RMS, Facteur crête, Kurtosis, Skewness, Thikat, Talaf....etc, sont calculés pour chaque IMF et les résultats obtenus sont comparés avec les même indicateurs extraits à partir du signal origine. Deux roulements ont été pris dans ce travail : le premier est sans défaut et le deuxième avec un défaut de 40 µm. L'EMD combinée avec les indicateurs scalaires a été appliquée sur un signal acoustique. Le résultat final montre l'efficacité de la méthode pour la détection précoce de défauts, l'étude montre aussi que les indicateurs THIKAT et KURTOSIS obtenus à partir des IMFs étaient plus sensibles que ceux du signal original.

L'inconvénient majeur de l'EMD est le mode mixing, qui est définit comme une information résidu dans plusieurs IMFs qui rend le signal sans signification. Pour cela Q. GAO et al. [13], ont présenté dans cet article une méthode basée sur la CMF (Combined Mode Function) qui aide à se débarrasser du mode mixing. L'idée est de combiner les IMFs voisines qui contiennent la même information pour obtenir un CMF plus précise et significative pour être traitée, de telle sorte que :

$$C_s = C_i + C_{i+1} + \dots + C_{i+m}$$

Ou C_s est le CMF, C_i est le i^{th} IMF ; $1 \leq i \leq n-m$,n est le nombre maximal des IMFs.

La méthode CMF ainsi que les ondelettes combinées à l'FFT ont été appliquées sur un signal d'un générateur d'électricité d'une centrale thermique-électrique. Les résultats montrent que les ondelettes combinées à l'FFT n'ont pas pu extraire les caractéristiques du défaut, par contre la CMF l'a fait d'une manière effective, ce qui montre que la CMF augmente la précision de l'EMD. En réalité l'EMD est par nature une banque de filtres adaptatifs et la CMF est une méthode qui redessine cette banque de filtres c'est pourquoi elle fonctionne mieux.

Dans cet article [14], une méthode EMD combinée avec le modèle AR (modèle autorégressif) est présentée par CHENG JUNSHENG et al. Après la décomposition du signal original à n-IMF en utilisant la méthode EMD, les IMFs peuvent représenter complètement les caractéristiques du signal original, par conséquent les caractéristiques du signal original peuvent être obtenues en extrayant les caractéristiques de chaque IMF, pour faire ça un modèle AR est établi pour chaque IMF. Le model AR est développé par la formule suivante :

$$C_{i}\left(t\right)+\sum_{k=1}^{m}\phi_{ik}\:C_{i}(t-k)=\:e_{i}(t)$$

Ou ; ϕ_{ik} (k =1,2,...,m) sont les paramètres du model, m est l'ordre du model du C_i (i^{éme} IMF), e_i (t) est le reste du modèle et est une séquence de bruit blanc dont la valeur moyenne est nulle et la variance est σ^2 .

Comme, les paramètres ϕ_{ik} peuvent refléter les caractéristiques inhérentes d'un système vibrant à roulement, et la variance σ^2 du reste est étroitement liée aux caractéristiques de sortie du système, les paramètres ϕ_{ik} et σ^2 peuvent être choisis comme vecteurs caractéristiques $A_i = (\phi_{i1}, \phi_{i2}, \dots, \phi_{im}, \sigma_i^2)$ pour identifier l'état du système. Le critère d'identification de la condition est la distance Mahalanobis (M-distance). Les résultats expérimentaux montrent que les caractéristiques du défaut de roulement peuvent être extraites par l'approche proposée de manière efficace.

MIN-CHUN PAN et WEN-CHANG TSAO [15] ont présenté dans cet article une méthode basée sur l'analyse d'enveloppe ainsi que l'EMD pour la détection des défauts de roulement. La méthode consiste à décomposer un signal mesuré à des IMFs en utilisant l'EMD puis calculer le spectre d'enveloppe de l'IMF appropriée. Pour choisir l'IMF appropriée, une excitation sinusoïdale sur le même roulement défectueux est faite pour caractériser les bandes de fréquence de résonance. L'IMF (ou plus) avec des bandes de fréquences coïncidentes à celles obtenues par l'excitation sinusoïdale est considérée comme l'IMF appropriée. Comme l'analyse d'enveloppe est une bonne méthode pour la détection les chocs périodiques, MIN-CHUN PAN et al, ont utilisé le spectre d'enveloppe pour des meilleurs résultats après avoir appliqué un filtre passe-bande. Un roulement avec deux défauts et un autre avec trois défauts sont utilisés pour justifier la méthode proposée et la comparer avec l'analyse d'enveloppe sans EMD. Les résultats montrent que les fréquences des défauts sont mises en évidence clairement dans le spectre d'enveloppe de l'IMF appropriée ce qui confirme que l'approche proposée convient très bien pour diagnostiquer les défauts multiples d'un roulement.

Une nouvelle méthode d'analyse des signaux a été présentée par ZHAOHUA WU et NORDEN E.HUANG dans leur article [9], cette méthode est l'ensemble de décomposition en mode empirique (EEMD). La méthode EEMD représente une amélioration majeure de la méthode EMD, elle consiste à tamiser à des fonctions de mode intrinsèque IMFs un signal final xi(t) formé à partir d'un ensemble de bruit blanc ni(t) ajouté au signal d'origine s(t):

$$xi(t) = s(t) + ni(t)$$

L'ajout du bruit blanc d'une amplitude finie et pas infinitésimal a pour but de se débarrasser de mode mixing qui est l'un des principaux inconvénients de la méthode EMD et qui est définie comme un signal d'une échelle similaire résidant dans différentes fonctions de mode intrinsèque (IMF). Le mode mixing est souvent une conséquence de l'intermittence du signal, cette intermittence pourrait non seulement provoquer un aliasing sérieux dans la distribution temps-fréquence mais également rendre la signification physique de l'IMF peu claire, donc l'effet du bruit blanc ajouté est de fournir une trame de référence uniforme dans l'espace-temps-fréquence. Pour démontrer le pouvoir d'EEMD et son utilité, ZHAOHUA WU et NORDEN E.HUANG ont appliqué l'EEMD sur deux cas réels de phénomènes naturels : Le premier est l'analyse des données climatiques qui définissent l'interaction entre l'atmosphère et l'océan, et le second est une section d'un enregistrement sonore digitalisée haute résolution. Enfin, cette nouvelle approche utilise le plein avantage des caractéristiques statistiques du bruit blanc pour perturber le signal dans le voisinage de sa vrai solution, et de s'annuler après avoir atteint son but. Par conséquent, cette approche représente une amélioration substantielle par rapport à l'EMD d'origine et est une véritable méthode d'analyse de données assistée par bruit (NADA) Noise Assisted Data Analysis.

La détection des défauts de roulements par l'analyse temps-fréquence est l'une des meilleures méthodes utilisées dans l'industrie, mais cette méthode devient inutile si le signal mesuré est écrasé par un grand bruit généré par d'autres composants de la machine. Dans cet article [16] WEI GUO et al, ont proposé une méthode hybride composée de la méthode EEMD et du Kurtosis spectrale (S_k) . L'idée est de calculer le S_k et vérifier pour chaque bande de fréquence les valeurs anormalement élevées qui peuvent signifier la présence d'un défaut. Le maximum du S_k fournit les références 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. La méthode EEMD consiste à décomposée le signal filtré à des IMFs pour séparer le bruit les impulsions due aux défauts de roulement, ce qui permet une bonne détection

des défauts et en même temps minimiser la distorsion des impulsions. Finalement on calcule la valeur du kurtosis de chaque IMF obtenue par la méthode EEMD. Pour assurer l'efficacité de la méthode hybride, une application de la méthode est faite sur différents roulements contenant différents défauts. Le résultat final prouve que la méthode hybride proposée est capable de récupérer le signal caractéristique lié aux défauts de roulement masqué par un bruit important, et fournit un signal beaucoup plus clair pour une analyse plus approfondie et un diagnostic plus précis.

En général l'utilisation des indicateurs scalaire (RMS, Kurtosis,....etc.) pour le diagnostic des vibratoire est faite sous un régime stationnaire (vitesse et charge constante), mais l'utilisation de ces indicateurs pour la surveillance des défauts de roulement est plus compliquée si les paramètres opératoires du système (vitesse, charge) sont variables, c'est le cas en industrie d'un tramway, moteurs d'avion, éolienne, ...etc. Pour remédier à ce problème, KHALID AIT SGHIR et al. [17] ont proposé dans cet article une méthode basée sur le calcul d'un nouveau RMS par l'expression:

$$RMS = C_1.C_2.Q.V_i.def + RMS_0$$

Ou C_1 : constant qui dépend de la géométrie du roulement, C_2 : constant qui dépend de la réponse impulsionnelle, Q: la charge, def: Taille du défaut, Vi: la vitesse de rotation, RMS_0 : la valeur du RMS des autres sources de vibration.

La méthode consiste à éliminer l'influence de la vitesse Vi sur l'équation précédente en utilisant pour cela un signal obtenu par un accéléromètre x(n) et un signal obtenu par un Codeur optique p(n). Le but du codeur optique est de trouver la vitesse instantanée V_n à chaque instant «n», on estime la vitesse instantanée et un lissage est appliqué sur le signal p(n). Après avoir déterminé la vitesse instantanée V_n , les auteurs divisent chaque point du signal x(n) par la vitesse instantanée correspondante $(x(n)/V_n)$, ensuite ils calculent la valeur du RMS du nouveau signal $x(n)/V_n$. Un signal simulé a été utilisé pour tester la méthode présentée, les résultats trouvés

montrent que pour un roulement sans défaut la valeur de nouveau RMS est constante même avec la variation de la vitesse, quand un défaut se manifeste la valeur de RMS augmente en fonction de sa gravité.

Pour le diagnostic d'une transmission d'engrenages dans un régime variable, deux indicateurs sont présentés par MERZOUG et al, dans cet article [18]. Le premier indicateur (RMS) est celui présenté dans l'article précédent, et le deuxième est la fréquence d'engrenage normalisée par la vitesse moyenne. Le deuxième indicateur consiste à diviser le signal de vibration en segments égaux et pour chacun d'entre eux nous détectons l'amplitude de la fréquence d'engrènement, nous divisons cette fréquence d'engrènement par la vitesse moyenne estimée dans ce segment. Une application des deux indicateurs sur un signal simulé a permis d'avoir de bons résultats.

Pour des opérations sous un régime variable (vitesse et charge variables) la détection des défauts de roulement par les méthodes de diagnostic actuelles devient difficile. Une méthode basée sur l'EEMD et l'analyse d'ordre des enveloppes a été proposée dans l'article de MING ZHAO et al, [19]. La méthode consiste à déterminer les IMFs d'un signal par la méthode EEMD et de calculer les enveloppes d'ordre de chaque IMF. L'analyse d'ordre des enveloppes est faite pour éliminer l'influence de la variation de la vitesse de rotation ce qui rend les fréquences caractéristiques du roulement plus claires plus détectables. Pour sélectionner l'IMF optimale contenant les informations de diagnostic les plus riches pour la prise de la décision finale, les auteurs ont proposés une matrice sensible aux défauts, l'idée est de mesurer un indicateur significatif « SI » de telle sorte que $S_{m, \, type}$ est l'indicateur significatif de la mème IMF et d'un défaut type (BPFI, BPFO, BSF) :

$$S_{m,type} = \frac{Am(ftype)}{RMS [Am(f)]f \in u}$$
 $u = [0.5f_{type} \sim 1.5f_{type}]$

Ou A_m (f_{type}) est l'amplitude de f_{type} dans le spectre d'enveloppe d'ordre du m^{ème} IMF, et le dénominateur est la valeur RMS du bruit de fond dans la gamme de $0.5f_{type}$ ~1.5 f_{type} . Une matrice sensible aux défauts, de dimension $3 \times M$ peut être construite comme suit:

Pour tester la méthode proposée, une application a été faite sur des signaux simulés et des expérimentaux des roulements d'une locomotive. Les résultats trouvés prouvent que la méthode proposée peut identifier avec précision les défauts simples et multiples des roulements sous une vitesse de rotation variable dans le temps même en présence de grands chocs extérieurs.

Un modèle simple pour un signal vibratoire X(t) en présence de défaut dans l'élément roulant de roulement, a été introduit par RANDALL et al.

$$X(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} A_i S(t - iT - \tau_i) + n(t)$$

Où S(t) est la réponse impulsionnelle de la structure, A_i est l'amplitude de l'ith impact de l'élément roulant défectueux, T est la période moyenne prévue, τ_i est une déviation variable appelée jitter, n(t) est le bruit de l'environnement. Ce modèle n'est valable que dans l'hypothèse d'une vitesse de fonctionnement constante de la machine, mais il a été étendu par ANTONI et al. Au cas transitoire en se déplaçant du domaine temporel à un domaine angulaire :

$$X(\theta) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} A_i S(\theta - i\Theta - \psi_i) + n(\theta)$$

Où Θ est la période angulaire moyenne de deux impulsions consécutives, ψ_i est le jitter équivalente dans le domaine angulaire, θ est le variable angulaire.

Sur la base de ces modèles, une technique d'analyse des signaux a été présentée par

BORGHESANI et al. [20]. Cette technique est basée sur le spectre enveloppe carrée (SES) couplé avec la technique de suivi des ordres calculées (COT). Elle permet l'analyse des signaux vibratoires de roulement dans des conditions de fonctionnement très variables (vitesse et charge variable). Deux type de SES sont introduits par l'auteur; SES traditionnel (T-SES) pour le cas où les fluctuations de la vitesse sont petites, et séquence inversée SES (RS-SES) pour le cas des vitesses très variables (transitoires). La technique a été appliquée sur une simulation numérique et sur un ensemble de données expérimentales, et elle a été validée avec succès dans les deux cas.

5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre a été consacré à donner un aperçu général sur la méthode de décomposition en modes empiriques (EMD) ainsi que la mise en évidence de son inconvénient majeur, à savoir le mode mixing. L'EEMD a ensuite été proposée en tant que solution efficace au problème de mode mixing. A ce propos les fondements mathématiques de cette méthode ont été présentés.

Une synthèse bibliographique de l'application de ces deux méthodes (EMD et EEMD) dans le domaine de diagnostic des défauts des machines tournantes, notamment les défauts de roulements, a été présentée. La synthèse traite également quelques articles utilisant ces méthodes en régime variable, qui est en fait l'objectif majeur de notre travail.

« Dans ce chapitre, les méthodes de décomposition EMD et EEMD sont appliquées sur des signaux simulés de roulements défectueux et aussi sur des signaux réels obtenus à partir de la base des données Américaine « Bearing Data Center. Le but de ce chapitre est d'étudier l'influence de quelques paramètres sur la sensibilité de l'indicateur utilisé « Kurtosis », et voir la capacité de ces méthodes à extraire les fréquences caractéristiques de roulement dans les différents cas en régime constant ».

1. Modélisation des défauts de roulements en régime stationnaire

Pour la génération d'un signal temporel comportant un défaut de roulement, il faut réaliser en théorie un produit de convolution entre un signal d'une force d'excitation et la réponse impulsionnelle de la structure. Le modèle utilisé dans ce travail est donné par la formule suivante :

$$X(t) = a*e^{(-t/\tau)} * sin(2.\pi.f.(t))$$

Le signal temporel d'un roulement avec défaut en régime stationnaire est donné par la figure (3.1), la figure (3.2) représente le même signal mais après avoir ajouté un niveau significatif de bruit blanc Gaussien. La figure (3.3) représente le spectre du signal bruité.

Les paramètres utilisés dans ce signal sont donnés comme suit :

- La Fréquence de résonance : F = 3000 Hz.
- La fréquence de choc : Fc = 100 Hz.
- La fréquence d'échantillonnage : Fe = 30000 Hz.
- Le temps de relaxation : $\tau = 0.001 \text{ s}$
- L'amplitude de signal : a = 1.
- L'amplitude de bruit : b = 0.2

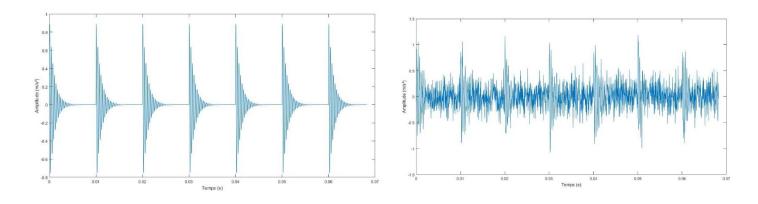


Figure 3.1. Signal simulé sans bruit

Figure 3.2. Signal simulé avec bruit

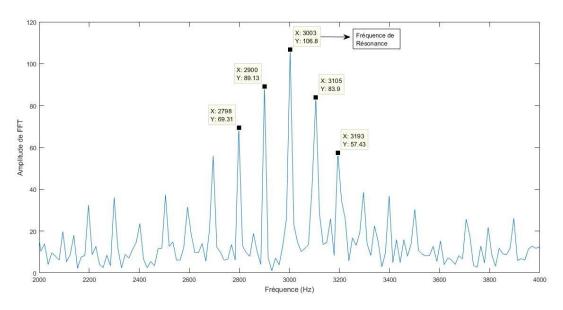


Figure 3.3. Spectre de signal bruité

Le spectre montre clairement un phénomène de modulation caractérisé par des bandes latérales espacées de 100 Hz correspondant à la fréquence du choc simulé. Le pic au milieu représente la porteuse, qui dans notre cas correspond à la fréquence de résonance du roulement (3000 Hz).

2. Application de l'EMD et l'EEMD sur un signal simulé

Le signal bruité précédent de la figure (3.2) a été décomposé à des IMFs en utilisant les deux méthodes; l'EMD et l'EEMD. Les cinq premières IMFs obtenues par l'une et l'autre des méthodes sont présentées dans les figures (3.4) et (3.5) respectivement (IMF1 vers IMF5 à partir du haut).

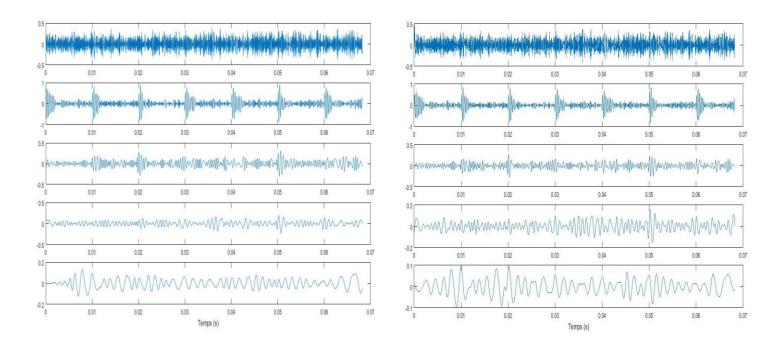


Figure 3.4. Les IMFs obtenues par EMD

Figure 3.5. Les IMFs obtenues par EEMD

La démarche que nous avons utilisé consiste ainsi à calculer le kurtosis de chaque IMF et prendre celle qui a la plus grande valeur. Les résultats en entier sont présentés dans les tableaux (3.1) et (3.2) respectivement (voir l'annexe I). On constate que l'IMF 2 est l'IMF optimale pour les deux methodes. Néanmoins celle obtenue par l'EEMD semble moins bruité, son kurtosis est plus grand (8.62) que celui de l'IMF obtenue par l'EMD (7.69). Les deux spectres d'enveloppe permettent également de détecter avec une bonne résolution la fréquence de choc simulée, à savoir 100 Hz.

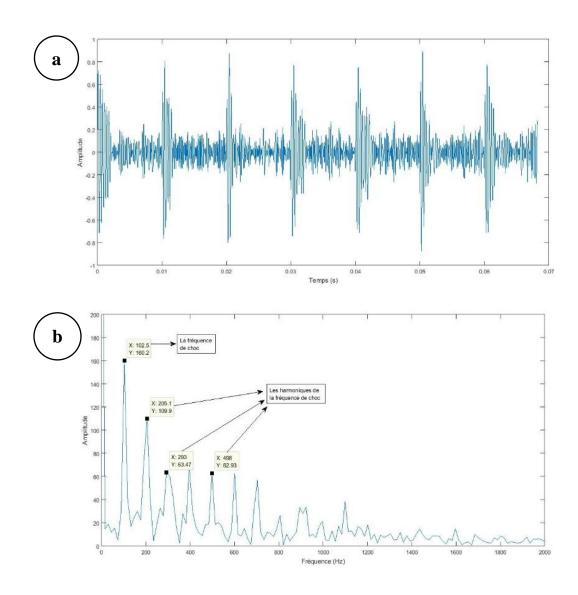
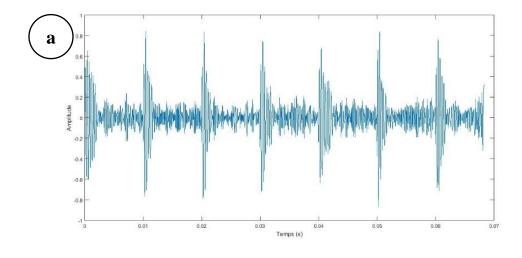


Figure 3.6. (a) IMF 2 de l'EMD « K = 7.6965 », (b) son spectre d'enveloppe



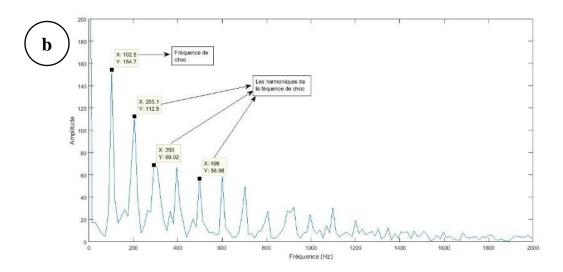


Figure 3.7. (a) IMF 2 de l'EEMD « K = 8.6217 », (b) son spectre d'enveloppe

3. Influence des paramètres

Le but de cette étude est de voire l'influence de quelques paramètres sur la sensibilité de l'indicateur scalaire utilisé (Kurtosis). En même temps l'étude tend à comparer les deux méthodes utilisées l'EMD et l'EEMD.

3.1. Influence de la fréquence d'échantillonnage (Fe)

D'après la figure (3.8), la fréquence d'échantillonnage a une influence notable sur le kurtosis. En effet il est significatif d'autant que la fréquence d'échantillonnage du signal est grande. Cette influence est beaucoup plus importante pour l'EEMD que pour l'EMD. En effet, on constate que pour l'EMD, le kurtosis passe d'une valeur de 4,1810 pour Fe = 10000 Hz à une valeur de 9,7506 pour Fe = 50000 Hz, par contre pour l'EEMD, la valeur du kurtosis passe de 3,4265 à 18,3983 pour les même valeurs de Fe.

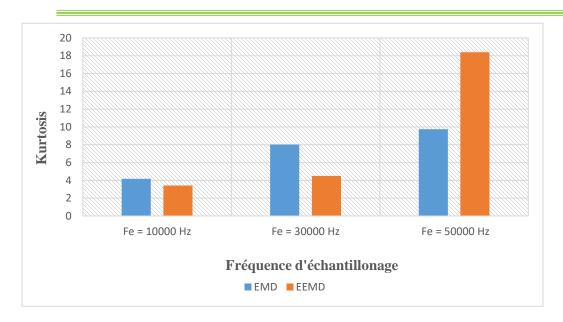


Figure 3.8. Influence de la Fréquence d'échantillonnage « Fe »

3.2. Influence de la fréquence de choc (Fc)

La fréquence de choc représente en réalité la fréquence de défaut. Sur la figure (3.9), le kurtosis se montre très sensible notamment pour des fréquences réduites. On peut également constater une légère supériorité pour l'EEMD notamment pour la fréquence de choc la plus réduite.

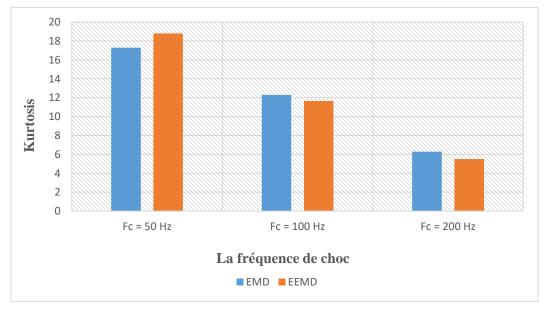


Figure 3.9. Influence de la fréquence de choc Fc

3.3. Influence de Temps de relaxation τ

Le temps de relaxation est le temps nécessaire à un choc pour s'amortir, si le temps de relaxation est grand, les chocs ont tendance à se noyer les uns dans les autres. Comme le kurtosis est très sensible aux chocs, il perd de sa sensibilité d'autant que le temps de relaxation augmente, ce que la figure (3.10) montre.

On constate aussi, que le temps de relaxation a presque la même influence sur les deux méthodes, sauf pour un grand temps de relaxation ($\tau = 0.003 \, s$) l'EEMD devient plus sensible que EMD.

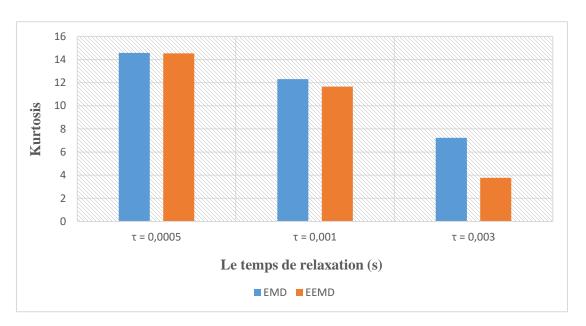


Figure 3.10. Influence du temps de relaxation τ

3.4. Influence de bruit ajouté sur l'EEMD

A partir de la figure (3.11), on constate que le bruit ajouté n'a pas une grande influence sur l'EEMD, mais à condition que l'amplitude soit finie et pas infinitésimale. En général un bruit ajouté de 0.2 peut donner d'excellents résultats.



Figure 3.11. Influence du bruit ajouté de l'EEMD

3.5. Influence du nombre d'ensembles de l'EEMD

La figure (3.12) montre l'influence du nombre d'ensembles sur l'EEMD, on constate que ce paramètre n'a presque aucune influence sur la méthode. Quel que soit le nombre d'ensembles le kurtosis prend une valeur entre 10 et 12. Il est recommandé de choisir un nombre d'ensemble moyen (100 donne des résultats parfaits).

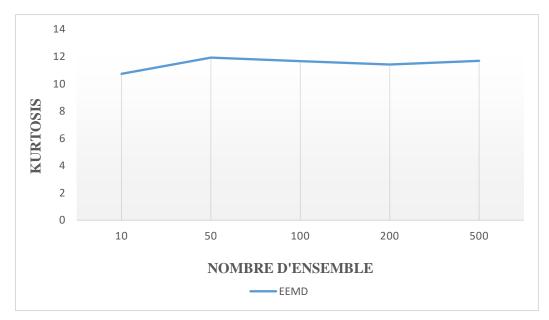


Figure 3.12. Influence du nombre d'ensembles de l'EEMD

4. Application de l'EMD et l'EEMD sur des signaux réels

4.1. Aperçu sur « Bearings Data Center »

C'est une base de données Américaine permettant d'accéder à des signaux de roulements saints et endommagés sous différentes configurations (différentes tailles du défaut, différents couples, différents types de défaut, ...etc.). Comme représenté sur la figure (3.13), le banc d'essai se compose principalement d'un moteur (à gauche), d'un accouplement « transducteur/encodeur » (au centre), d'un dynamomètre (à droite) et des circuits de commande (non montrés). Les signaux ont été enregistrés à l'aide d'accéléromètres fixés à la cage du moteur par aimant.

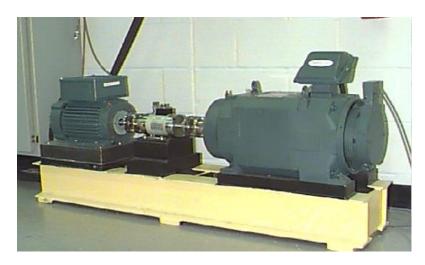


Figure 3.13. Banc d'essai de roulement de « Bearing Data Center »

Les paramètres des mesures sont les suivants :

- Les couples résistant sont respectivement 0, 1, 2, 3 Hp ce qui donne des vitesses respectives de 1797, 1772, 1750, 1730 tr/min.
- ♣ La fréquence d'échantillonnage est Fe = 48 KHz.
- **↓** La taille des défauts de roulements sont: 0.007 inch, 0.014 inch, 0.021 inch.
- ♣ les roulements que nous avons considérés dans notre travail sont les roulements du côté accouplement. Les fréquences caractéristiques sont :
 - Fréquence de la bague intérieure : $F_{bi} = 5,4152 \text{ x } F_{r}$.
 - Fréquence de la bague extérieure : $F_{be} = 3,5848 \text{ x F}_{r}$.

Fréquence de la bille : $F_b = 4,7135 \text{ x } F_r$.

Fréquence de la cage : $F_c = 0.3982 \text{ x } F_r$.

	29,95 Hz	29,53 Hz	29,16 Hz	28,83 Hz
	(0 Hp)	(1 Hp)	(2 HP)	(3 Hp)
Bague intérieure	162,18 Hz	159,91 Hz	157,90 Hz	156,12 Hz
Bague extérieure	107,36 Hz	105,85 Hz	104,53 Hz	103,34 Hz
La bille	141,16 Hz	139,18 Hz	137,44 Hz	135,89 Hz
La cage	11,92 Hz	11,75 Hz	11,61 Hz	11,48 Hz

Tableau 3.11. Fréquences caractéristiques des défauts de roulement pour différents couples résistants

4.2. Cas d'un défaut sur la bague intérieure

On considère un petit défaut de diamètre 0.007 inch situé sur la bague intérieure et sans application d'aucune charge (0 Hp). La figure (3.14) représente le signal vibratoire mesuré et son spectre. On remarque que le spectre correspondant ne donne aucune information sur la fréquence caractéristique du défaut sur la bague intérieure.

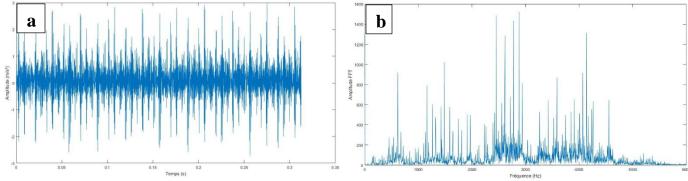


Figure 3.14. (a) signal mesuré, (b) son spectre

Le signal est décomposé selon les deux méthodes EMD et EEMD. Les valeurs du kurtosis des IMFs de chaque méthode sont présentées respectivement dans les tableaux (3.13) et (3.14) (voir l'annexe I).

Les résultats montrent que l'IMF 1 est l'IMF optimale pour les deux méthodes. La figure (3.15) représente l'IMF 1 obtenue par l'EMD et son spectre d'enveloppe, la figure (3.16) représente l'IMF 1 obtenue par l'EEMD et son spectre d'enveloppe.

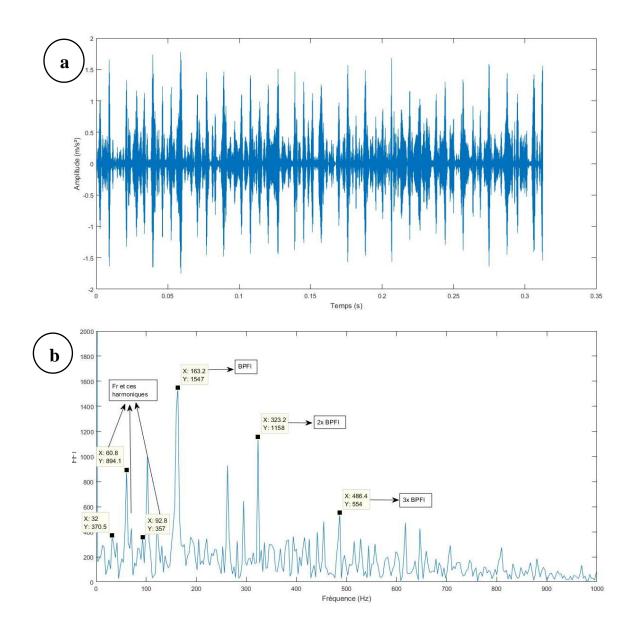


Figure 3.15. (a) IMF1 obtenue par l'EMD « K= 5,8913 », (b) son spectre d'enveloppe

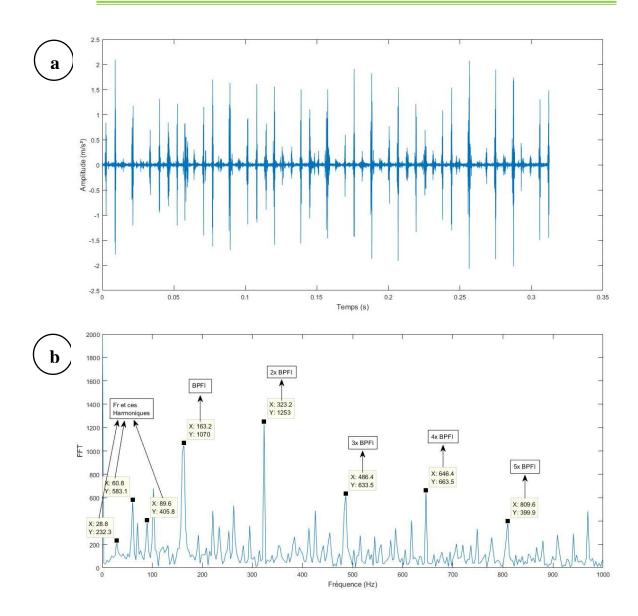


Figure 3.16. (a) IMF1 obtenue par l'EEMD « K= 30.0644 », (b) son spectre d'enveloppe

A partir des figures précédentes on peut constater que l'IMF obtenue par l'EEMD est très claire par rapport à celle obtenue par l'EMD. Ceci est confirmé par sa valeur du kurtosis égale à 30, très supérieure à celle de l'EMD (5.8). Sur la figure (3.16) le signal de l'IMF 1 met en évidence des impacts très clairs correspondant parfaitement à la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague intérieure (BPFI). Bien que les deux spectres d'enveloppe mettent en évidence la fréquence du défaut et ses harmoniques, celui de l'EEMD est plus clair et plus facile à interpréter, sans

doute ceci est dû au fait que le signal à partir de lequel il a été calculé et presque 5 fois moins bruité que celui de l'EMD (30/6).

4.3. Cas d'un défaut sur la bague extérieure

Dans le deuxième cas on considère un défaut sur la bague extérieure, la taille de défaut est 0.007 inch, et aucun couple résistant n'est appliqué (0 Hp). L'orientation de la mesure est sur la position 6:00h. La figure (3.17) montre le signal mesuré du roulement défectueux et son spectre.

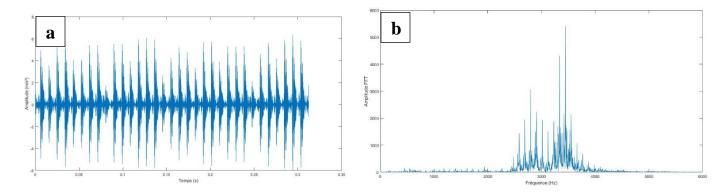


Figure 3.17. (a) signal mesuré et (b) son spectre

Il est parfaitement clair que le spectre (b) de la figure (3.17) ne donne aucune information relative à la fréquence caractéristique du défaut sur la bague extérieure (BPFO). Lors de l'application de l'EMD et l'EEMD, le signal mesuré a été décomposé à des IMFs, le kurtosis de chaque IMF a été calculé (voir tableau (3.17) et tableau (3.18) de l'annexe I). L'IMF 1 obtenue par l'EMD a un kurtosis égal à 5.43, celle obtenue par l'EEMD à un kurtosis égal 18.44, ce qui confirme les résultats obtenus pour le cas de la bague intérieure. Chaque IMF est son spectre d'enveloppe sont présentés dans les figures suivantes.

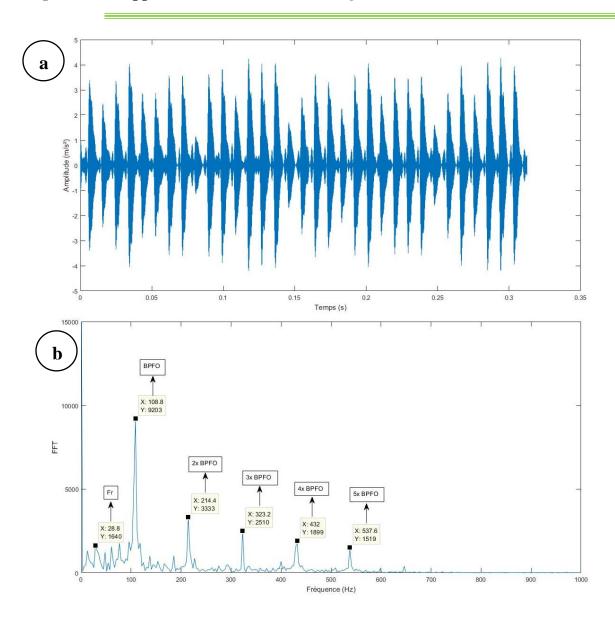


Figure 3.18 (a) IMF 1 obtenue par l'EMD, (b) son spectre d'enveloppe

On constate que le spectre d'enveloppe de l'IMF obtenue par l'EMD fourni des informations claires sur la fréquence caractéristique du défaut sur la bague extérieure mais moins claires que celles fournies par le spectre d'enveloppe de l'MIF obtenue par l'EEMD.

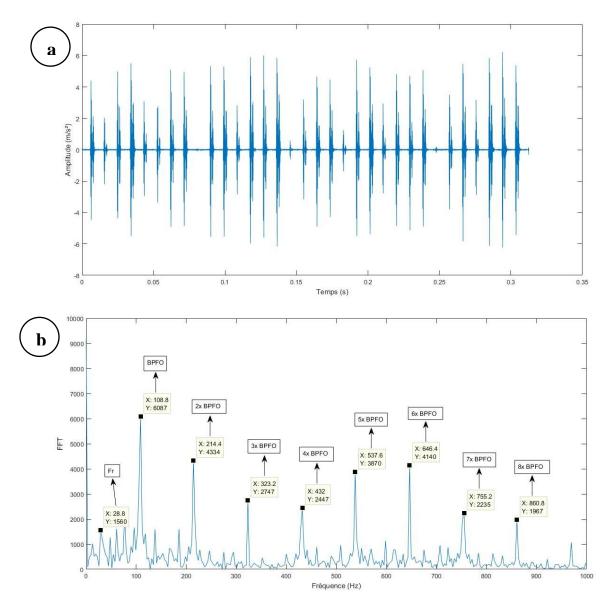


Figure 3.19. (a) IMF 1 obtenue par l'EEMD, (b) son spectre d'enveloppe

5. Influence des Paramètres

5.1. Influence de la charge

Les figures (3.23), (3.24) et (3.25) montrent respectivement l'influence du couple résistant (la charge) sur la sensibilité du kurtosis de l'IMF optimale obtenue par les deux méthodes EMD et EEMD pour les trois types de défaut ; la bague intérieure, la bague extérieure, la bille.

On constate que, quel que soit le type de défaut, le kurtosis du résultat obtenu par l'EEMD est beaucoup plus significatif que celui obtenu par l'EMD notamment pour des charges élevées.

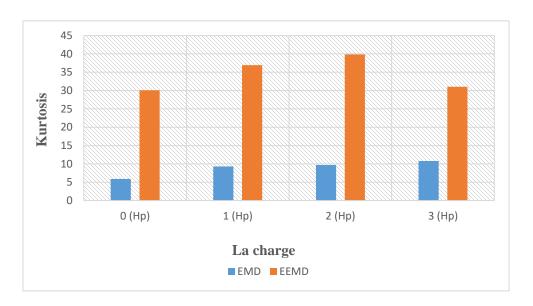


Figure 3.23. Influence de la charge pour un défaut sur la bague intérieure

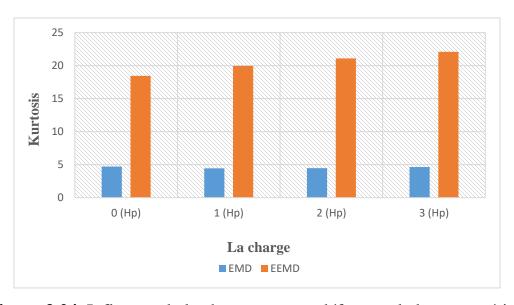


Figure 3.24. Influence de la charge pour un défaut sur la bague extérieure

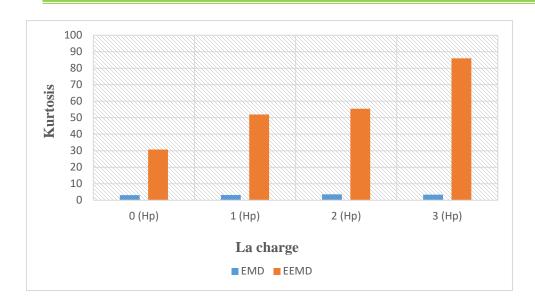


Figure 3.25 Influence de la charge pour un défaut sur la bille

5.2. Influence de la taille de défaut

Les figures (3.26), (3.27) et (3.28) montrent respectivement l'influence de la taille de défaut sur la sensibilité du kurtosis des deux méthodes. On constate que le kurtosis obtenu par l'EEMD est très supérieur à celui obtenu par l'EMD, peu importe la taille du défaut, ce qui confirme encore une fois la supériorité de l'EEMD.

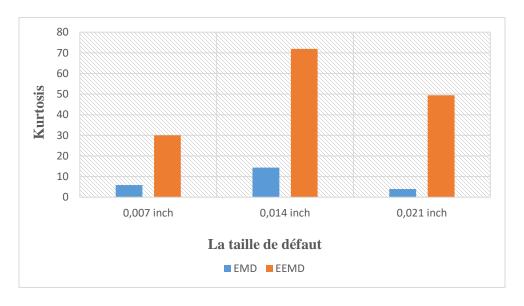


Figure 3.26. Influence de la taille de défaut pour un défaut sur la bague intérieure

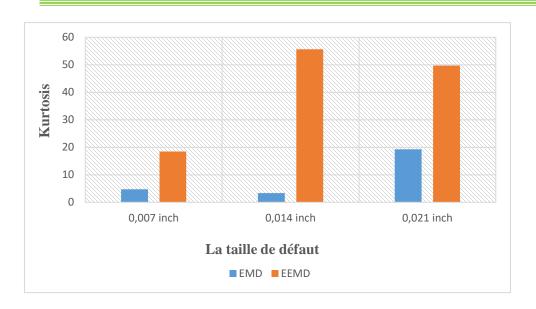


Figure 3.27. Influence de la taille de défaut pour un défaut sur la bague extérieure

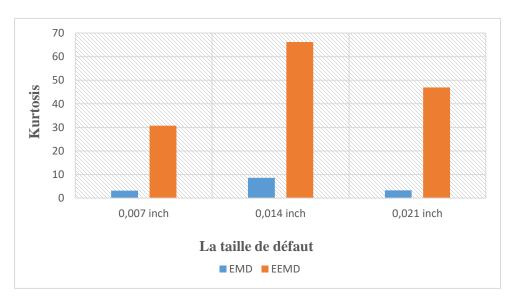


Figure 3.28. Influence de la taille de défaut pour un défaut sur la bille

Notons également qu'au-delà d'une certaine taille du défaut, le kurtosis diminue au lieu d'augmenter. Cette tendance a été largement validée est discutée dans la littérature.

5.3. Influence de l'orientation de défaut

La figure suivante montre l'influence de l'orientation du défaut (situé sur la bague extérieure) sur la sensibilité de kurtosis obtenu par les deux méthodes.

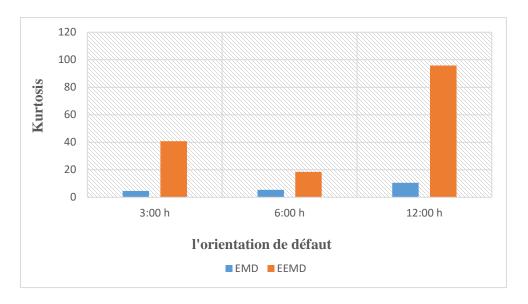


Figure 3.29. Influence de l'orientation de défaut

On constate que le kurtosis est beaucoup plus significatif pour les cas où le défaut est localisé dans la position 12:00h, c'est à dire à l'opposé de la zone de charge. Là aussi la supériorité de l'EEMD est indiscutable

6. Conclusion du chapitre

Le présent chapitre a été consacré à l'application de la Décomposition en Mode Empirique (EMD) et l'Ensemble de la Décomposition en Mode Empirique (EEMD) sur des signaux simulés de roulements défectueux ainsi que des signaux réels obtenus à partir de la base « BEARING DATA CENTER » mesurés en régime stationnaire.

Nous avons remarqué qu'avec l'application de l'EEMD on a pu avoir des IMFs moins bruitées et contenant beaucoup plus d'informations que celles obtenues par l'application de l'EMD. Ceci met en évidence la supériorité écrasante de l'EEMD.

On a constaté aussi que le choix de quelques paramètres a une influence très importante sur les résultats obtenus par les deux méthodes. Dans le chapitre 4, on va appliquer l'EMD et l'EEMD sur des signaux simulés et réels de roulements défectueux, mais cette fois mesurées en régime variable.

« Ce chapitre est consacré à l'application de l'EMD et l'EEMD sur des signaux simulés et réels de roulement défectueux mesurés en régime variable. Nous allons également utiliser une des techniques d'analyse des signaux en régime variable, cette technique est l'analyse d'ordre. »

1. Modélisation des défauts de roulement en régime variable

Contrairement au cas du régime stationnaire où la vitesse de rotation est constante, en régime non stationnaire la vitesse de rotation est variable, ce qui implique que les fréquences caractéristiques des défauts de roulement sont variables elles aussi car elles dépendent de la vitesse de rotation. Ces fréquences peuvent être exprimées comme suit :

Fréquence de défaut sur la bague extérieure : BPFO = $C_1 * Fr$

Fréquence de défaut sur la bague intérieure : BPFI = C_2 * Fr

Fréquence de défaut sur la bille : $BSF = C_3 * Fr$

Fréquence de défaut sur la cage : $FTF = C_4 * Fr$

Où C₁, C₂, C₃, C₄ sont des constantes qui dépendent de la géométrie du roulement, Fr est la fréquence de rotation. Les constantes C₁, C₂, C₃, C₄ sont traitées comme des ordres lors de l'application de l'analyse d'ordre qui va être introduite dans les prochains titres.

Dans le cas d'un régime non stationnaire, la période entre les chocs est variable. Pour la génération d'un signal temporel comportant un défaut de roulement dans ce cas, le modèle théorique suivant est utilisé :

$$x(t) = \sum_{i} Ai. h(n - iT - \tau i)$$

Où A est l'amplitude de i^{eme} choc, T est la période entre les chocs et elle est variable dans ce cas, τ est le temps de relaxation, h est la réponse impulsionnelle.

1.1. Exemple

Les figures suivantes montrent des signaux simulés avec et sans bruit d'un roulement défectueux dans un régime variable pour le cas d'accélération et de décélération on utilisant le model mentionné ci-dessus.

> Cas d'accélération :

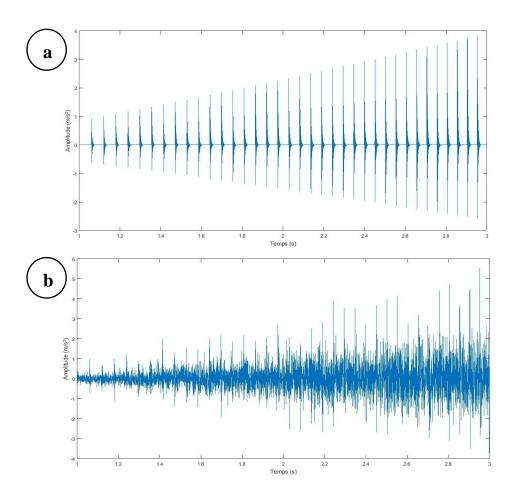


Figure 4.1. (a) Signal d'accélération sans bruit, (b) avec bruit

> Cas décélération

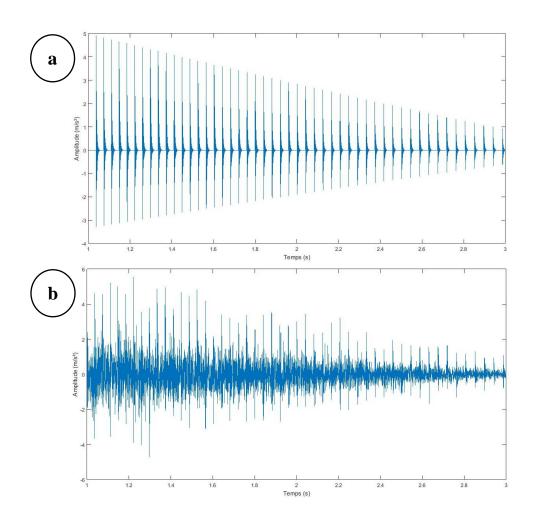


Figure 4.2. (a) Signal de décélération sans bruit, (b) avec bruit

2. Analyse d'ordre

La surveillance des défauts de roulements est plus compliquée lorsque les paramètres de fonctionnement des systèmes sont des variables notamment pour la vitesse et pour la charge. L'analyse des signaux vibratoires des machines tournantes dans ce cas est souvent préférée en termes de spectre d'ordre plutôt que de spectre de fréquence.

Pour que l'analyse spectrale donne des résultats dans le domaine fréquentiel, les données doivent être échantillonnées à des intervalles de temps constants. Pour

l'analyse d'ordres, il est nécessaire d'échantillonner le signal de vibration à des incréments angulaires constants et donc à une vitesse proportionnelle à la vitesse de l'arbre. Ceci est réalisé en utilisant l'instrumentation analogique.

2.1. Exemple

La figure suivante montre un signal de vibration d'un ventilateur PC avec sept lames et quatre bobines.

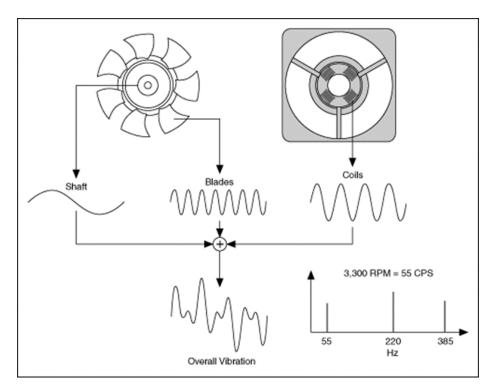


Figure 4.3. Signal vibratoire d'un ventilateur de Pc

La figure suivante indique le spectre de puissance FFT du ventilateur PC lorsque la vitesse de rotation varie de 1 000 à 4 000 tours par minute (RPM).

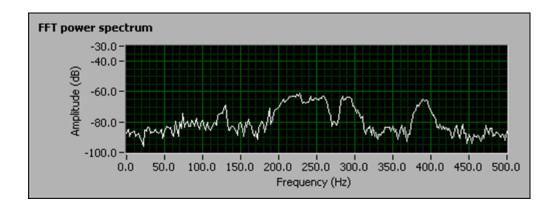


Figure 4.4. Spectre de puissance

La figure suivante montre le spectre de puissance d'ordre du même signal utilisé pour calculer le spectre de puissance FFT ci-dessus.



Figure 4.5. Spectre de puissance d'ordre

On constate qu'on ne peut pas identifier les pics évidents associés à des parties mécaniques particulières dans le tracé du spectre de puissance FFT, par contre le spectre de puissance de l'ordre montre des pics clairement définis associés à différentes parties mécaniques. Le pic au premier ordre correspond à la vibration de l'arbre. Le pic au quatrième ordre correspond à la vibration des bobines. Le pic au septième ordre correspond à la vibration des lames.

3. Application de l'EEMD sur un signal simulé

Soit un signal simulé en régime variable d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure, figure (4.6). Le défaut est considéré d'ordre 4 de la vitesse de rotation ($C_1 = 4$), et la vitesse de rotation varie de 1 à 3300 tr/min.

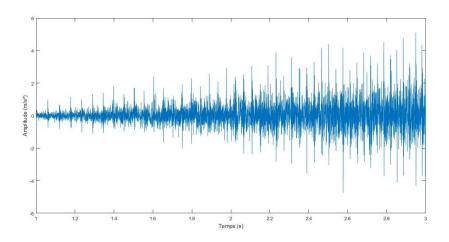


Figure 4.6. Signal simulé d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure en régime variable

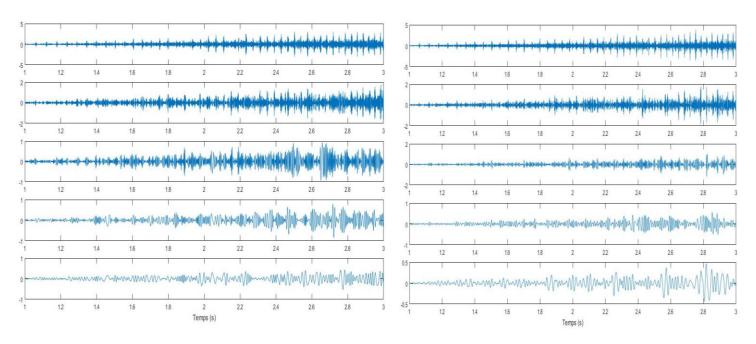


Figure 4.7. Les 5 IMFs obtenues par EMD

Figure 4.8. Les 5 IMFs obteneus par EEMD

Le signal ci-dessus a été décomposé à des IMFs en utilisant l'EMD et l'EEMD, l'indicateur scalaire kurtosis de chaque IMF a été calculé (voir tableau 4.1 de l'annexe II). Les figures suivantes montrent les 5 premières IMF obtenues par chaque méthode. L'IMF ayant un kurtosis maximal est considérée comme l'IMF optimale. L'IMF 1 est l'IMF optimale pour les deux méthodes avec un kurtosis « k = 6.0915 » pour EMD et « k = 7.5609 » pour EEMD, ces IMFs sont présentées dans les figures suivantes avec leurs spectres d'enveloppe.

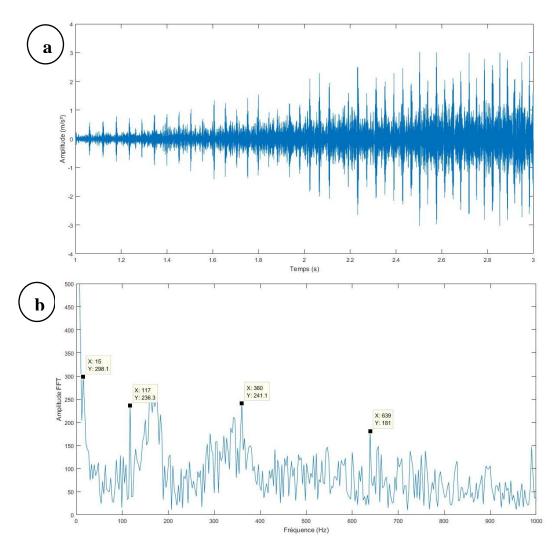


Figure 4.9. (a) IMF optimale de l'EMD, (b) son spectre d'enveloppe

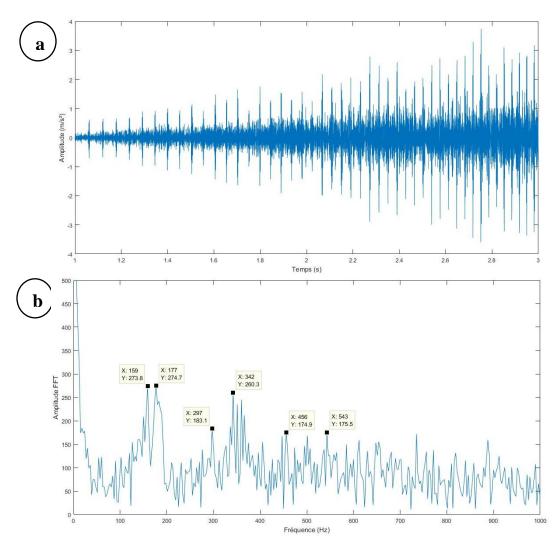


Figure 4.10. (a) IMF optimale de l'EEMD, (b) son spectre d'enveloppe

On constate que les chocs sont plus clairs lors de l'application des deux méthodes sur le signal simulé, par contre les spectres d'enveloppe correspondant à chacune des IMFs ne donnent aucune information sur la fréquence caractéristique de défaut sur la bague extérieure à cause du caractère variable de la vitesse de rotation.

4. Application de l'analyse d'ordre

Pour voire l'efficacité de l'analyse d'ordre à déterminer les défauts de roulement en régime variable, une application de la technique est faite sur les IMFs obtenues ci-dessus figure (4.9.a) et figure (4.10.a). Les résultats obtenus sont présentés dans les figures suivantes.

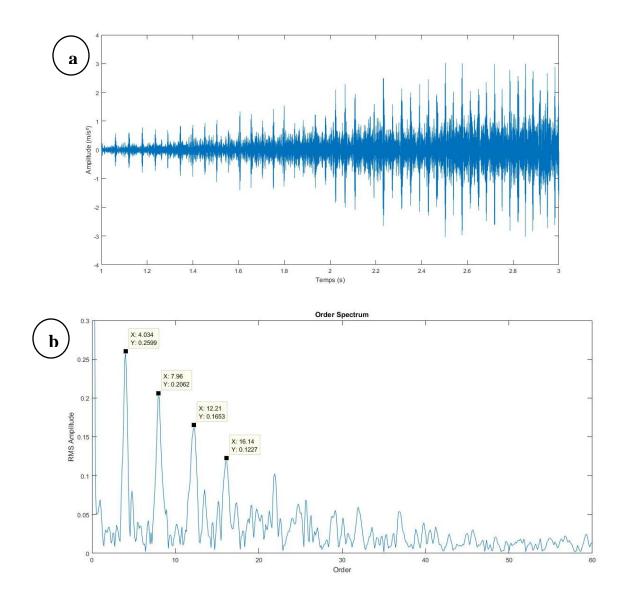


Figure 4.11. (a) l'IMF optimal obtenu par EMD, (b) son Spectre d'ordre.

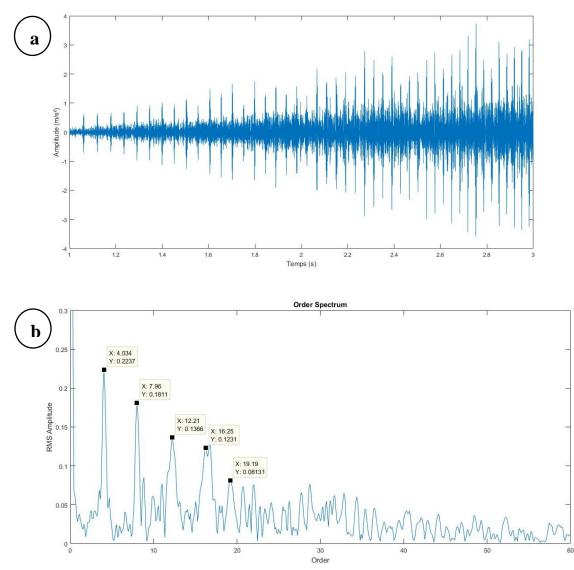


Figure 4.12. (a) l'IMF optimal obtenu par EEMD, (b) son Spectre d'ordre.

On constate que les spectres d'enveloppe obtenus après l'application de l'analyse d'ordre ont permis de mettre en évidence un pic correspondant à l'ordre 4 (celui du défaut simulé) et plusieurs de ses harmoniques. Notons que dans ce cas les deux méthodes ont donné un résultat très satisfaisant, la seule distinction est faite pour le kurtosis de l'IMF optimale.

5. Application de l'EEMD sur un signal mesuré en régime variable

Pour valider les résultats trouvés précédemment, une application d'EMD et de l'EEMD a été faite sur un signal réel mesuré en régime variable d'un roulement contenant un défaut sur la bague extérieure (cas d'accélération). Le défaut est d'ordre $(C_1 = 3,2)$, et la vitesse varie de 0 à 1800 RPM. Le signal été mesuré avec une fréquence d'échantillonnage égale à 15360 Hz et contient 524289 points. La figure (4.13) représente le signal mesuré.

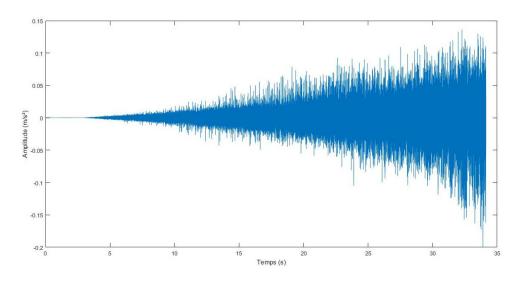


Figure 4.13. Signal mesuré de roulement défectueux en régime variable.

Le signal ci-dessus a été décomposé à des IMFs, les 5 premières IMFs obtenues par application de l'EMD l'EEMD sont présentées respectivement dans les figures suivantes.

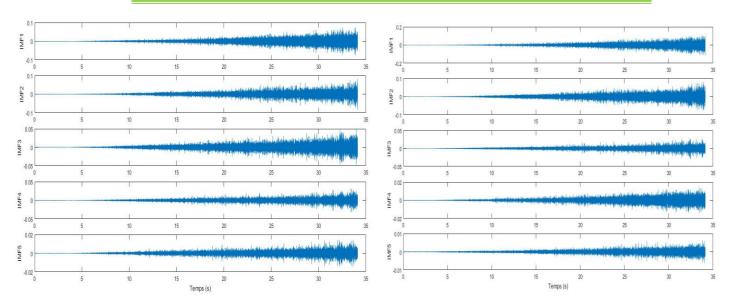
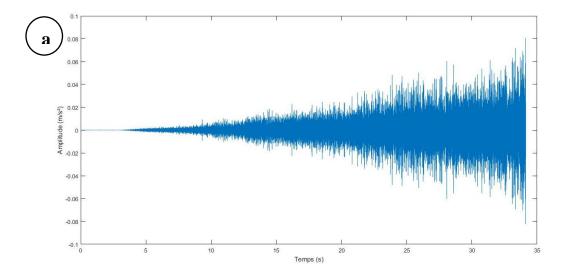


Figure 4.14. IMFs obtenues par EMD

Figure 4.15. IMFs obtenues par EEMD

Dans ce cas c'est l'IMF 2 qui est optimale avec un kurtosis égale à 10.32 pour l'EMD. Pour l'EEMD c'est l'IMF 3 avec un kurtosis égale à 11.47. Les figures suivantes représentent l'IMF optimale et son spectre d'ordre de chaque méthode.



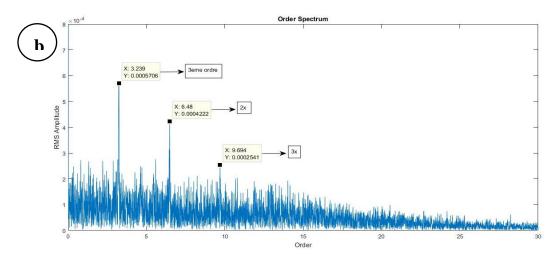


Figure 4.16. (a) IMF optimale de l'EMD, (b) son spectre d'ordre

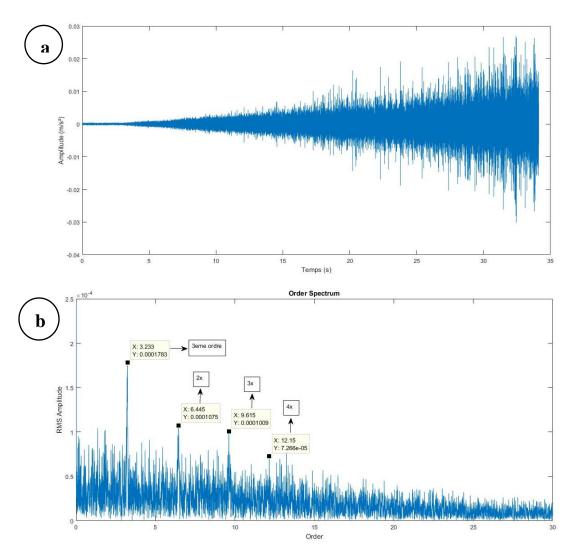


Figure 4.17. (a) IMF optimale de l'EEMD, (b) son spectre d'ordre

On constate que les deux spectres d'ordre montrent un pic d'ordre 3,2 et ses harmoniques, il correspond parfaitement à la fréquence de défaut sur la bague extérieure.

6. Conclusion du chapitre

Le présent chapitre a été consacré à l'application de la Décomposition en Mode Empirique (EMD) et l'Ensemble de la Décomposition en Mode Empirique (EEMD) sur des signaux simulés de roulements défectueux ainsi que sur un signal réel mesuré en régime non stationnaire.

Nous avons remarqué que dans le régime variable, l'analyse fréquentielle devient inutile à cause de la variation de la vitesse, par contre l'analyse d'ordre a pu localiser les défauts de roulement par le suivi les ordres de la vitesse de rotation.

Notons que dans le cas du régime variable les deux méthodes ont données de très bons résultats, la seule différence réside dans le kurtosis de l'IMF optimale qui, encore une fois, donne l'avantage à l'EEMD.

Conclusion Générale

Le travail entamé dans de ce mémoire entre dans le cadre de la maintenance préventive des machines tournantes par analyse vibratoire. Cette dernière est devenue un outil puissant pour surveiller l'état de fonctionnement d'une machine à tout moment grâce à des indicateurs spéciaux statistiques et spectraux que l'on peut calculer à partir des signaux vibratoires que produisent ces machines.

Pour pallier les limites des méthodes classiques, plusieurs méthodes ont été proposées ces dernières années. Spécialement développées pour des signaux non stationnaires et non linéaires, la Décomposition en Mode Empirique (EMD) et l'Ensemble de Décomposition en Mode Empirique (EEMD) sont sans doute les plus récentes.

Notre travail s'est porté donc sur l'application et la comparaison de ces deux méthodes pour la détection des défauts de roulements. L'objectif principal de notre travail visait deux points :

- Mettre en évidence la valeur de l'EEMD comme outil efficace successeur de l'EMD pour la détection des défauts de roulements ;
- Appliquer ces deux méthodes en régime transitoire où la vitesse de rotation est variable, d'où la nécessité d'avoir recourt à l'analyse d'ordre.

De l'application de ces méthodes, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

- Le kurtosis est un indicateur très efficace pour choisir l'IMF optimale de l'une et l'autre des deux méthodes. Son utilisation comme critère d'évaluation et de comparaison entre les deux méthodes nous semble très correcte ;
- Dans la majorité des cas, et ceci pour le régime constant ou variable, l'EEMD a

donné de meilleurs résultats que ceux obtenus par l'EMD. Cette différence est parfois écrasante dans certains cas, notamment pour les signaux mesurés.

- Dans le cas du régime variable, la combinaison des deux méthodes avec l'analyse d'ordre a donné de bons résultats. La distinction entre elles est faite uniquement en temporel, car le résultat fréquentiel est presque le même. Notons juste que nous n'avions à notre disposition qu'un seul signal mesuré en régime variable, donc cette conclusion n'est pas tout à fait affirmative contrairement au cas du régime constant où nous avons traité des dizaines de signaux appartenant à la base de données « Bearing Data Center ».

* Application de l'EMD et l'EEMD sur des signaux simulés en régime stationnaire

Tab 3.1 le kurtosis des IMFs obtenues par EMD

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
Kurtosis	2.0534	7.6965	3.8853	3.7796	2.7745

Tab 3.2 le kurtosis des IMFs obtenus par EEMD

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
Kurtosis	2.1762	8.6217	4.2205	3.2483	2.8766

** Influence des paramètres

Tab 3.3 Influence de la fréquence d'échantillonnage Fe - EMD

Fe Kurtosis	10000	30000	50000
IMF 1	4,2974	6,1292	8,1089
IMF 2	4,4788	7,3032	9,6449
IMF 3	4,1810	8,0149	9,7506
IMF 4	3,8824	5,5160	7,0406
IMF 5	2,8314	3,2700	6,6294

Tab 3.4 Influence de la fréquence d'échantillonnage Fe - EEMD

Fe Kurtosis	10000	30000	50000
IMF 1	7,7362	14,4934	2,1732
IMF 2	4,3574	11,6615	13,0038
IMF 3	5,5495	9,3523	16,6331
IMF 4	3,4265	4,5020	18,3983
IMF 5	2,8910	3,9224	7,5026

Tab 3.5 Influence de la fréquence de choc Fc - EMD

Fc Kurtosis	50	100	200
IMF 1	16,7692	14,1292	12,8169
IMF 2	17,2949	12,3032	6,2883
IMF 3	13,0924	8,0149	6,6737
IMF 4	5,3216	5,5160	4,9804
IMF 5	3,7542	3,2700	2,8711

Tab 3.6 Influence de la fréquence de choc Fc - EEMD

Fc Kurtosis	50	100	200
IMF 1	17,2283	14,4934	11,3008
IMF 2	18,8007	11,6615	5,5091
IMF 3	12,9656	9,3523	6,2304
IMF 4	4,2752	4,5020	3,8569
IMF 5	4,0801	3,9224	2,8615

 $\it Tab~3.7~{
m Influence}$ de temps de relaxation au - EMD

τ Kurtosis	0,0005	0,001	0,003
IMF 1	13,7542	10,1292	9,4727
IMF 2	14,5707	12,3032	7,2221
IMF 3	8,2831	8,0149	12,4094
IMF 4	4,4789	5,5160	8,8301
IMF 5	3,7355	3,2700	3,3940

 $\it Tab~3.8~{
m Influence}$ de temps de relaxation $\it \tau$ - EEMD

τ Kurtosis	0,0005	0,001	0,003
IMF 1	14,1964	12,4934	7,1081
IMF 2	14,5283	11,6615	3,7741
IMF 3	8,1073	9,3523	7,6306
IMF 4	4,4566	4,5020	4,6369
IMF 5	3,5107	3,9224	4,3353

Tab 3.9 Influence de bruit ajouté Nstd - EEMD

Nstd Kurtosis	0,1	0,2	0,3	0,4
IMF 1	13,5948	12,4934	11,7113	11,3142
IMF 2	13,8661	11,6615	9,8384	9,7945
IMF 3	10,6138	9,3523	7,8877	7,1291
IMF 4	4,9122	4,5020	4,2990	4,6785
IMF 5	3,9107	3,9224	3,7455	3,6559

Tab 3.10 Influence de nombre de l'ensemble NE - EEMD

NE Kurtosis	10	50	100	200	500
IMF 1	13,6271	14,2760	14,4934	14,0346	13,8874
IMF 2	10,7284	11,9174	11,6615	11,4076	11,6855
IMF 3	8,7667	9,4834	9,3523	9,4689	9,8084
IMF 4	4,4471	4,4068	4,5020	4,4761	4,5001
IMF 5	3,5073	3,8551	3,9224	3,8613	3,8232

***Application de l'EMD et l'EEMD sur des signaux réels en régime stationnaire

Tab 3.11 roulement sans défaut - EMD

Kurtosis	La Charge Appliquée (HP)					
Kuitosts	0	1	2	3		
IMF 1	3,5435	3,4045	2,7121	1,9466		
IMF 2	3,0893	2,8779	2,7136	2,5602		
IMF 3	4,2782	3,3546	3,0277	3,7249		
IMF 4	3,4398	3,5933	3,0198	3,0169		
IMF 5	2,9615	2,7257	2,6200	3,1213		

Tab 3.12 roulement sans défaut - EEMD

Kurtosis	La Charge Appliquée (HP)					
Kurtosis	0	1	2	3		
IMF 1	6.8096	2.3757	2.0458	1.9248		
IMF 2	2.2342	3.0198	2.9549	2.8201		
IMF 3	2.6690	2.8259	2.7800	3.2345		
IMF 4	3.7677	2.9870	3.0308	2.9583		
IMF 5	3.0522	3.1038	2.7097	2.9133		

Tab 3.13 Roulement avec défaut sur la bague intérieure - EMD

	La charge appliquée (HP)			
0	1	2	3	
Diamè	tre du défaut 0.0	007 inch		
5,8913	9,3249	9,6987	10,7990	
4,0096	5,5371	3,9117	3,3718	
4,0138	4,3522	5,6428	4,2420	
3,3740	5,9416	3,5396	2,8525	
3,3447	3,3737	2,7120	3,1907	
Diamè	tre du défaut 0.0	014 inch		
14,3723	20,3671	25,0796	21,4388	
6,9249	5,2918	4,7499	4,2279	
5,2875	3,8232	3,8147	3,0823	
4,2639	3,0820	3,5683	3,1540	
	Diamè 5,8913 4,0096 4,0138 3,3740 3,3447 Diamè 14,3723 6,9249 5,2875	O I Diamètre du défaut 0.0 5,8913 9,3249 4,0096 5,5371 4,0138 4,3522 3,3740 5,9416 3,3447 3,3737 Diamètre du défaut 0.0 14,3723 6,9249 5,2918 5,2875 3,8232	0 1 2 Diamètre du défaut 0.007 inch 5,8913 9,3249 9,6987 4,0096 5,5371 3,9117 4,0138 4,3522 5,6428 3,3740 5,9416 3,5396 3,3447 3,3737 2,7120 Diamètre du défaut 0.014 inch 14,3723 20,3671 25,0796 6,9249 5,2918 4,7499 5,2875 3,8232 3,8147	

IMF 5	4,5028	3,4490	2,9511	2,6744			
	Diamètre du défaut 0.021 inch						
IMF 1	3,9670	3,2219	3,5292	3,3422			
IMF 2	11,4511	4,9835	5,4297	5,1302			
IMF 3	3,9238	3,7630	4,7024	5,5872			
IMF 4	6,9489	2,7749	4,8429	5,0041			
IMF 5	3,8993	2,8268	4,0452	3,3045			

Tab 3.14 Roulement avec défaut sur la bague intérieure - EEMD

Kurtosis	La charge appliquée (HP)				
Kuriosis	0	1	2	3	
	Diamè	tre du défaut 0.00	07 inch		
IMF 1	30.0644	36.9407	39.8286	31.0305	
IMF 2	4.7769	5.3744	5.0797	4.7360	
IMF 3	4.5351	5.8110	5.1734	4.6784	
IMF 4	3.1073	3.3808	3.1461	2.7646	
IMF 5	2.7824	2.3817	2.2899	2.5209	
	Diamèi	tre du défaut 0.0	14 inch	<u> </u>	
IMF 1	71.9506	54.4606	69.2008	59.9039	
IMF 2	5.6062	9.0546	8.6649	8.8547	
IMF 3	3.4484	2.3347	2.3796	2.4249	
IMF 4	8.0070	3.2369	3.5431	2.9189	
IMF 5	3.6778	2.9157	2.6511	3.2867	
	Diamèi	ı tre du défaut 0.0	21 inch		

Annexe I

IMF 1	49.4427	99.8966	81.2429	149.5652
IMF 2	3.8345	3.1193	3.2206	3.2714
IMF 3	2.6230	2.7898	3.2627	3.0361
IMF 4	5.3817	5.8432	5.2461	4.0488
IMF 5	2.9151	2.6212	3.3255	4.3061

Tab 3.15 Roulement avec défaut sur la bille - EMD

T 7		La charge appliquée (HP)				
Kurtosis	0	1	2	3		
	Diamètre du défaut 0.007 inch					
IMF 1	3.1452	3.2439	3.5531	3.4191		
IMF 2	2.8011	3.3486	3.4239	3.0755		
IMF 3	2.7447	3.2077	3.5062	2.9783		
IMF 4	3.0811	2.8874	2.7089	2.8843		
IMF 5	2.8673	2.6323	2.8606	2.5670		
	Diamèi	tre du défaut 0.0	14 inch			
IMF 1	8.6219	34.9164	26.6206	16.1083		
IMF 2	3.6826	4.2803	5.7071	3.3172		
IMF 3	3.2505	5.8308	4.3815	2.7594		
IMF 4	3.4783	3.1744	3.5928	3.0430		
IMF 5	2.6509	3.3550	2.1759	2.2967		
	Diamètre du défaut 0.021 inch					
IMF 1	3.3341	3.0444	9.0732	3.6916		
IMF 2	3.9118	5.3283	3.6263	2.8258		

IMF 3	3.2070	2.9767	3.4956	3.3171
IMF 4	3.5404	2.6714	3.9482	3.6814
IMF 5	3.3185	2.7368	2.8870	2.7817

Tab 3.16 Roulement avec défaut sur la bille - EEMD

T Z		La charge ap	pliquée (HP)			
Kurtosis	0	1	2	3		
	Diamè	tre du défaut 0.00	07 inch			
IMF 1	30.7246	51.9323	55.4355	85.9657		
IMF 2	2.6183	2.7752	2.9484	2.8984		
IMF 3	2.7541	2.9937	2.8746	2.7451		
IMF 4	2.8585	3.0818	3.2351	2.9088		
IMF 5	3.1904	2.6720	2.8369	2.7496		
	Diamè	tre du défaut 0.0	14 inch			
IMF 1	66.2230	152.5756	87.9171	105.3348		
IMF 2	4.4322	6.3939	7.1256	5.1940		
IMF 3	3.2515	2.5908	2.9580	2.5871		
IMF 4	3.6103	8.2451	2.9647	2.9883		
IMF 5	3.5082	2.4648	2.9412	2.1736		
	Diamètre du défaut 0.021 inch					
IMF 1	46.9541	118.0981	69.2161	51.8798		
IMF 2	3.0506	2.8681	4.4941	3.6361		
IMF 3	2.6330	2.8083	2.4115	2.4356		
IMF 4	3.0435	3.5021	3.3588	3.6792		

IMF 5	3.0690	2.7152	2.8934	2.8357
-------	--------	--------	--------	--------

Tab 3.17 Roulement avec défaut sur la bague extérieure – EMD

	Orienta	tion de la mesure	A 6h00	
Vuutosis		La charge ap	ppliquée (HP)	
Kurtosis	0	1	2	3
	Diamè	tre du défaut 0.00	07 inch	
IMF 1	5.4363	4.4505	4.4767	4.6348
IMF 2	5.3507	5.5698	5.7511	5.6103
IMF 3	4.7146	5.5948	5.2008	4.3941
IMF 4	3.4902	3.2032	2.8672	3.1851
IMF 5	2.9747	2.9380	3.3950	3.2899
	Diamèi	tre du défaut 0.0	14 inch	
IMF 1	3.3668	3.5868	3.4281	3.7282
IMF 2	3.3320	4.4318	4.9362	3.5233
IMF 3	3.7610	3.5026	3.4325	2.7478
IMF 4	3.5813	2.8276	3.0080	3.0255
IMF 5	2.9269	3.0341	3.1014	3.2317
	Diamèi	tre du défaut 0.0	21 inch	
IMF 1	19.2989	19.1400	16.9977	18.4913
IMF 2	19.8542	28.1971	17.0474	43.8577
IMF 3	11.1171	9.9284	8.0433	13.7493
IMF 4	10.5130	7.2299	9.9014	6.6982
IMF 5	9.9522	6.3896	4.6044	3.6017

	Orientai	tion de la mesure	A 12h00	
Variation	La charge appliquée (HP)			
Kurtosis	0	1	2	3
	Diamè	tre du défaut 0.00	07 inch	
IMF 1	7.8761	20.0211	16.7303	14.8803
IMF 2	8.6960	9.9505	8.1716	7.7617
IMF 3	10.5956	10.7823	5.3403	3.7480
IMF 4	3.2646	5.9998	3.1618	4.0427
IMF 5	3.3192	3.4595	2.8751	3.6097
	Diamè	tre du défaut 0.0	21 inch	1
IMF 1	29.2387	21.0080	27.6730	23.1565
IMF 2	9.3771	29.7686	8.3246	9.3133
IMF 3	5.1270	8.5667	4.9014	6.2878
IMF 4	10.2940	4.8794	9.6338	7.6177
IMF 5	2.8318	4.5270	3.2120	3.6746

Tab 3.18 Roulement avec défaut sur la bague extérieure – EEMD

	Orienta	tion de la mesure	A 6h00			
Kurtosis		La charge ap	ppliquée (HP)	(P)		
Kurtosis	0	1	2	3		
	Diamè	tre du défaut 0.00	07 inch	1		
IMF 1	18.4418	19.9493	21.0988	22.0878		
IMF 2	3.9007	4.0453	3.8999	4.1189		

IMF 3	3.4218	2.8792	3.5715	3.1826
IMF 4	5.3299	4.5900	5.4763	3.5032
IMF 5	3.1925	2.8489	4.7408	2.9010
	Diamèi	tre du défaut 0.0	14 inch	
IMF 1	55.6149	44.7105	52.4940	74.5696
IMF 2	3.0858	2.8970	2.8234	2.8967
IMF 3	2.7121	2.9308	3.0354	2.6295
IMF 4	4.4496	2.9028	2.9363	3.0156
IMF 5	3.3580	3.0519	2.9395	2.7470
	Diamèi	tre du défaut 0.02	21 inch	
IMF 1	49.7165	47.7134	38.5243	42.7252
IMF 2	9.2815	8.9641	9.6488	10.1546
IMF 3	3.9073	6.4358	4.0986	4.3181
IMF 4	9.6516	11.9632	11.1995	9.5940
IMF 5	2.8193	2.7525	2.5598	2.9457
L	ı	I .	l	1

	Orientation de la mesure A 12h00						
Varatoria	La charge appliquée (HP)						
Kurtosis	0	1	2	3			
	Diamètre du défaut 0.007 inch						
IMF 1	95.7843	68.8350	62.1688	80.6891			
IMF 2	3.6888	5.1651	5.6813	4.6492			
IMF 3	3.4268	5.2396	3.2855	2.8203			
IMF 4	3.4822	3.4289	3.1024	2.9637			

Annexe I

IMF 5	2.7134	3.2398	2.9756	2.8623		
Diamètre du défaut 0.021 inch						
IMF 1	55.5278	47.9574	56.0349	55.3877		
IMF 2	14.0091	10.5710	12.2057	11.1198		
IMF 3	3.0993	4.1221	3.4751	3.0669		
IMF 4	11.9590	11.7230	8.4866	5.1976		
IMF 5	3.6395	3.7335	3.0275	3.0585		

Tab 4.1 Application de l'EMD et l'EEMD sur un signal simulé

Kurtosis	EMD	EEMD
IMF 1	6.0915	7.5609
IMF 2	5.3772	7.2054
IMF 3	4.5165	5.9062
IMF 4	4.9433	5.0427
IMF 5	3.8440	5.8738

Tab 4.2 Application de l'EMD et l'EEMD sur un signal réel

Kurtosis	EMD	EEMD
IMF 1	7.6834	10.9682
IMF 2	10.3260	10.4502
IMF 3	7.7773	11.4695
IMF 4	8.1005	8.0940
IMF 5	6.7602	7.5682

Résumé

L'Décomposition en Mode Empirique (EEMD) pour la détection des défauts de roulement en régime variable. Plusieurs signaux ont été mesurés sur des roulements défectueux dans plusieurs configurations.

La méthode EEMD combinée avec l'analyse d'ordre a été appliquée sur des signaux simulés et réels obtenus à partir d'une banque de données Américaine « Bearing Data Center » dans le cas d'un régime stationnaire et d'un régime non stationnaire.

Les résultats obtenus ont prouvé le pouvoir de la méthode proposé d'avoir des IMFs moins bruitées, contenant beaucoup plus d'informations que celles obtenues par l'EMD, quel que soit le type de défaut : bague extérieure, bague intérieure, bille. Plusieurs paramètres ont également été pris en considération afin d'optimiser les conditions d'utilisation de la méthode proposée, à savoir la fréquence d'échantillonnage, la fréquence de choc, le temps de relaxation, la charge appliquée et la taille de défaut.

Mots-clés: Décomposition en Mode Empirique (EMD), Ensemble EMD (EEMD), kurtosis, IMFs, analyse fréquentielle, analyse d'ordre, régime stationnaire et non stationnaire.

Références

- [1] TOUAFEK ISHAK. Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes (WT). Mémoire Magister, Université Ferhat Abbas Sétif.
- [2] A.Boulenger, C.Pachaud. Aide-mémoire: Surveillance des Machines par Analyse des Vibrations. Edition Dunod, Paris 2009.
- [3]A. DJEBALA. Application de la Transformée Par Ondelettes à L'Etude et L'Analyse Vibratoire des Systèmes Mécaniques. Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2008.
- [4] ILYES KHELF. Diagnostic Des Machines Tournantes Par Les Techniques De L'Intelligence Artificielle. Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2014.
- [5] M. KHEMISSI BABOURI. Surveillance de L'Evolution de L'Usure d'un Outil de Coupe en Tournage. Thèse de Doctorat, Université 08 Mai 1945 Guelma, 2016.
- [6] A.PAREY, M.EL BADAOUI, F.GUILLET, N.TANDON. Dynamic Modelling of Spur Gear Pair and Application of Empirical Mode Decomposition Based Statistical Analysis for Early Detection of Localized Tooth Defect. Journal of Sound and Vibration 294 (2006) 547-561.
- [7] DEJIE YU, JUNSHENG CHENG, YU YANG. Application of EMD Method and Hilbert Spectrum to the Fault Diagnosis of Roller Bearigns. Mechanical Systems and Signal Processing 19 (2005) 259-270.
- [8] TONG WANG, MINGCAI ZHANG, QIHAO YU, HUYUAN ZHANG. Comparing the applications of EMD and EEMD on time-frequency analysis of seismic signal. Journal of applied Geophysics 83 (2012) 29-34.
- [9]ZHAOHUA WU, NORDEN E.HUANG. Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD): A Noise-Assisted Data Analysis Method (NADA). Advances in Adaptive data analysis Vol.1, N°.1 (2009) 1-41.
- [10] YAGUO LEI, JING LIN, ZHENGJIA HE, MING ZUO. A Review on Empirical Mode Decomposition (EMD) in Fault Diagnosis of Rotating Machinery. Mechanical Systems and Signal Processing 35 (2013) 108-126.
- [11] JACEK DYBALA, RADOSLAW ZIMROZ. Rolling Bearing Diagnosing Method Based on Empirical Mode Decomposition (EMD) of Machine Vibration Signal. Applied Acoustics 77 (2014) 195-203.

- [12] MOURAD KEDADOUCHE, MARC THOMAS, ANTOINE TAHAN. Empirical Mode Decomposition of Acoustic Emission for Early Detection of Bearing Defects. Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-STATIONARY Operations, Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014.
- [13] Q.GAO, C.DUAN, H.FAN, Q.MENG. Rotating Machine Fault Diagnosis Using Empirical Mode Decomposition (EMD). Mechanical Systems and Signal Processing 22 (2008) 1072-1081.
- [14] CHENG JUNSHENG, YU DEJIE, YANG YU. A Fault Diagnosis Approach for Roller Bearings Based on EMD Method and AR Model. Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 350-362.
- [15] MIN-CHUN PAN, WEN-CHANG TSAO. Using Appropriate IMFs for Envelope Analysis in Multiple Fault Diagnosis of Ball Bearings. International Journal of Mechanical Sciences 69 (2013) 114-124.
- [16] WEI GUO, PETER W.TSE, ALEXANDAR DJORDJEVICH. Faulty Bearing Signal Recovery from Large Noise Using a Hybrid Method Based on Spectral Kurtosis and Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD). Measurement 45 (2012) 1308-1322.
- [17] KHALID AIT SGHIR, FABRICE BOLAERS, OLIVIER COUSINARD, JEAN-PAUL DRON. Vibration Monitoring of a Spalling Bearing Defect in Variable Speed Regime. Mechanics & Industry 14, 129-136 (2013).
- [18]M.MERZOUG, K.AIT SGHIR, A.MILOUDI, J.P.DRON. Vibration Monitoring of Gear Transmissions in Variable Regime, Mechanics & Industry 15, 377-382 (2014).
- [19] MING ZHAO, JING LIN, XIAOQIANG XU, XUEJUN LI. Multi-Fault Detection of Rolling Element Bearing Under Harsh Working Condition Using IMF-Based Adaptive Envelope Order Analysis. Sensors 2014, 14, 20320-20346.
- [20]P.BORGHESANI, R.RICCI, S.CHATTERTON, P.PENNACCHI. A New Procedure for Using Envelope Analysis for Rolling Element Bearing Diagnostics in Variable Operating Conditions. Mechanical Systems and Signal Processing.