

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 : KIRATI MOHAMED SALEH

=====

***Application de la méthode EMD (Empirical
Mode Decomposition) pour la détection des
défauts de roulements***

=====

Sous la Direction de :

Dr. DJEBALA Abderrazek

Co-encadreur : BABOURI Mohamed Khemissi

Année universitaire 2014/2015

Remerciement

Au terme de ce travail, nous tenons d'abord à remercier Allah le tout puissant pour nous avoir donné le courage et la volonté d'accomplir ce modeste travail et parce que c'est à lui seul qui retourne le soin de l'achèvement de ce mémoire.

Qu'il nous soit permis ici de remercier très vivement Mes amis, mes voisins et

Ma gratitude va d'abord au Dr. DJEBALA A. qui m'a honoré de sa confiance par son encadrement, j'étais tout au long du travail impressionné par ses qualités humaines, puissent ces lignes être l'expression de ma profonde reconnaissance. Et merci aussi BABOURI M.

Comme je tiens à témoigner ma reconnaissance à tous mes professeurs durant toutes les années d'étude à l'université de 8 mai 45 pour leur conseils rigoureux et leur aide précieuse.

Finalement, un Remerciement spécial à Mon père, Ma mère et mes frères puis que sans eux on n'a jamais pu atteindre mon but.

Et tous qui nous ont aidé de loin ou de

Près d'accomplir cette tâche.

Dédicace

A mes parents

A mon frère

A ma sœur

A toute la famille

SOMMAIRE

Introduction générale	1
------------------------------------	---

Chapitre 1 : Les roulements : Leurs défauts, leurs aspects d'apparition et leurs méthodes de diagnostic

1. Généralités sur les signaux	2
2. Les défauts dans les machines tournantes	3
3. Constituants d'un roulement à billes.....	4
4. Défauts liés aux paliers à roulements.....	5
5. Sources des défauts sur les roulements à billes.....	7
6. Fréquences caractéristiques des défauts d'un roulement.....	9
7. Stratégie de détection des défauts de roulements.....	11
8. Les méthodes d'analyse.....	13

CHAPITRE 2 : Notions de base de l'EMD et synthèse bibliographique

1. Analyse en ondelettes.....	23
2. Décomposition en modes empiriques (EMD).....	26
3. Synthèse bibliographique des travaux utilisant l'EMD pour la détection des défauts des machines tournantes.....	34

CHAPITRE 3 : Application de l'EMD pour la détection des défauts de roulements : Application sur le banc d'essais du LVA, INSA de Lyon France

1. Campagne de mesures.....	38
2. Cas d'un défaut sur la bague extérieure.....	41
3. Cas d'un défaut sur la bague intérieure.....	43
4. Cas d'un défaut sur la bille.....	44
5. Influence de la vitesse de rotation et de la fréquence maximale.....	46
6. Conclusion.....	50

CHAPITRE 4 : Application de l'EMD pour la détection des défauts de roulements : *Application* sur le banc d'essais du « *Bearing Data Center* »

1. Présentation du banc d'essais	52
2. Analyse des signaux et spectres bruts	54
3. Application de l'EMD pour la détection des défauts du banc d'essai.....	59
4. Influence de la charge et de la taille du défaut.....	65
5. Conclusion.....	69
Conclusion générale.....	70
Références bibliographiques.....	71
Annexes.....	74

Introduction Générale

Les machines industrielles vibrent pendant leur fonctionnement, qu'elles soient en état neuf ou en état de défaillance. Le niveau de dégradation est donné ou quantifié par un indicateur calculé par un traitement du signal. Les indicateurs de surveillance et de diagnostic sont nombreux, on trouve des indicateurs statistiques, spectraux, énergétiques,etc.

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

Dans ce travail, nous appliquons une méthode très récente de traitement de signal appelée « Décomposition en Mode Empirique » ou « Empirical Mode Decomposition » en Anglais, pour la détection des défauts de roulements. La validité de la méthode proposée est prouvée dans deux bancs d'essais différents où plusieurs paramètres ont été pris en considération afin d'optimiser les conditions d'utilisation de la méthode.

Le présent travail est structuré en quatre chapitres suivis d'une conclusion générale. Nous consacrons le premier chapitre à un aperçu général sur le diagnostic des machines tournantes, en donnant les défauts de roulements qui accurent sur les machines tournantes. Nous présentons aussi quelques méthodes utilisées dans le domaine du traitement des signaux vibratoires.

Le chapitre 2 présente la Décomposition en Mode Empirique (EMD) : son principe, sa formulation mathématique, ainsi que l'algorithme de tamisage avec un exemple détaillé d'un signal théorique.

Le chapitre 3 comprend l'application de l'EMD sur des signaux mesurés sur le banc d'essais du Laboratoire Vibrations-Acoustiques de l'INSA de Lyon, France. Plusieurs types de défauts de roulement ont été considérés.

Enfin le chapitre 4 comprend l'application de la méthode proposée sur des signaux de roulements sains et endommagés mesurés sur le banc d'essais de « Bearing Data Center », une banque de données internationale. D'autres paramètres ont également été étudiés.

Les roulements :

Leurs défauts, leurs aspects d'apparition et leurs méthodes de diagnostic

« Le domaine de détection des défauts de roulements est tellement passionnant et évolue rapidement qu'on ne se lassera jamais d'en parler. Ce chapitre présente d'une manière explicite les aspects d'apparition des défauts de roulements et les principales méthodes de leur détection ».

1. Généralités sur les signaux

1.1. Qu'est ce qu'un signal ?

Un signal, harmonique simple déterministe est une grandeur variable dans le temps et qui est définie par trois valeurs qui sont l'amplitude, la fréquence et la phase. Son allure physique est définie par la relation (1) :

$$s(t) = A_m \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t + \varphi) \quad (1)$$

Avec A_m l'amplitude, f la fréquence et φ la phase.

1.2. Types de signaux

On compte plusieurs types de signaux, comme les signaux périodiques, stationnaires, non stationnaires, non linéaires, déterministes,...etc. La figure (I.1) montre un organigramme des types de signaux physiques dont un signal vibratoire fait partie.

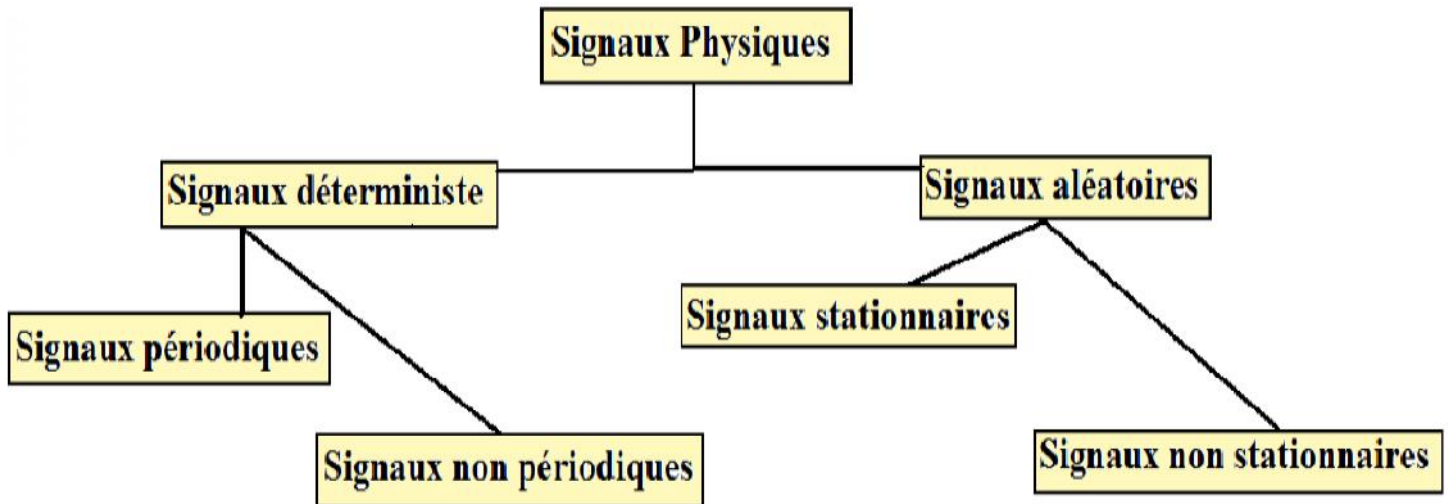


Figure I.1. Types de signaux physiques

2. Les défauts dans les machines tournantes

L'analyse vibratoire est un outil puissant de détection des défauts des machines tournantes. Elle permet notamment de détecter les défauts se manifestant dans les organes sensibles. Ces différents défauts sont caractérisés par des fréquences de répétition fonction de paramètres connus. [1]

L'analyse des vibrations connaît aujourd'hui un des développements les plus importants du fait de l'évolution des techniques dans les domaines de l'informatique et du traitement du signal. La finalité de ce type de surveillance est destinée à assurer la sécurité de l'installation en évitant des dégradations importantes par le déclenchement d'alarmes, lorsque le niveau des vibrations atteint des valeurs jugées excessives pour le bon fonctionnement ou l'intégrité de cette dernière. Il existe différentes techniques d'investigations utilisées dans le domaine du suivi vibratoire des machines tournantes. [2]

En outre, le diagnostic ne peut se faire que si les signaux vibratoires captés sont porteurs d'informations caractéristiques de l'état de fonctionnement des composants mécaniques. La qualité et la fiabilité d'une mesure vibratoire dépendent d'une part du matériel utilisé et de l'impédance de la structure d'autre part. La figure (I.2) montre l'exemple d'une analyse vibratoire d'une machine tournante. Le tableau (I.1) quant à lui montre quelques défauts courants des machines tournantes et les techniques de détection appropriées.

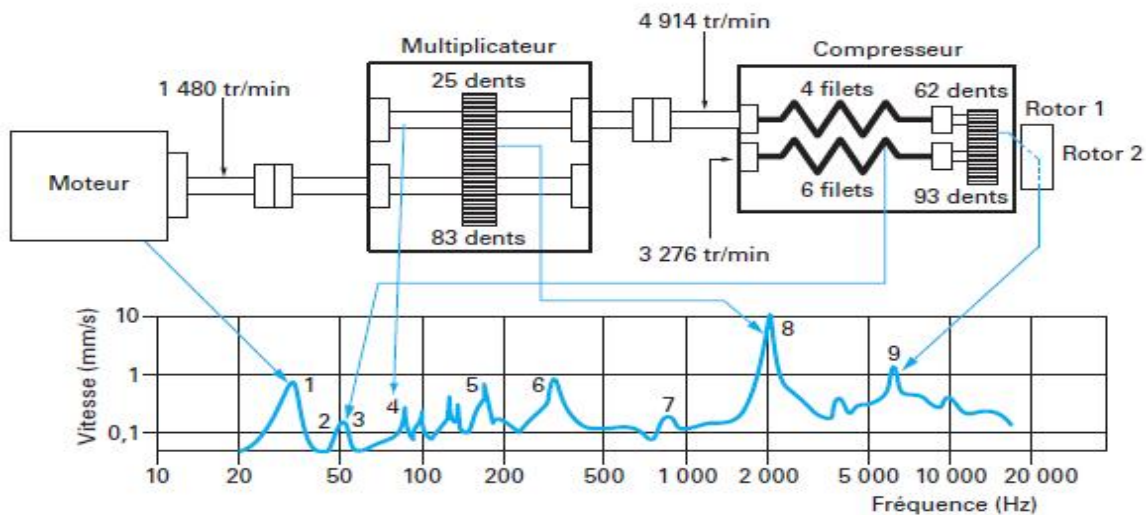


Figure I.2. Exemple d'une analyse vibratoire d'une machine tournante [3]

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

Tableau I.1. Paramètres permettant de détecter un défaut sur une machine

3. Constituants d'un roulement à billes

Les roulements sont parmi les composants les plus sollicités des machines et représentent une source de panne fréquente. De manière générale, les roulements sont constitués de quatre composants essentiels : une bague extérieure, une bague intérieure, des organes roulants et une cage (figure I.3). En fonction de l'application envisagée, les organes de roulement peuvent être des billes, des rouleaux ou des aiguilles. Chaque type de roulement possède des caractéristiques spécifiques en termes de charges radiales et axiales supportées, de vitesse limite ou encore de défaut d'alignement admissible.

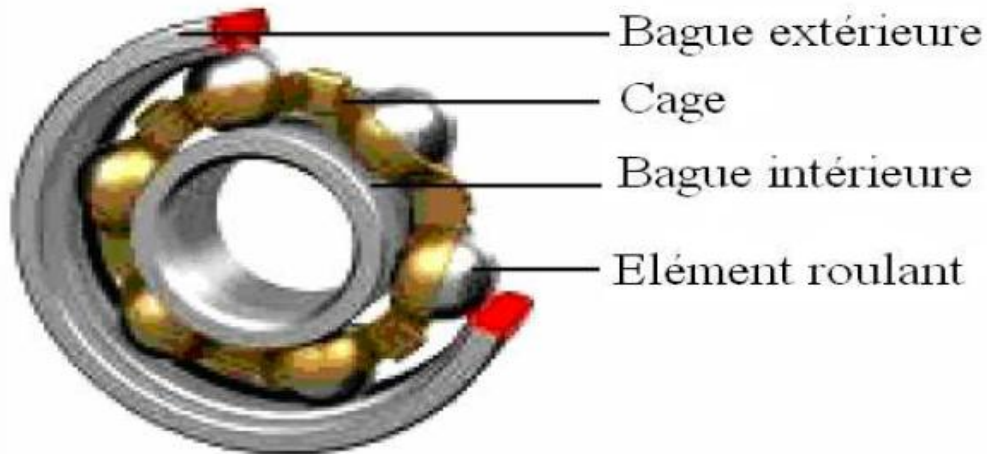


Figure I.3. Constitution d'un roulement [4]

4. Défauts liés aux paliers à roulements

C'est un défaut majeur de notre application industrielle. En effet, ces types de défauts sont la conséquence d'un balourd, d'un désalignement, d'un problème d'engrenage ou d'un manque de lubrification. Un roulement est constitué de deux bagues (externe et interne) l'une fixe et l'autre tournante avec le rotor. Elles sont séparées par un ensemble d'éléments roulants qui peuvent être des billes, des rouleaux ou des aiguilles, (on évoque ici le roulement à billes, le même développement peut être fait pour des rouleaux ou des aiguilles). La durée de vie du roulement est limitée par la fatigue superficielle des matériaux le constituant. Celle-ci est due aux contraintes créées par les passages répétitifs des billes sur les pistes.

Les principales avaries touchant les roulements peuvent être classées en deux catégories:

a) Défauts indépendants de la fatigue

Ces avaries peuvent être réduites et même éliminées par une bonne surveillance des causes de dégradation et un entretien approprié. Le tableau (I.2) résume ces défauts et les facteurs d'environnement s'y rapportant.

Mode d'avarie prématurée	Facteurs d'environnement
Usure	Choix du lubrifiant

	Contamination de l'huile
Grippage et échauffement	Faible épaisseur de film d'huile Charge et vitesse
Corrosion de contact	Vibration

Tableau I.2. Défauts indépendants de fatigue

b) Défauts dépendants de la fatigue

Le tableau (I.3) résume ces défauts et les facteurs d'environnement s'y rapportant.

Mode d'avarie prématurée	Facteurs d'environnement
Ecaillage par inclusion	Vitesse et charge - Zone de charge – Faible épaisseur de film d'huile
Ecaillage par concentration de Contraintes	Défaut d'alignement - Zone de charge – Faible épaisseur de film d'huile
Ecaillage par origine ponctuelle en Surface	Aspérités de surface - Faible épaisseur de film d'huile
Ecaillage superficiel	Faible épaisseur de film d'huile
Fatigue en sous couche	Charge
Fissuration transversale	Fatigue aggravée par les conditions de Fonctionnement

Tableau I.3. Défauts dépendants de fatigue

Ce type d'avarie se manifeste par l'apparition de fissures qui croient lentement jusqu'à l'écaillage, c'est un phénomène aléatoire. Il existe deux types de fissures : les fissures liées à la fatigue du roulement en charge (couche profonde et/ou couche superficielle) et les fissures microscopiques qui existent avant la mise sous charge, sous l'effet de la finition des surfaces. La figure (I.4) montre deux photos de défauts réels de roulements, réparti (usure) et localisé (écaillage). [5]

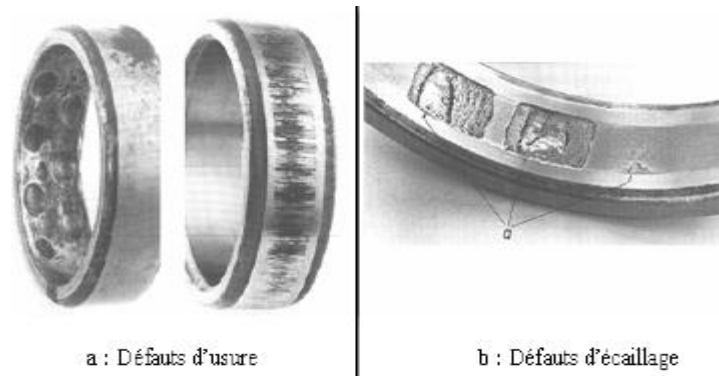


Figure I.4. Défauts réels de roulements : répartis (a) et localisés (b) [5,6]

5. Sources des défauts sur les roulements à billes

5.1. Montage

Ce type de défaut est dû à un mauvais montage du roulement, c'est à dire à une erreur humaine.

5.2. Corrosion

Des agents corrosifs, tels que des acides, sont susceptibles de s'introduire dans les roulements et de dégrader les matériaux métalliques les constituant. Des criques apparaissent alors sur les bagues et les billes, comme l'illustre la figure (I.5).

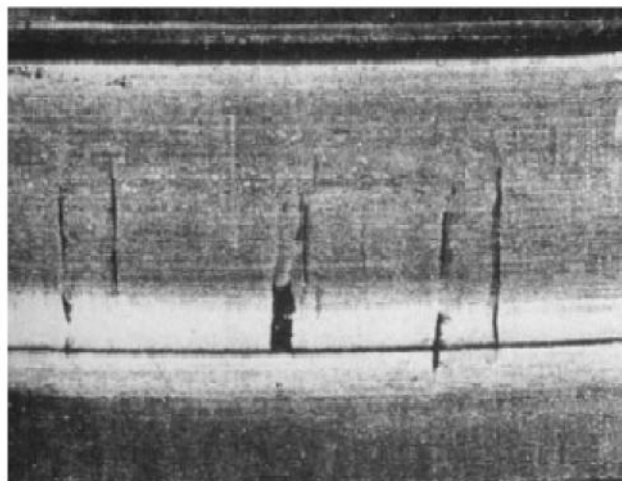


Figure I.5. Criques de corrosion sur une piste de roulement [7]

5.3. Défaut de lubrification [7]

Le lubrifiant est un organe essentiel des roulements dans la mesure où il crée un film d'huile protecteur au niveau des contacts bille/bague permettant de protéger les surfaces. Deux types de défauts de lubrification principaux peuvent se présenter. Le premier est une dégradation des qualités lubrifiantes de la graisse ou de l'huile ou bien une absence de lubrifiant. En effet, en l'absence de lubrifiant, les surfaces métalliques se trouvent en contact direct, frictionnent et s'érodent rapidement, jusqu'à entraîner des écaillages des pistes, des éclatements des billes, un blocage et donc une destruction du roulement (figure (I.6)).

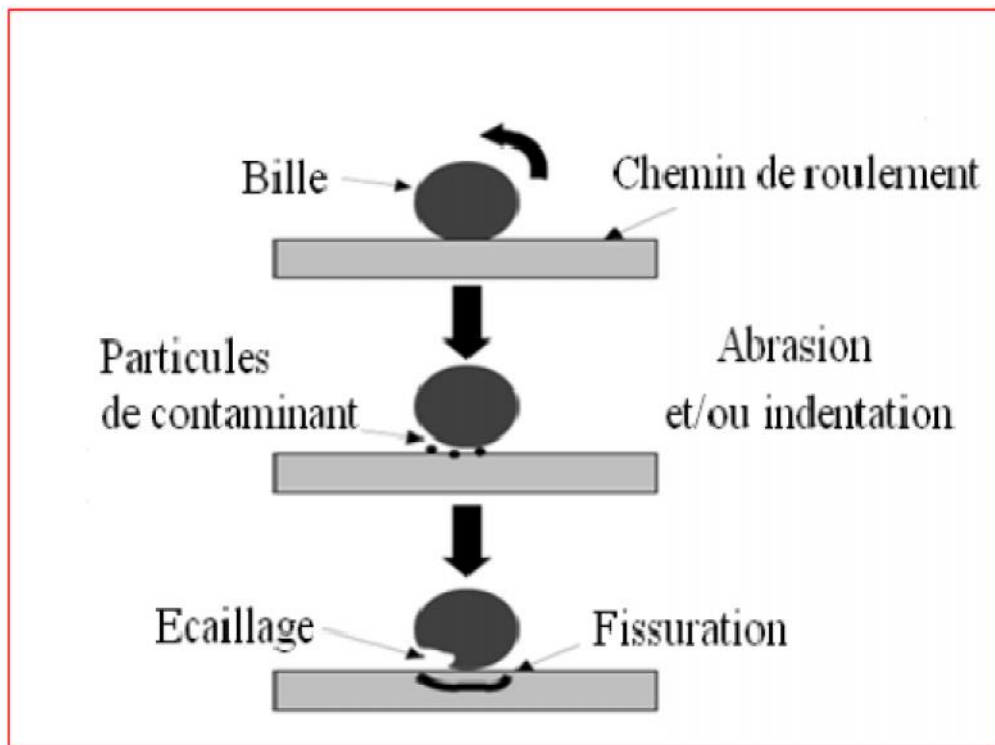


Figure I.6. Mécanismes généraux d'usure en présence de contaminant [7]

Le second type de défaut de lubrification intervient dans les roulements par l'intermédiaire d'un sur-graissage (la graisse occupe tout le volume libre interne au roulement). Dans ce cas, la viscosité de la graisse empêche la libre rotation de la cage et par conséquent des billes, ce qui entraîne un glissement de ces dernières au niveau des points de contact. Les surfaces de contact se dégradent alors rapidement.

6. Fréquences caractéristiques des défauts d'un roulement

Les roulements défectueux génèrent des vibrations de fréquences égales aux vitesses de rotation de chaque pièce du roulement. Ils correspondent notamment à la rotation des billes, des rouleaux ou de la cage et au passage des billes sur les bagues. Pour chaque type de roulement, et en fonction de ses cotes de fabrication, on peut considérer les fréquences caractéristiques données par des équations. La figure (I.7) montre les caractéristiques géométriques d'un roulement entrant dans les équations de calcul des fréquences des défauts. [6, 8, 9, 10]

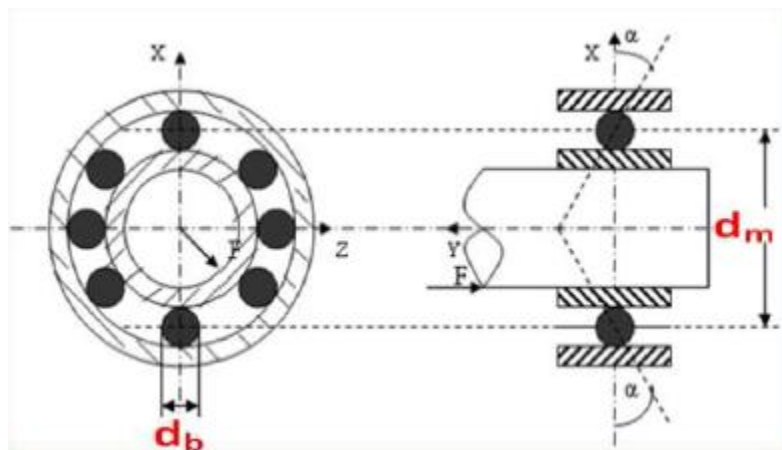


Figure I.7. Caractéristiques géométriques d'un roulement

N : Nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles)

d_m : Diamètre primitif

d_b: Diamètre des éléments roulants

α : Angle de contact

a) Fréquence d'un défaut localisé sur la bague intérieure

$$f_{b_{int}} = \frac{N}{2} f_r \left(1 + \frac{d_b}{d_m} \cos \alpha \right) \quad (2)$$

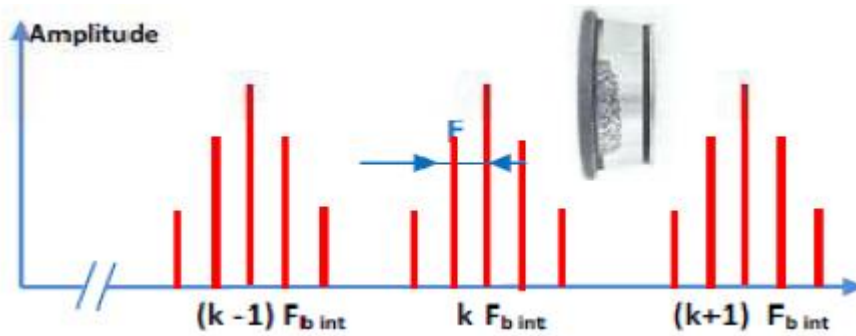


Figure I.8. Défaut de type écaillage affectant la bague intérieure

b) Fréquence d'un défaut localisé sur la bague extérieure

$$f_{be} = \frac{N}{2} f_r \left(1 - \frac{db}{dm} \cos \gamma \right) \quad (3)$$

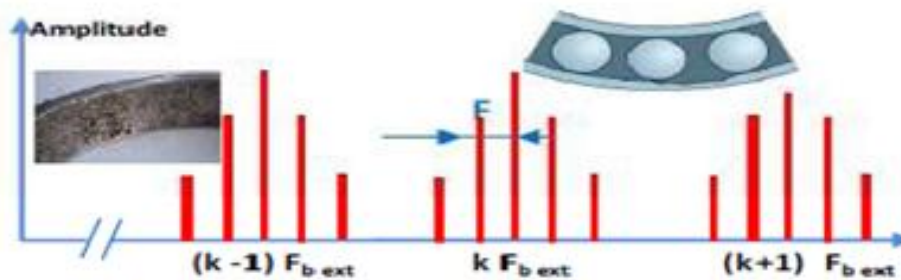


Figure I.9. Défaut de type écaillage affectant la bague extérieure

c) Fréquence d'un défaut sur la cage

La fréquence de passage d'un défaut de cage est donnée par l'équation suivante :

$$f_c = \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{db}{dm} \cos \gamma \right) \quad (4)$$

d) Fréquence d'un défaut localisé sur un élément roulant

La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou de rouleau), sur la bague extérieure ou sur la bague intérieure, est donnée par l'équation suivante :

$$f_b = \frac{dm}{db} f_r \left[\left(1 + \frac{db}{dm} \cos \gamma \right)^2 \right] \quad (5)$$

La première fréquence caractéristique de défaut correspond à la fréquence de rotation de l'élément roulant sur lui-même. De plus, cet élément roulant rencontre une fois la bague intérieure et une fois la bague extérieure par tour, il génère donc des chocs à 2 fois cette fréquence.

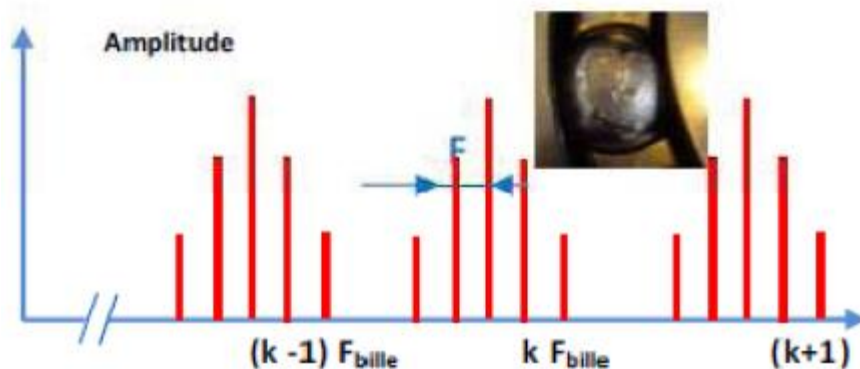


Figure I.10. Défaut de type écaillage sur un élément roulant

7. Stratégie de détection des défauts de roulements

7.1. 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 premières causes. La surveillance se compose donc de deux fonctions principales qui sont la **détection** et le **diagnostic**.

7.2. 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.

7.3 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 (figure I.11):

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

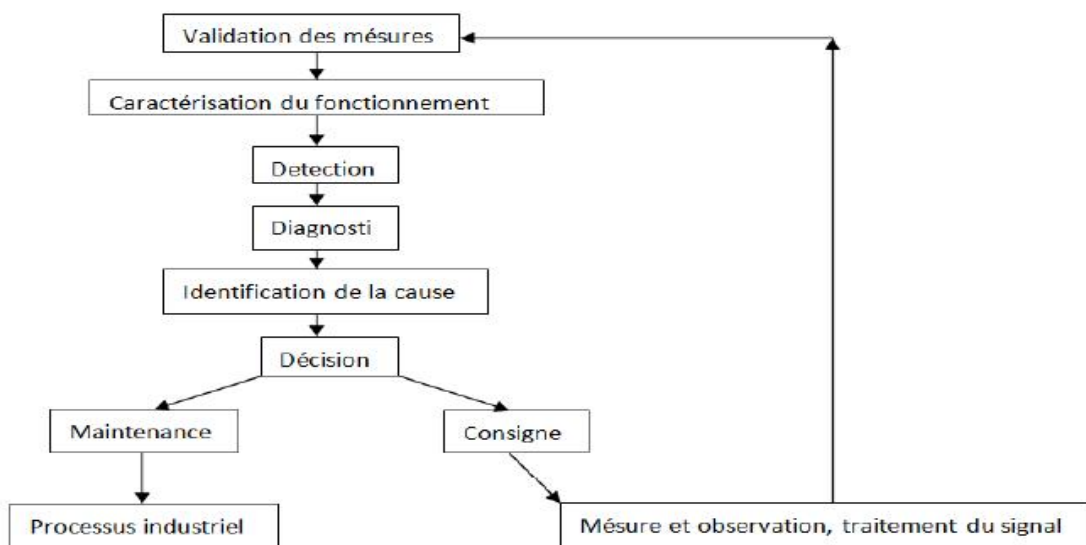


Figure I.11. Les différentes étapes du diagnostic industriel

Pour pouvoir extraire les fréquences caractéristiques concernant les défauts, on utilise des méthodes adéquates pour nous aider. Pour cela, on cite dans ce qui suit les techniques les plus utilisées dans ce but.

8. Les méthodes d'analyse

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

nombreuses publications synthétisent ces différentes méthodes ou outils. Elles sont généralement classées en trois grandes familles.

8.1. Les méthodes temporelles

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

8.1.1. La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)

C'est un indicateur scalaire « large bande » très utilisé bien qu'il présente des inconvénients. Il est sensible à l'effet de masque, c'est à dire qu'il peut s'avérer inefficace à l'apparition de certains défauts et il s'écrit sous forme discrétisée :

$$V_{\text{efficace}} = V_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (6)$$

Où $x(n)$ est le signal temporel mesuré, N_e représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

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

8.1.2. Les indicateurs crêtes

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

- le *Facteur crête*, défini comme étant le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace,

$$\text{Facteur crête} = \frac{\text{valeur crête}}{\text{valeur efficace}} = \frac{\sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (7)$$

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

$$\text{Facteur } K = \text{valeur crête} \times \text{valeur efficace} = \sup|x(n)| \times \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (8)$$

Le facteur de crête comporte l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace. Ceci provient du fait que pour un roulement sans défaut, le rapport reste sensiblement constant et augmente lorsqu'une dégradation apparaît alors que la valeur crête croît pendant que la valeur efficace reste à peu près constante. Si la détérioration du roulement croît, la valeur crête augmentera jusqu'à une valeur asymptotique et la valeur efficace, quant à elle, augmentera à son tour, rendant le facteur de crête sensiblement égal à sa valeur de départ (figure I.12). Les états caractéristiques normaux ou anormaux qui peuvent se manifester sur des roulements peuvent être définis à partir de la valeur efficace de l'accélération et de la valeur crête de la vitesse.

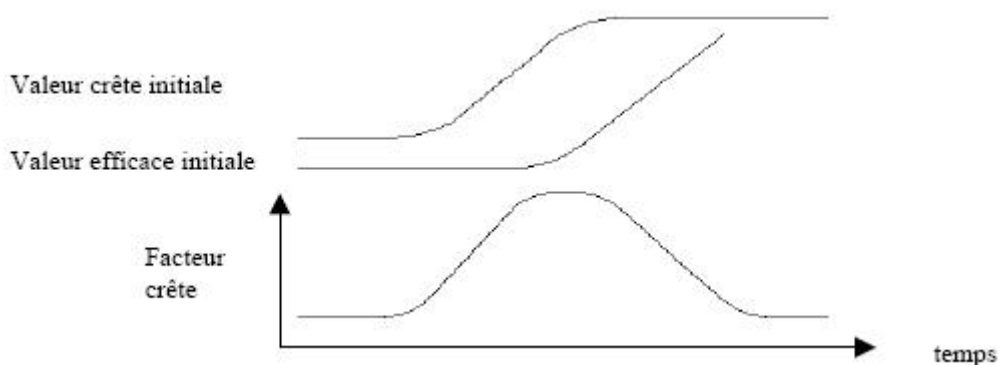


Figure I.12. Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur de crête

8.1.3. Le Kurtosis

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

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{X})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{X})^2 \right]^2} \quad (9)$$

Où M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2, $x(n)$ est le signal temporel, \bar{X} est la valeur moyenne des amplitudes, N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le principale avantage du kurtosis réside dans le fait qu'il ne tient pas compte de l'historique, et qu'il donne une valeur intrinsèque de l'état du roulement. Le kurtosis doit cependant être utilisé avec beaucoup de précaution, car il est très sensible aux chocs, ce qui oblige un emploi du kurtosis dans un environnement peu complexe afin de ne pas commettre d'erreurs de diagnostic.

8.2. Les méthodes fréquentielles

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

8.2.1. L'analyse en fréquence

L'analyse « en fréquence » est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de

puissance, présent dans le signal à la fréquence f , et donc de détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (10)$$

Où $X(f)$ est la transformée de Fourier, t est la variable temps, f est la variable fréquence. Dans la pratique, on utilise la transformée de Fourier discrète rapide (FFT) sur des signaux numérisés :

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n t_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (11)$$

Où $X(k\Delta f)$ est la transformée de Fourier discrète rapide, t_e est la période d'échantillonnage du signal temporel, n est le numéro de l'échantillon, k est le numéro de la ligne fréquentielle, f est l'intervalle entre deux raies fréquentielles, N est le nombre d'échantillons prélevés.

Sur la figure (I.13) il est possible de visualiser la transformée de Fourier de la somme de deux signaux sinusoïdaux de fréquences respectives 140 Hz et 250 Hz. Elle présente un lobe principal par fréquence et plusieurs lobes secondaires.

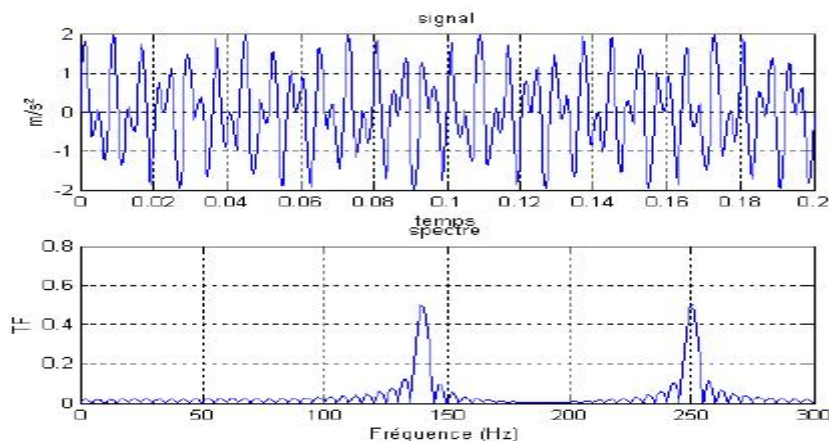


Figure I.13. Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes

La formule de Parseval $\sum_{-\infty}^{+\infty} |x(n)|^2 = \int_{-1/2}^{1/2} |X(f)|^2 df$ permet de rendre compte du fait que, le premier membre étant par définition l'énergie temporelle du signal, $|X(f)|^2$ s'interprète comme la distribution de l'énergie le long de l'axe des

fréquences. On appelle densité spectrale de puissance (DSP) ou spectre de puissance, le carré du module de la transformée de Fourier, rapportée au temps d'observation. Elle présente l'avantage d'être corrélée à la sévérité d'un défaut. Elle est la représentation fréquentielle (spectre de puissance) la plus utilisée dans le diagnostic vibratoire des éléments des machines tournantes et en particulier des roulements.

$$(DSP) = \frac{|X(f)|^2}{d} \quad (12)$$

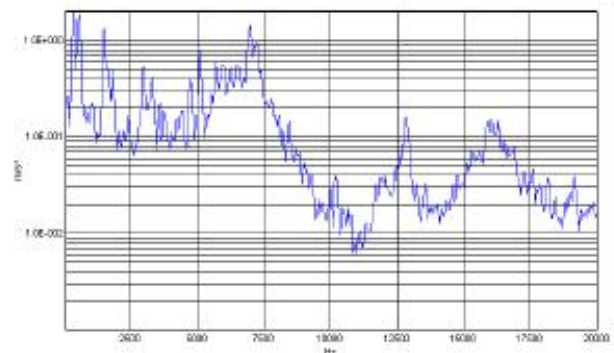
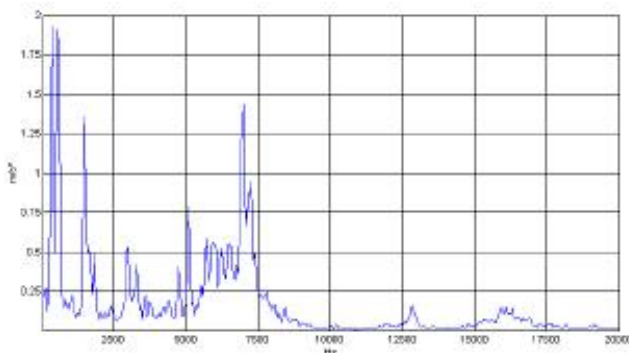
Où $DSP(f)$ est la densité spectrale de puissance, $X(f)$ est la transformée de Fourier du signal, d est la durée d'observation.

La mesure n'étant réalisée que sur un échantillon de signal de durée finie, la précision se trouve limitée. Le spectre est constitué de raies élargies, entourées de lobes latéraux. Il faut donc nécessairement introduire une fenêtre de pondération pour réduire l'effet des ondulations dues à la troncature du signal.

$$DSP_p(f) = \left| \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(k).x(k).e^{-j2\pi f k} \right|^2 \quad (13)$$

Où $DSP_p(f)$ est la densité spectrale de puissance pondérée, $x(k)$ représente le signal discret à analyser, $f(k)$ la fenêtre de pondération, N le nombre d'échantillons prélevés dans le signal temporel.

Pour faciliter le diagnostic, on préfère souvent les échelles logarithmiques, ainsi les raies de « faible énergie » restent visibles et facilement interprétables. En effet, les fréquences caractéristiques des roulements peuvent se trouver noyées car certains mécanismes possèdent des composants mécaniques à plus forte densité énergétique, comme les engrenages par exemple. La figure (I.14) illustre la différence de représentation pour un spectre entre les échelles linéaire et logarithmique.



(a) : Echelle d'amplitude linéaire

(b) : Echelle d'amplitude logarithmique

Figure I.14. Représentations d'un spectre

8.2.2. L'analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe (HFRT) est une méthode qui permet de détecter des chocs périodiques à partir des résonances de structure. En effet, pour des défauts tels que les écaillages de roulement, les harmoniques peuvent exciter un mode de résonance de structure (figure I.15).

L'analyse d'enveloppe repose sur l'étude du signal enveloppe obtenu grâce à la transformée de Hilbert après filtrage dans une bande de fréquence centrée sur une ou plusieurs résonances de structure. Ainsi, il devient alors possible d'extraire des informations basses fréquences difficiles à détecter sur une porteuse haute fréquence comme le montre la figure (I.16).

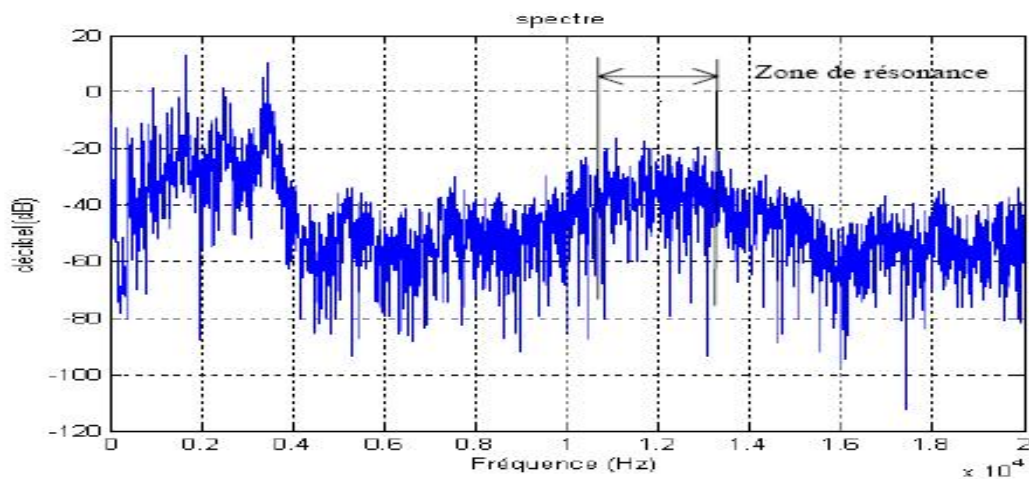


Figure I.15. Densité spectrale de puissance effectuée sur un roulement avec un écaillage sur la bague extérieure à 34,75 Hz

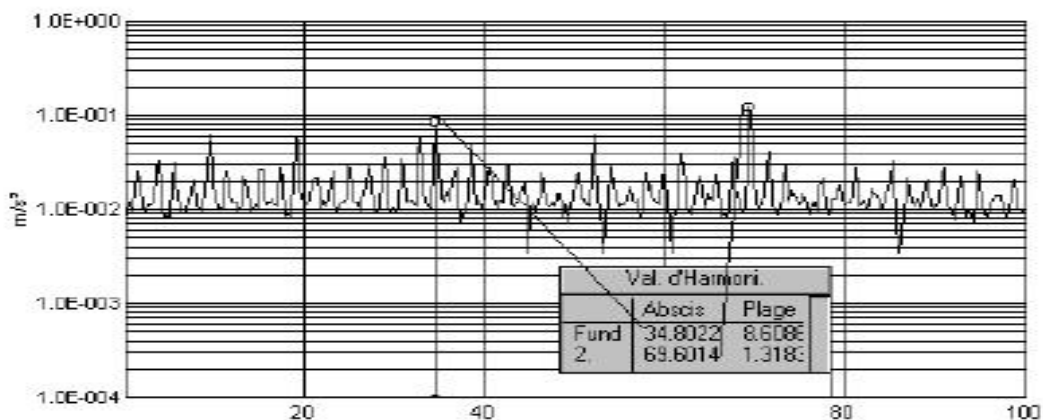


Figure I.16. Spectre enveloppe (0 – 100 Hz). Visualisation du défaut de bague extérieure à 34,75 Hz

8.2.3. Le cepstre

Le cepstre se définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier :

$$C[s(t)] = TF^{-1} \log \left| [s(t)] \right|^2 \quad (14)$$

Il a pour but d'identifier et de quantifier toutes les structures périodiques contenues dans le spectre. Il permet de définir des indicateurs adaptés à la détection précoce des défauts induisant, à des stades plus ou moins avancés, des énergies vibratoires que les indicateurs issus de techniques traditionnelles mettraient difficilement en évidence. Le cepstre et ses dérivées représentent les amplitudes des composantes dont les fréquences correspondent aux périodes de répétition des chocs induits par les défauts de la machine surveillée. Il est largement utilisé pour la détection de défauts d'engrenage et dans une moindre mesure pour les défauts de roulements. Le tableau (I.4) montre la similitude/différence entre spectre et cepstre. La figure (I.17) montre un exemple d'une analyse cepstrale d'un signal d'engrenages.

Analyse spectrale	Analyses cepstrale
Spectre	Cepstre
Fréquence	Quéfrece
Harmonique	Rahmonique
Phase	Saphe
Filtre	Lifre

Tableau I.4 Nomenclature entre spectre et cepstre

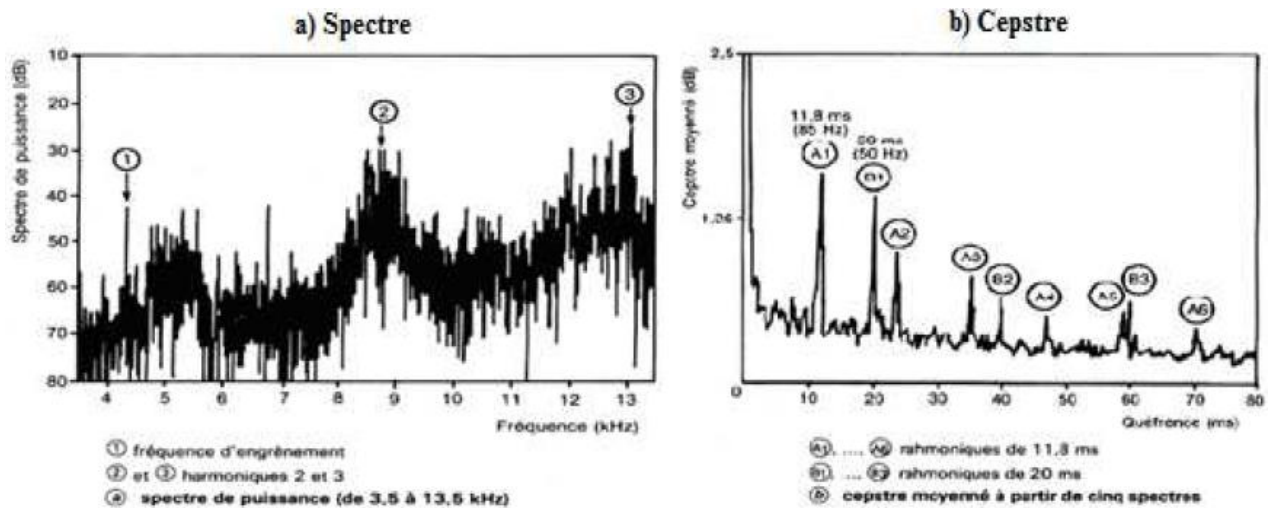


Figure I.17. Exemple d'analyse cepstrale d'un signal vibratoire provenant d'une boîte à vitesses : a) Spectre, b) Cepstre

8.3. Méthodes temps-fréquence

8.3.1. Transformée de Fourier à fenêtre glissante STFT

Pour réaliser une analyse spectrale locale d'un signal $f(t)$ autour d'un instant arbitraire t_0 , il faudrait calculer une transformée de Fourier (TF) du voisinage immédiat de ce point. L'intégrale de Fourier nécessitant un temps d'intégration infini, cela suppose que l'aspect local soit introduit en n'observant le signal que dans un certain intervalle T proche de t_0 , dans lequel on le considère comme stationnaire. Les fonctions sinusoidales qui servent à décomposer le signal dépendent à la fois du temps et de la fréquence. L'un des premiers à avoir appliqué ce principe aux transformées de Fourier est le physicien Dennis Gabor en 1940. On parle alors de transformées de Fourier à fenêtre glissante.

L'idée de base consiste à découper le signal en plages temporelles finies. On réalise sur chaque plage, une analyse de Fourier. Cette analyse est donc dépendante de la localisation de la plage, la figure (I.18) donne un aperçu sur ce concept.

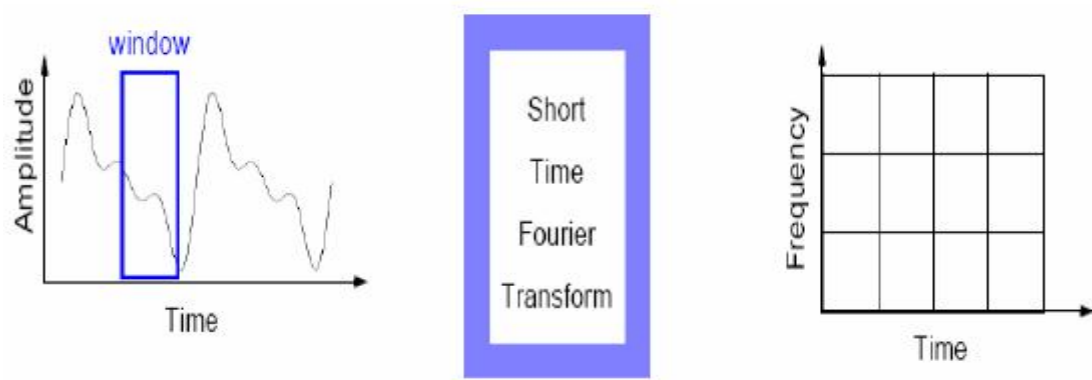


Figure I.18. Principe et représentation de la STFT

8.3.2. Transformée en ondelettes

La STFT utilise une fenêtre à largeur fixe, donc les hautes et les basses fréquences sont analysées avec la même résolution. Dans l'analyse en ondelettes on utilise des ondelettes qui ont la possibilité de translater et de se dilater. Donc chaque fréquence est analysée avec une résolution adaptée.

8.3.3. Décomposition en Mode Empirique (EMD)

Le point faible de l'analyse en ondelettes est le fait que le résultat dépend uniquement du type d'ondelettes utilisées. L'EMD est une auto-décomposition du signal sans utiliser ni filtres, ni fenêtre, ni ondelettes, c'est donc une analyse adaptive. Dans l'EMD chaque signal complexe est décomposé en un certain nombre de Fonctions de Mode Intrinsèque (IMF) qui représentent les modes oscillatoires naturels contenus dans le signal. Un IMF doit impérativement satisfaire un certain nombre de conditions.

Le chapitre 2 sera consacré à une étude explicite de la décomposition EMD avec formulation mathématique et exemple détaillés. Une synthèse bibliographique des travaux utilisant l'EMD est également donnée à la fin du chapitre.

Notions de base de l'EMD et synthèse bibliographique

« La plupart des signaux sont non stationnaires, ce qui empêche la transformée de Fourier (FT) et la transformée de Fourier à court terme (TFCT) de pouvoir les étudier à cause de leurs limitations pour ce type de signaux. Dans la présente synthèse bibliographique, on va présenter une étude préliminaire sur les méthodes destinées à ce type de signaux. Elles sont les méthodes de transformée en ondelette (TO) ou (WT) pour «Wavelet Transform» et la décomposition en modes empiriques (EMD) pour « Empirical Mode Decomposition ». Dans la première partie, la transformée en ondelettes est expliquée de façon détaillée en donnant un aperçu général : son historique, le principe d'utilisation, formulation mathématique, les différents types d'ondelettes, et la manière de calcul de la transformation des signaux analysés. La deuxième partie est consacrée à la décomposition en modes empiriques (EMD) : aperçu général, principe de calcul, formulation mathématique, ainsi qu'un exemple très didactique de la manière avec laquelle un signal est décomposé par l'EMD. La troisième partie donne un état de l'art de quelques travaux utilisant l'EMD pour la détection des défauts de roulements qui est le thème de notre mémoire de Master ».

1. Analyse en ondelettes

1.1. Historique des ondelettes [11]

Les ondelettes ont vu le jour lorsque les scientifiques ont eu besoin d'une analyse en fréquence et en temps. Au XIX^{ème} siècle, l'analyse de Fourier était la seule technique permettant la décomposition d'un signal et sa reconstruction sans perte d'information ; malheureusement, elle fournit une analyse en fréquence mais ne permet pas la localisation temporelle de changements abruptes, comme par exemple l'apparition d'un deuxième choc après qu'un premier choc ait été née.

En 1909 Alfred Haar définissait une fonction composée d'une courte impulsion négative suivie d'une courte impulsion positive, connue pour être la première ondelette (Ondelette de Haar). En 1946, Dennis Gabor, mathématicien hongrois, inventa une transformation de fonction analogue à celle de Joseph

Fourier, appliquée sur une fenêtre temporelle exprimée par une fonction gaussienne.

Finalement, le terme d'ondelette a été introduit dans le langage mathématique par Jean Morlet et Alex Grossmann en 1984. Terme initialement français, il a été ensuite traduit en anglais par wavelet, avec le terme wave (onde) et le diminutif let (petite).

En 1986, Yves Meyer, reconnu comme un des fondateurs de la théorie des ondelettes, rassembla toutes les découvertes précédentes, il en a dénombré 16, puis définit les ondelettes orthogonales.

En 1989 Stéphane Mallat fit le lien entre les ondelettes et l'analyse multi-résolution.

Enfin, en 1987, Ingrid Daubechies mit au point des ondelettes orthogonales appelées ondelettes de Daubechies, facilement implémentables, et utilisées dans le standard JPEG 2000.

1.2. Définition d'une ondelette

Une ondelette est une fonction élémentaire, à valeurs réelles ou complexes, très concentrée à la fois en temps et en fréquence.

Elle doit répondre à deux critères :

- 1- Elle doit avoir un support compact, c'est-à-dire qu'elle se localise sur un petit intervalle de temps ;
- 2- Elle doit être de moyenne nulle.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (1)$$

C'est la condition d'admissibilité car c'est cette condition qui a donné le nom d'ondelette.

La transformée en ondelettes d'un signal $s(t)$ est définie par la formule :

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cdot \psi_{a,b}(t) dt \quad (2)$$

La transformée en ondelettes d'un signal $s(t)$ est la famille $C(a,b)$ des coefficients d'ondelettes qui dépend des deux paramètres a et b . Suivant les besoins de l'analyse du signal $s(t)$, les paramètres (a,b) peuvent être utilisés de façon continue (TOC) ou discrète (TOD).

Le coefficient d'ondelette $C(a,b)$ d'un signal $s(t)$ dépend de la forme de celui-ci au voisinage du temps b . Quand $s(t)$ est à peu près constant (figure II.1) autour d'un temps b , le produit de $s(t)$ par l'ondelette ψ (d'aire nulle) a une aire

très petite, autrement dit $C(a,b)$ est très petit. Quant au contraire, le fragment du signal autour d'un temps b est irrégulier (2) et que ses variations sont de

« fréquence » comparable à celle de l'ondelette, l'aire du produit signal-
ondelette (donc $C(a,b)$) est généralement beaucoup plus grand.

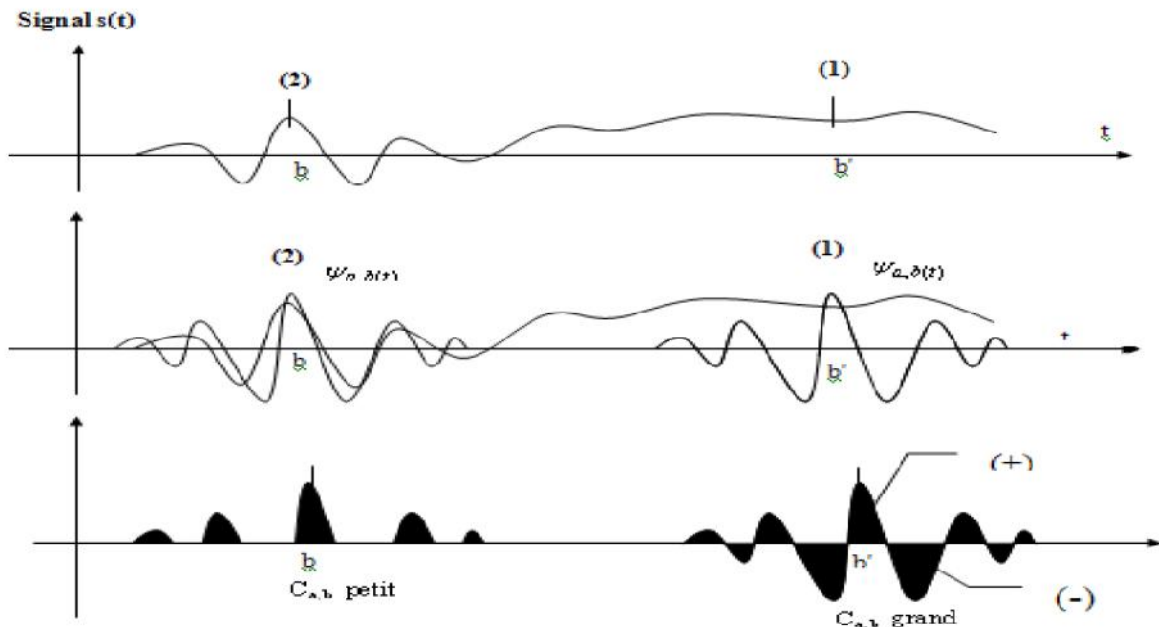


Figure II.1. Projection de l'ondelette sur le signal

1.3. Les familles d'ondelettes [11,12]

Il y a plusieurs ondelettes mères utilisées pour le calcul de la transformée en ondelettes des signaux analysés. Chacune d'entre elles a un domaine d'application défini de la forme du signal étudié. Le tableau (II.1) contient les familles les plus usuelles.

Nom des familles d'ondelettes	Nom court en Matlab
Ondelette de Haar	Haar
Ondelette de Daubechies	Db
Symlets	Sym
Coiflets	Coif
Ondelettes biorthogonales	Bior
Ondelette de Meyer	Meyr

Approximation discrète de l'ondelettes de Meyer	Dmey
Ondelettes de Battle et Lemarié	Btlm
Ondelettes gaussiennes	Gaus
Chapeau mexicain	Mexh
Ondelette de Morlet	Morl
Ondelettes gaussiennes complexes	Cgau
Ondelettes de Shannon complexes	Shan
Ondelettes B-spline fréquentielles complexes	Fbsp
Ondelettes de Morlet complexes	Cmor

Tableau II.1. Les familles d'ondelettes et leur nom court en Matlab

2. Décomposition en modes empiriques (EMD)

2.1. Introduction

La technique de Décomposition en Modes Empiriques (ou EMD pour “Empirical Mode Decomposition”) est une méthode d’analyse de signal qui a été introduite par Norden Huang, ingénieur de la NASA, appliquée au départ en 1998, pour décomposer tout signal en une série de composantes oscillantes extraites directement de celui-ci de manière adaptative. Ces composantes (ou IMF pour “Intrinsic Mode Functions”) s’interprètent comme des formes d’ondes non stationnaires (modulées en amplitude et en fréquence) pouvant être éventuellement associées à des oscillations non linéaires.

Idéalement, ces IMFs sont des fonctions oscillantes, de moyenne nulle, et de plus, celles-ci reflètent les fréquences présentes localement dans le signal, depuis les plus hautes fréquences vers les plus basses. Le résidu est un terme basse-fréquence qui donne la tendance globale du signal [13]. La décomposition en mode empirique est une méthode d’itération au cours de laquelle chaque estimation de mode est retranchée du signal analysé et où l’estimation du mode suivant est conduite à partir du signal résidu.

Contrairement à la représentation temps – fréquence (RTF) ou aux ondelettes, la base de décomposition de l’EMD est intrinsèque au signal. L’extraction des composantes oscillantes appelées modes empiriques (IMF pour Intrinsic Mode Functions) est non-linéaire, mais leur recombinaison linéaire est exacte. L’EMD seule n’est pas une analyse temps-fréquence, mais sa combinaison avec la transformée d’Hilbert (TH) ou une autre méthode d’estimation de la fréquence instantanée (FI) permet d’obtenir une RTF. Ainsi,

l'EMD couplée avec la TH est une description temps-fréquence appelée Transformation de Huang-Hilbert (THH) [14].

2.2. Propriétés de la méthode de l'EMD

Le tableau (II.2) résume les propriétés de l'EMD par rapport aux autres méthodes.

	Fourier	SIFI	Wavelet	HHT (EMD)
Basis	Non-adaptive	Non-adaptive	Non-adaptive	Adaptive
Frequency	Convolution: Global	Convolution: Regional	Convolution: Regional	Differentiation: Local
Presentation	Energy – frequency	Energy –time - frequency	Energy-time-frequency	Energy-time-frequency
Nonlinear	No	No	No	Yes
Non stationary	No	No	Yes	Yes
Feature Extraction	No	Discrete: No Continuous: Yes	Discrete: No Continuous: Yes	Yes

Tableau II.2. Comparaison de l'EMD aux autres méthodes

2.3. Algorithme de tamisage de l'EMD

Cet algorithme est utilisé dans plusieurs travaux [15] et [16], car la méthode de l'EMD n'a pas une théorie bien précise. Elle est basée directement sur cet algorithme, et pilotée directement par les données. La figure (II.2) montre l'algorithme de la méthode EMD.

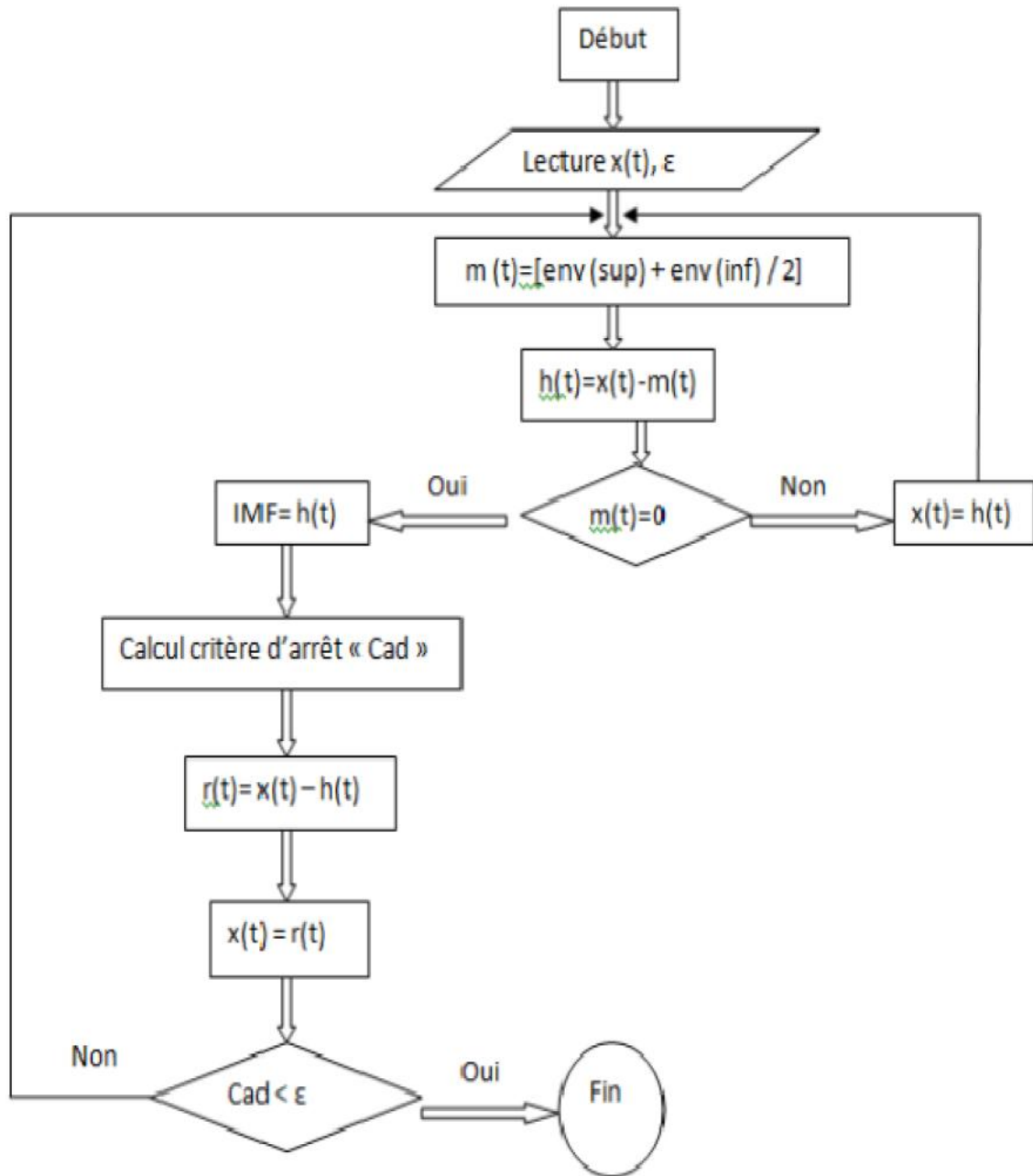


Figure II.2. Organigramme de la décomposition en modes empiriques « EMD »

2.4. Exemple d'application : Analyse EMD d'un signal simulé [17]

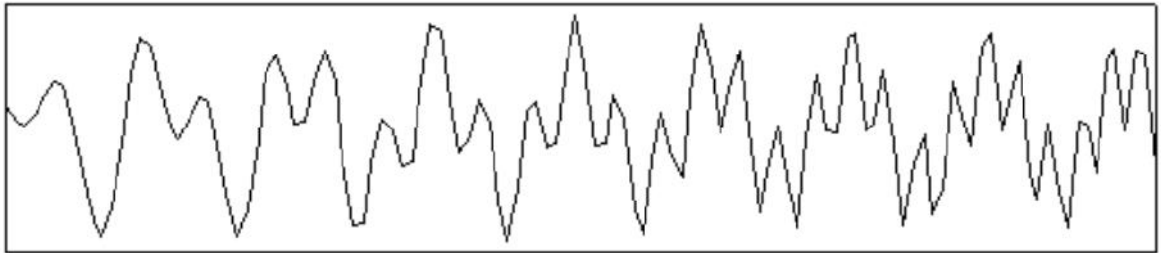


Figure II.3. Représentation du signal $x(t)$

Les étapes permettant d'extraire les IMF sont :

Etape 0 : On initialise le signal $h_0(t)$ par $x(t)$ et le signal résidu $r(t) = x(t)$.

Etape 1 : La première étape consiste à identifier les extrema locaux signal $h_0(t)$. C'est le début du processus de tamisage. On interpole ensuite tous les maxima avec la méthode des splines cubiques par exemple pour construire l'enveloppe supérieure (env_{sup}) et on fait de même avec les minima pour construire l'enveloppe inférieure (env_{inf}).

Notons que l'interpolation est une étape très importante dans le processus de composition car elle conditionne la forme des IMFs. Plusieurs méthodes d'interpolation peuvent être utilisées. La méthode des splines cubiques reste cependant la méthode la plus utilisée.

La figure (II.4) montre les deux courbes d'interpolation des minima et des maxima locaux du signal de la figure (II.3).

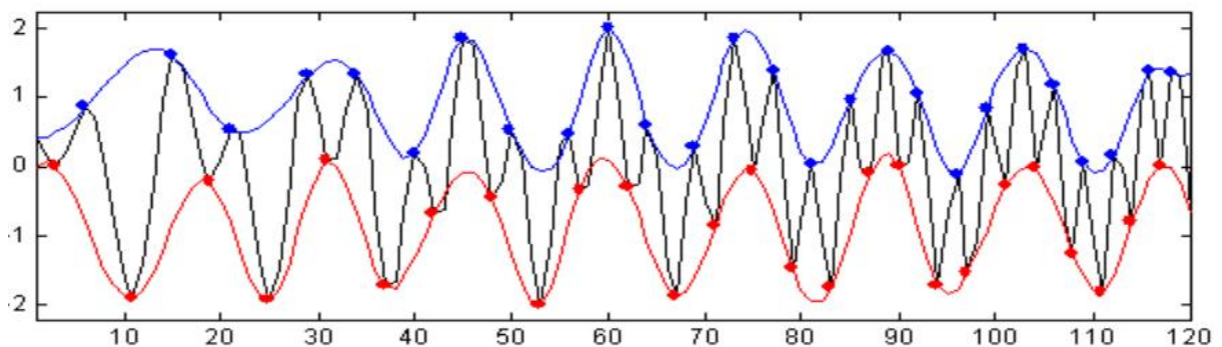


Figure II.4. Enveloppe supérieure et inférieure obtenues par interpolation des maxima et minima locaux

Étape 2 : On calcul la moyenne $m_1 t = \frac{env_{sup} + env_{inf}}{2}$ (3) (figure II.5).

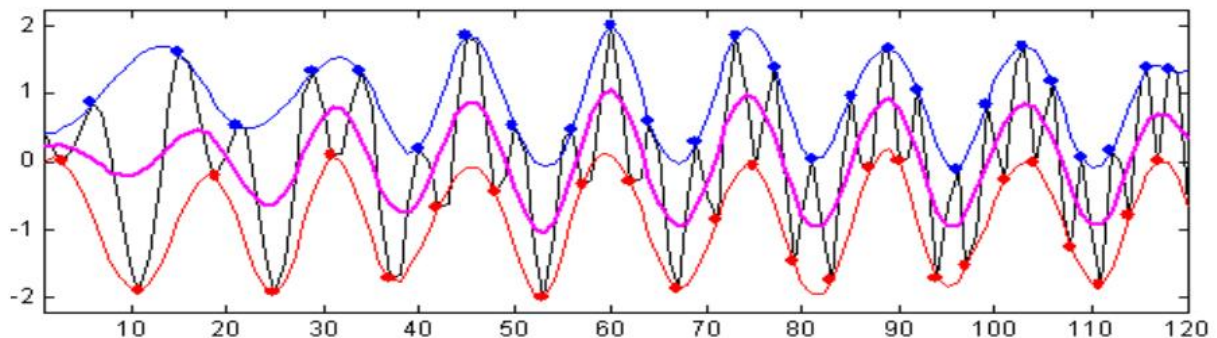


Figure II.5. Moyenne locale du signal $x(t)$

Étape 3 : On calcule la différence entre le signal et la moyenne $m_1(t)$ afin de déterminer la première composante IMF notée $h_1(t)$.

$$\mathbb{E}_1 t = \mathbb{E}_0 t - m_1(t) \quad (4)$$

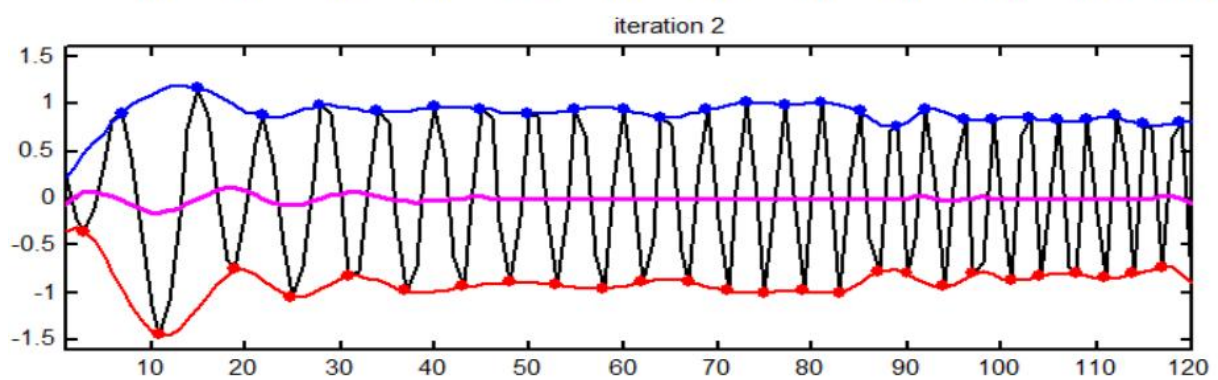
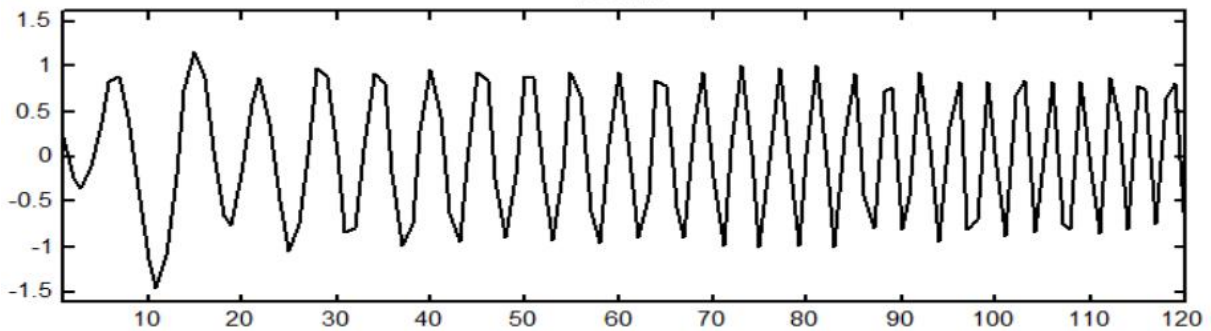
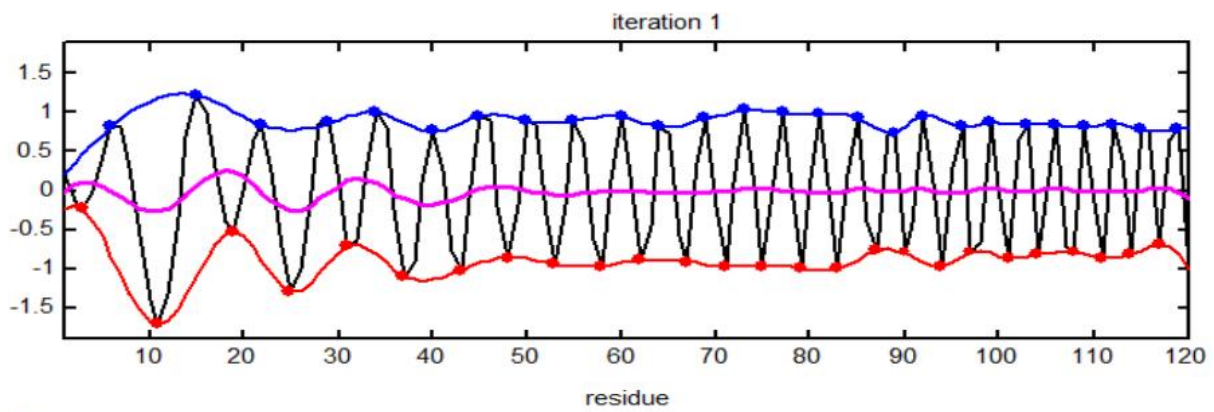
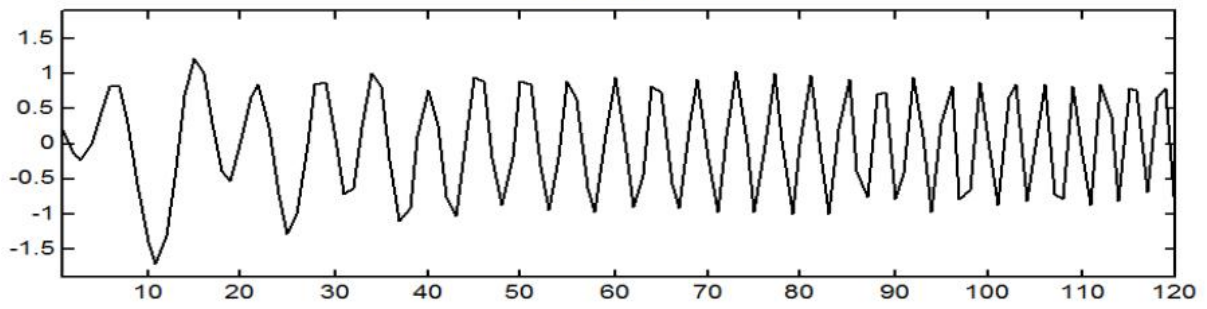
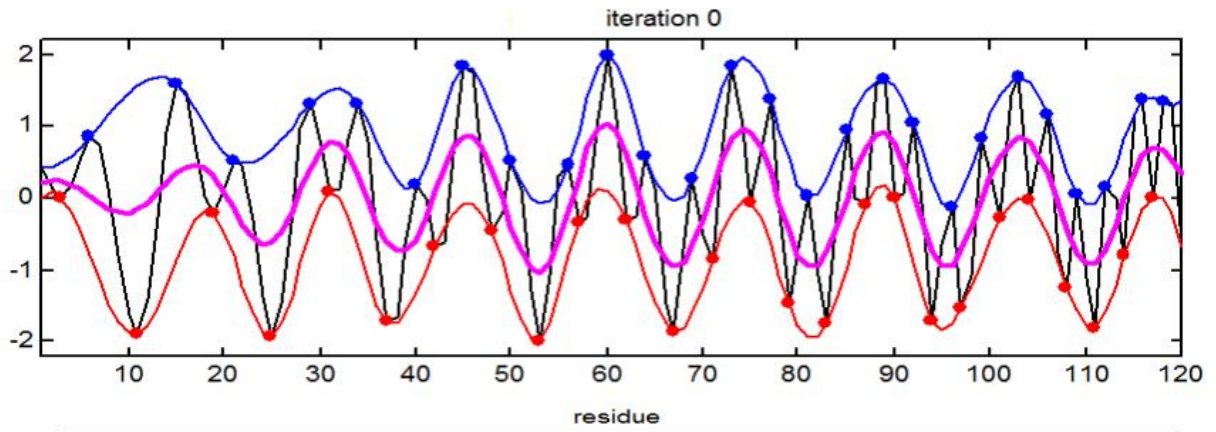
La figure (II.6) montre le résultat de cette différence. On remplace ensuite le signal $h_0(t)$ par le signal $h_1(t)$ et on refait les étapes de 1 à 3 jusqu'à satisfaire un critère donné.

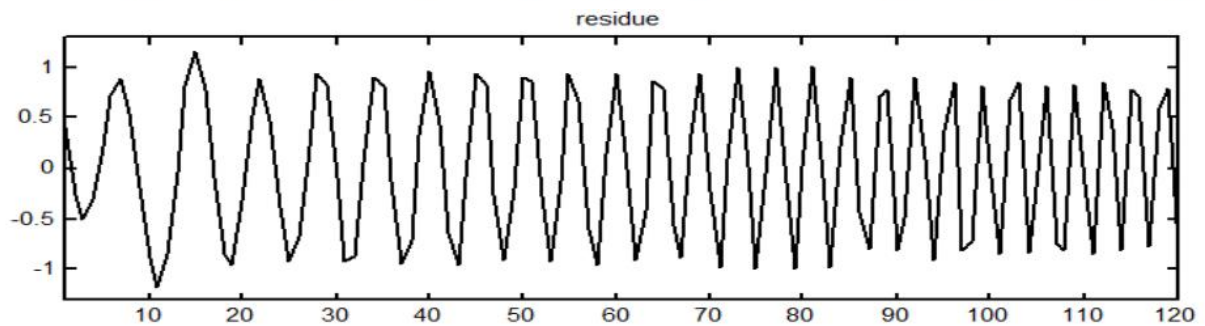
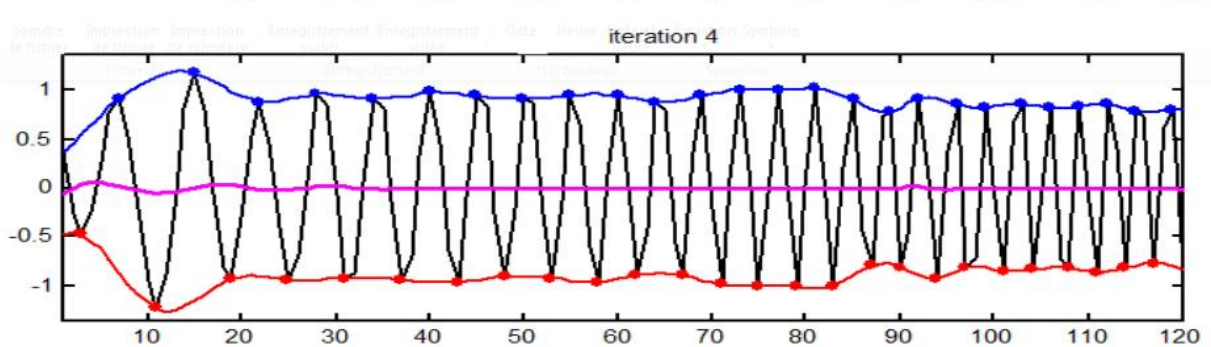
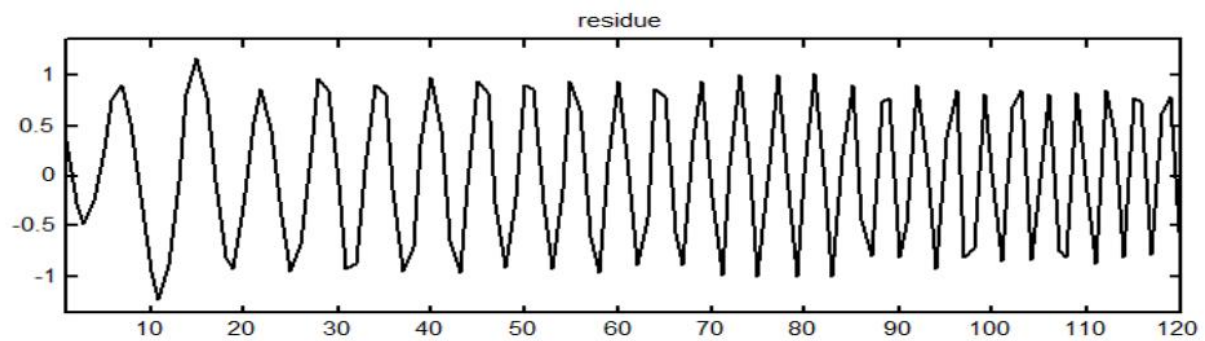
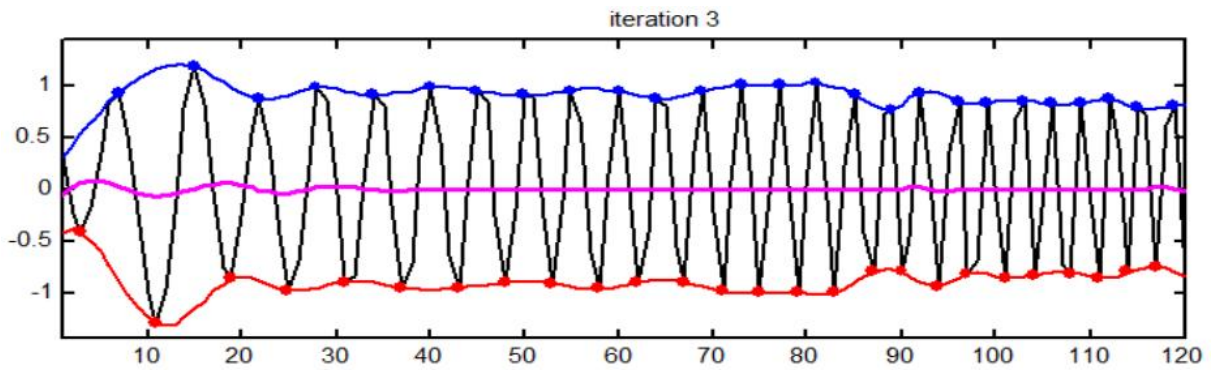
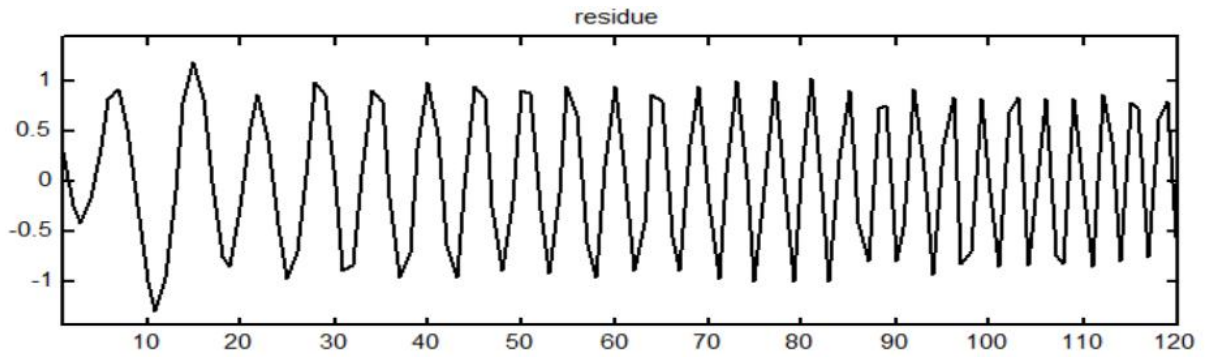
Étape 4 : A l'issue de l'étape 3 qui indique la fin du processus de tamisage. On recueille la première composante IMF $d_1(t) = h_1(t)$ et on calcule le signal résidu.

$$r_1(t) = r_0(t) - d_1(t) \quad (5)$$

Cette première IMF forme la composante haute fréquence du signal et le résidu $r_1(t)$ contient les composantes des plus basses fréquences.

Étape 5 : On remplace $r_0(t)$ par $r_1(t)$ et $h_0(t)$ par $h_1(t)$ et on refait les étapes 1 à 5 afin d'extraire les autres composantes IMF. Ces étapes sont répétées jusqu'à atteindre le nombre d'IMF désiré ou le nombre d'extremas de $r_0(t)$ est inférieur à 2. La figure (II.6) montre les composantes IMF et leurs résidus.





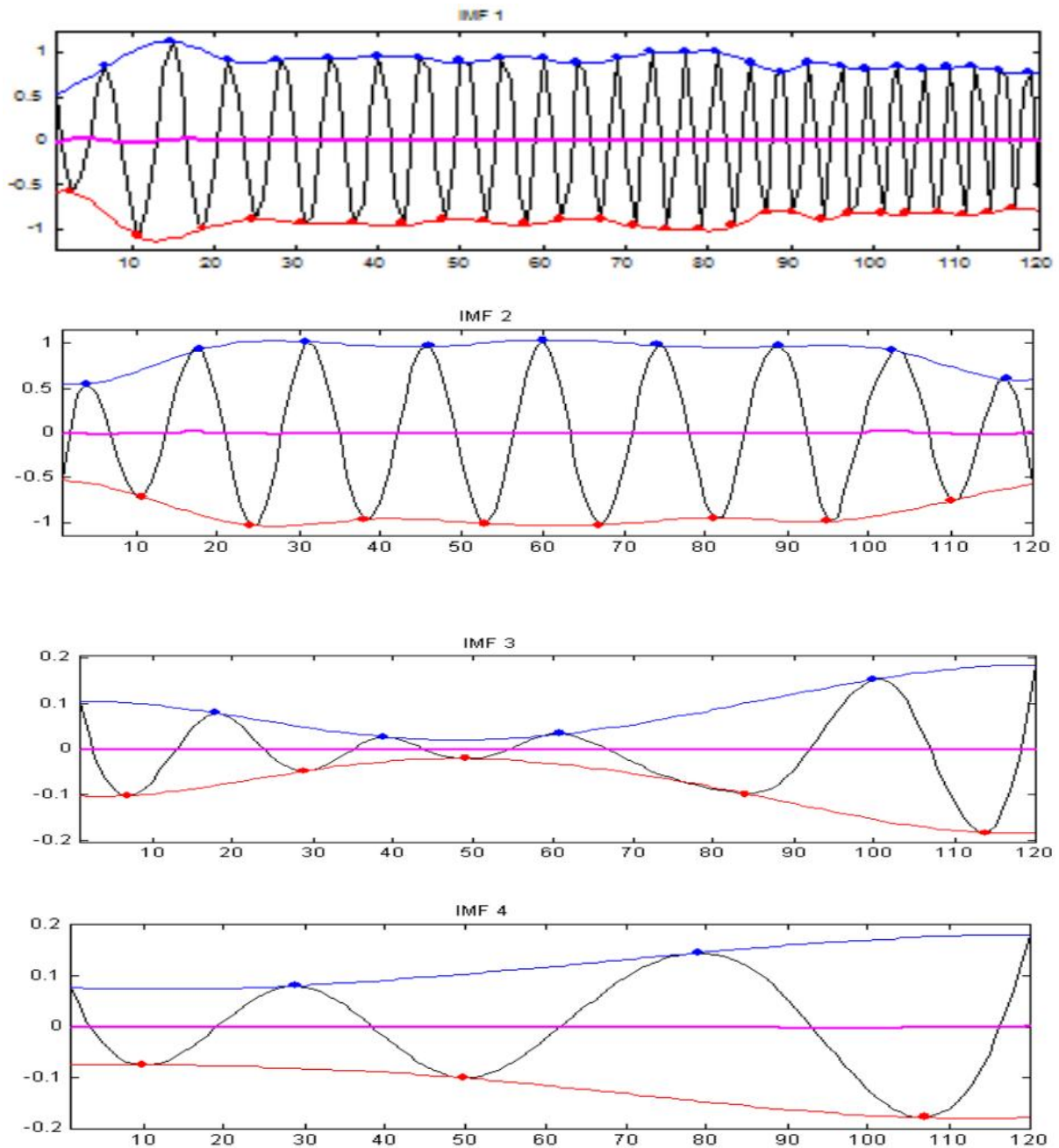


Figure II.6. Différentes composantes IMF et résidu du signal

Remarque :

A chaque itération du processus de tamisage, la moyenne se rapproche de zéro (figure II.6). En sommant toutes les IMFs ainsi que le résidu, on retrouve le signal d'origine.

$$x(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r_k \quad (6)$$

3. Synthèse bibliographique des travaux utilisant l'EMD pour la détection des défauts des machines tournantes

Les premières applications de l'EMD pour la détection des défauts des machines tournantes, notamment ceux des roulements et des engrenages, remontent au début des années 2000, c'est-à-dire peu de temps après la mise en place de l'approche elle-même par Huang en 1998.

Dans l'article de Yu et al. [18] et sur la base de l'approche EMD et le spectre d'Hilbert, une méthode pour le diagnostic des défauts de roulements à rouleaux est proposée. Le spectre local marginal d'Hilbert est introduit. Les bases d'ondelettes orthogonales sont utilisées pour convertir les signaux de vibration d'un palier à rouleaux en une représentation temps-échelle. Ensuite, un signal d'enveloppe est obtenu par l'analyse spectrale de l'enveloppe des coefficients d'ondelettes d'échelles élevées. En appliquant la méthode EMD et la transformée d'Hilbert du signal d'enveloppe, on peut obtenir le spectre local marginal d'Hilbert à partir de lequel les défauts dans un roulement à rouleaux peuvent être diagnostiqués et les modes de défaillance correspondant peuvent être identifiés. Des signaux de vibration mesurés à partir des roulements à rouleaux avec des défauts sur la bague intérieure et extérieure sont analysés par la méthode proposée. Les résultats montrent que la méthode proposée est supérieure à la méthode traditionnelle du spectre d'enveloppe pour extraire les fréquences caractéristiques des défauts dans les roulements à rouleaux.

Dans l'article de Gao [19], l'approche EMD est utilisée pour la détection des défauts dans un générateur de puissance d'une centrale thermoélectrique. En utilisant l'EMD un signal compliqué peut être décomposé en un certain nombre de fonctions du mode intrinsèque (IMF : Intrinsic Mode Functions) sur la base de l'échelle de temps caractéristique local du signal. Les IMFs, travaillant comme les fonctions de base, représentent les modes d'oscillation intrinsèques incorporés dans le signal. Cependant, l'étude proposée dans cet article montre que les IMFs ne parviennent pas toujours à révéler les caractéristiques du signal dû à l'effet de bruit. Ainsi, la fonction de mode combiné (CMF) est présentée. Avec la CMF, l'IMF voisin est combiné pour obtenir un mode d'oscillations caractéristiques plus précis des signaux. Enfin, un signal réel mesuré sur un générateur de puissance d'une centrale thermoélectrique est analysé pour diagnostiquer le défaut en utilisant l'EMD et la CMF. Les résultats montrent que

la méthode proposée peut extraire les caractéristiques des défauts des machines tournantes de manière efficace.

Dans l'article de Du et al. [20], une nouvelle méthode pour l'analyse des vibrations des roulements à billes, basée sur une méthode EMD améliorée, est proposée. En effet l'amélioration se résume à une nouvelle approche pour le calcul de l'enveloppe moyenne qui constitue l'une des étapes les plus importantes dans l'algorithme de l'EMD. Tout d'abord, le signal de vibration est décomposé en différentes bandes de fréquences. Ensuite, l'application de la transformée d'Hilbert de l'un des composants permet d'obtenir le spectre d'enveloppe à partir de lequel le défaut peut être diagnostiqué. Les résultats montrent que la méthode proposée est supérieure à la décomposition en ondelettes discrète.

Dans l'article de Bin et al. [21] une nouvelle approche basée sur la décomposition par paquets d'ondelettes (WPD) et la décomposition en mode empirique (EMD) est proposée. La combinaison permet d'extraire les fréquences caractéristiques des défauts dans les machines tournantes en associant un réseau de neurones. Les signaux mesurés sont décomposés en une série de bandes passantes étroites en utilisant la méthode WPD pour le débruitage. Puis, les fonctions du mode intrinsèque (IMF) peuvent être obtenues par application de la méthode EMD. Ainsi la composante contenant la signature du défaut peut-être séparée de tous les autres IMFs et le moment de l'énergie de l'IMF est proposée comme vecteur propre pour exprimer efficacement l'apparition du défaut. Enfin, le modèle d'identification des défauts des machines tournantes à rotor latéral fissuré basé sur un réseau de neurones est pris comme exemple. Les résultats montrent que la méthode proposée peut effectivement diagnostiquer l'occurrence des défaillances précoces des machines tournantes.

Guo et al. [22] proposent une méthode hybride de traitement des signaux basée sur l'Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD), développée à partir de l'EMD classique, et le kurtosis spectral (SK). En effet, les analyses temps-fréquence sont couramment utilisées pour diagnostiquer l'état des roulements par le traitement de signaux de vibrations captées sur les paliers. Toutefois, ces analyses ne peuvent pas être fiables et robustes si les signaux mesurés sont submergés par un grand bruit. Il peut être difficile donc de récupérer les impulsions causées par le défaut et les isoler du signal global contenant le bruit et les autres composantes. Tout d'abord, le signal de

vibration brute est filtré en utilisant un filtre passe-bande optimal en fonction de SK. L'EEMD est ensuite appliquée pour décomposer le signal filtré. Les résultats montrent que la méthode hybride proposée réussie à récupérer pleinement les impulsions générées par les défauts de roulements du signal brut, même lorsqu'il est submergé par un grand bruit.

L'analyse d'enveloppe classique est une méthode efficace pour la détection des défauts de roulements. Cependant, toutes les bandes des fréquences de résonance doivent être examinées au cours du processus de détection. Pour remédier à ce problème, une approche pour la sélection de la fréquence de résonance optimale a été proposée par Pan et al. [23]. Dans cet article la fréquence de résonance optimale est sélectionnée à l'aide de la transformée de Fourier à court terme. L'EMD est ensuite appliquée et l'IMF sélectionné est celui dont le spectre couvre cette fréquence de résonance. Une enveloppe calculée à partir de la transformée de Hilbert et un spectre d'enveloppe sont par la suite calculés pour mettre en évidence la fréquence caractéristique du défaut. Cette étude tend à démontrer qu'il n'est pas toujours optimal de prendre l'IMF1 comme composante principale et que l'information peut être mieux mise en évidence par la sélection d'un IMF approprié. Les performances de l'approche proposée ont été testées sur des roulements avec double et triple défauts pour justifier sa supériorité par rapport à l'analyse d'enveloppe traditionnelle.

Dans l'article de Dybala et al. [24] une nouvelle méthode de détection des défauts de roulement basée sur l'EMD et la CMF (Fonction en Mode Combiné) a été proposée. Premièrement le signal brut est décomposé en un certain nombre d'IMF grâce à l'EMD. Puis, une nouvelle méthode de décomposition (CMF) est appliquée. Enfin le signal est divisé en trois parties : le signal bruit, le signal utile et la tendance. Pour valider la méthode proposée, des signaux de vibrations générées par des systèmes mécaniques complexes employés dans l'industrie (unités de convoyeurs à bande) ont été utilisés. Les résultats montrent que la méthode de diagnostic des paliers à roulements proposée peut identifier les défaillances dès le premier stade de leur développement.

Dans l'article de Kedadouche et al. [25] l'EMD a été appliquée pour la détection des défauts de roulements non pas sur des signaux vibratoires mais sur des signaux d'émission acoustique. Les indicateurs scalaires classiques ont été utilisés à l'image du kurtosis, du facteur de crête et du RMS. Des indicateurs spécifiques ont été également utilisés comme le thikat et le thalaf. Le travail consiste à calculer les indicateurs scalaires de tous les IMFs obtenus par l'EMD

et voir l'IMF le plus représentatif. La sensibilité des indicateurs scalaires a été étudiée en fonction de plusieurs paramètres tels que la vitesse de rotation du roulement et la fréquence centrale. L'étude montre que l'utilisation de l'EMD améliore considérablement la sensibilité des indicateurs scalaires comparés à ceux du signal brut.

Notons enfin qu'une synthèse très intéressante des travaux marquants utilisant l'EMD pour la détection des défauts dans les machines tournantes est présentée par Lei et al. [26]. Les auteurs ont pris en considération les articles qui ont utilisé plusieurs versions de l'EMD : l'EMD classique, l'EMD améliorée telle que l'EEMD (Ensemble EMD), et l'EMD combinée à d'autres méthodes. Les applications présentées dans cet article synthèse concernent principalement les roulements, les engrenages, les rotors et d'autres applications.

Application de l'EMD pour la détection des défauts de roulements

Application sur le banc d'essais du LVA, INSA de Lyon France

« Ce chapitre comprend l'application de l'Empirical Mode Decomposition (EMD) pour la détection des défauts de roulements sur des signaux mesurés sur le banc d'essais du Laboratoire Vibration-Acoustique de l'INSA de Lyon, France. L'objectif principal de ce chapitre est d'entamer des calculs complets du kurtosis des différents IMFs issus de l'analyse d'une banque de données de 105 signaux. Ces calculs seront utiles pour d'autres travaux entamés dans les années à venir. Les résultats obtenus serviront aussi pour voire l'influence de la vitesse de rotation et la fréquence maximale (F_{max}) avant et après l'application de l'EMD».

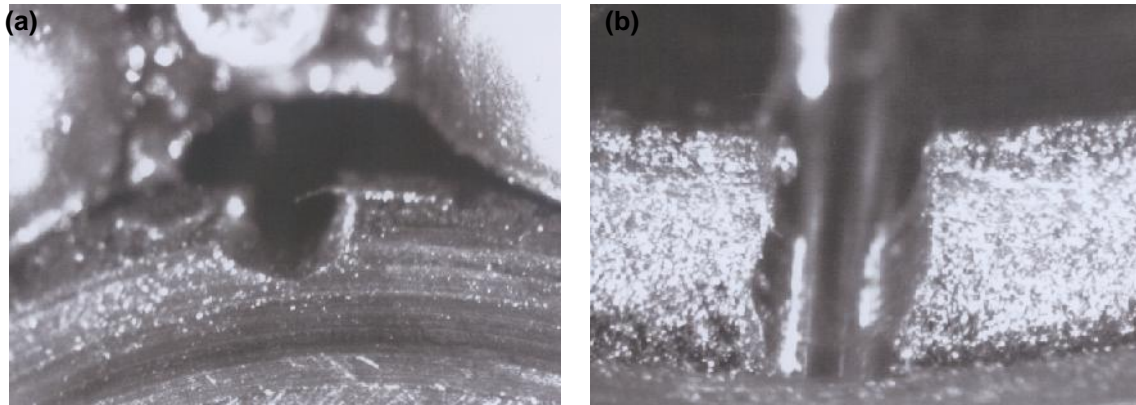
1. Compagne de mesures [27]

La compagne de mesures a été réalisée sur le banc d'essais « Machines tournantes » du Laboratoire Vibrations-Acoustique de L'INSA de Lyon, France. Les mesures ont été collectées sur un lot de sept roulements à billes à contact radial du type 6200 dont les caractéristiques géométriques sont mentionnées sur le tableau (III.1). Différents défauts, de petite et grande gravité, ont été créés sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille. La figure (III.1) montre des photos de quelques défauts simulés. La figure (III.2) montre un schéma descriptif du banc sur lequel les signaux ont été mesurés. Les mesures ont été collectées dans quatre vitesses de rotation (10, 15, 30 et 50 Hz) et cinq fréquences maximales (400, 1600, 6400, 12800 et 25600 Hz).

Diamètre intérieur (mm)	10
Diamètre extérieur (mm)	30
Diamètre de la bille (mm)	5

Nombre de billes	7
------------------	---

Tableau III.1. Caractéristiques géométriques des roulements utilisés



(c)

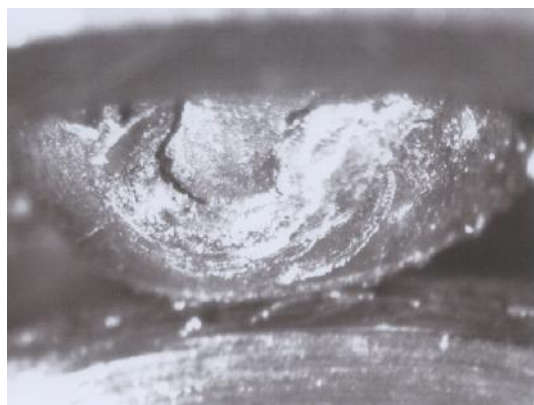


Figure III.1. Photos de quelques défauts simulés : (a) Petit défaut sur la bague intérieure, (b) Grand défaut sur la bague extérieure, (c) Défaut sur la bille.

Echelle 16/1

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

Tableau III.2. Caractéristiques techniques des éléments constitutifs du banc d'essais et du matériel de mesure

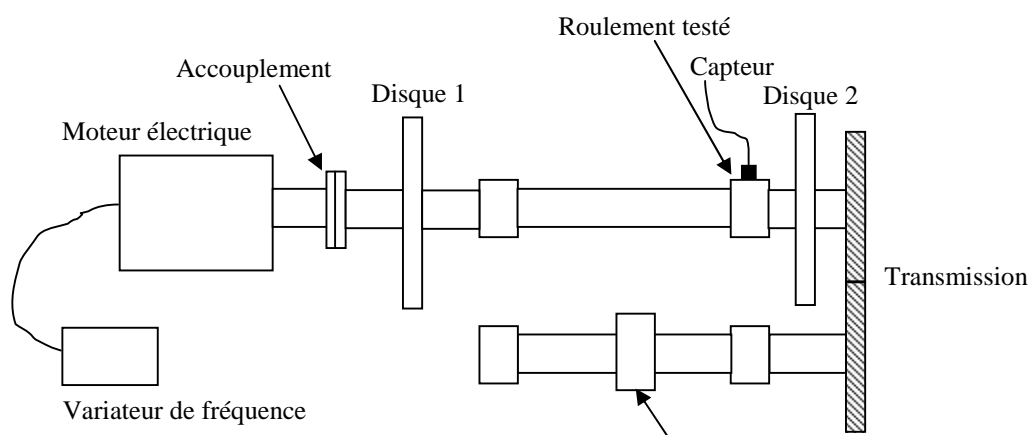


Figure III.2. Schéma constitutif du banc d'essai

Les quatre fréquences de rotations prises dans les essais permettent d'avoir quatre fréquences d'apparition pour chaque type de défaut. En utilisant les équations mentionnées dans le chapitre 1, toutes ces fréquences ont été calculées et reportées dans le tableau (III.3).

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

Tableau III.3. Fréquences caractéristiques des défauts en fonction de la vitesse de rotation

2. Cas d'un défaut sur la bague extérieure

Dans ce premier cas de figure on considère un petit défaut sur la bague extérieure. La figure (III.3) montre le signal mesuré dans la bande [0-6400] Hz et pour une vitesse de rotation de 50 Hz. Le spectre correspondant ne donne aucune information sur la fréquence caractéristique du défaut sur la bague

extérieure. Seule la fréquence de rotation et plusieurs de ses harmoniques apparaissent. Plusieurs modulations apparaissent également et correspondent probablement aux fréquences propres du système.

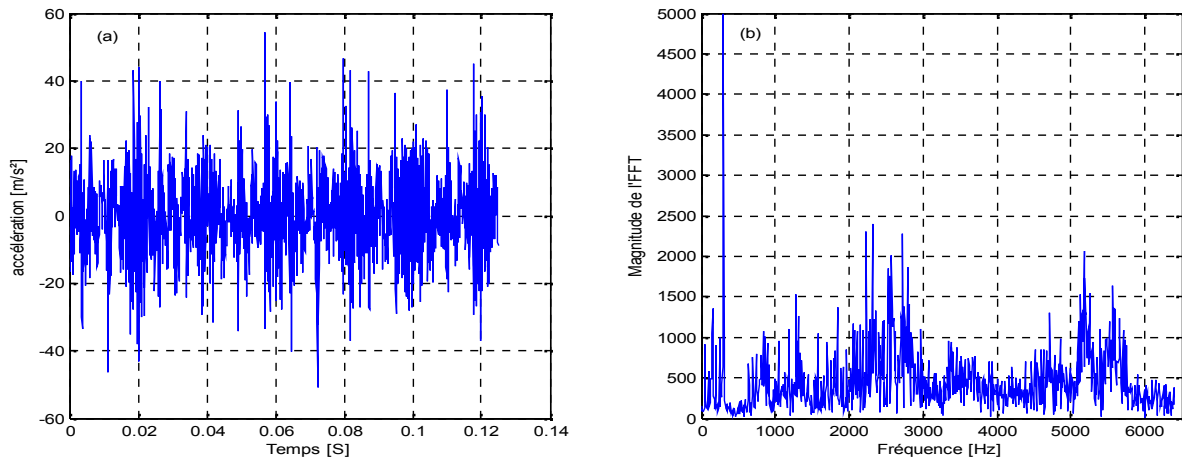


Figure III.3. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz, $[0-6400]$ Hz

Le signal mesuré est décomposé selon la méthode de l'EMD « Empirical Mode Décomposition ». La figure (III.4) représente les différents IMFs issus de l'EMD du signal du défaut sur la bague extérieure. Bien évidemment on ne présente que les quatre premières IMFs puisqu'elles représentent les composantes hautes fréquences. Les autres IMFs sont des composantes basses fréquences et ne sont donc d'aucun intérêt pour notre cas.

Les kurtosis des quatre premières IMFs ont été calculés, la figure (III.5) montre que la valeur maximale est enregistrée pour l'IMF2 où le kurtosis atteint (5,02). A partir du signal reconstruit, un spectre d'enveloppe a été calculé à partir de la transformée de Hilbert. La figure (III.6) montre le signal filtré où on peut constater des impacts périodiques dus au défaut. Le spectre d'enveloppe confirme que la fréquence des chocs correspond parfaitement à la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague extérieure. Donc on peut conclure que d'après la décomposition en modes empiriques « EMD », le signal filtré ayant le plus grand kurtosis est celui porteur de l'information, c'est-à-dire celui d'où on peut extraire la fréquence d'apparition du défaut.

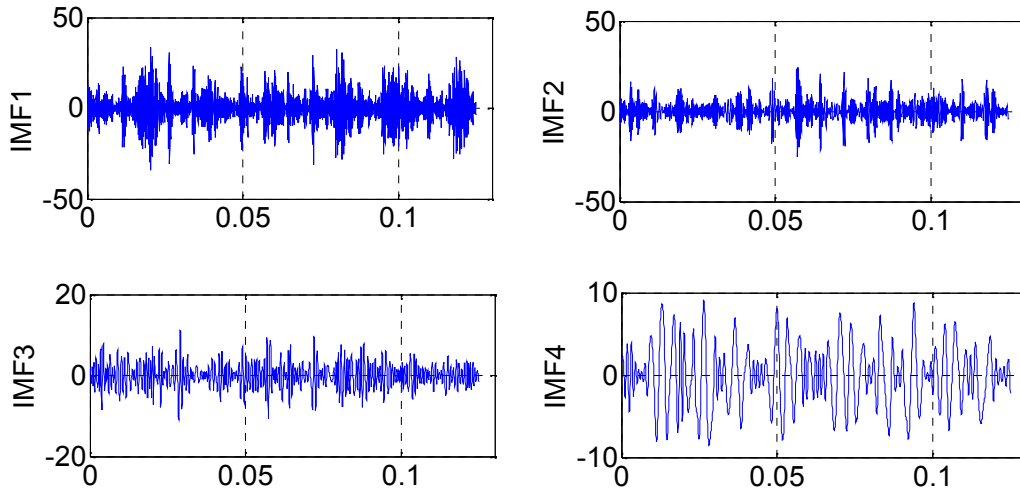


Figure III.4. Les quatre premières IMFs issus de l'EMD du signal du défaut sur la bague extérieure

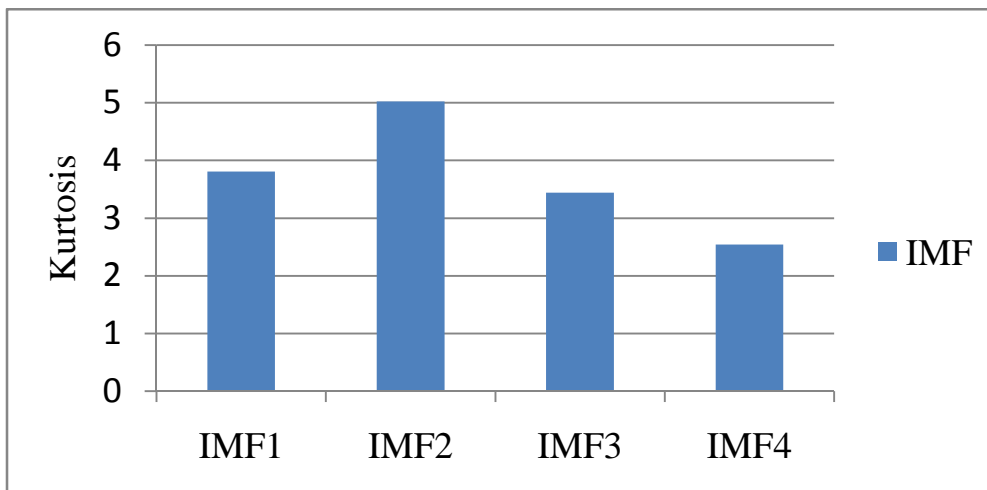


Figure III.5. Kurtosis des IMFs de la figure (III.4)

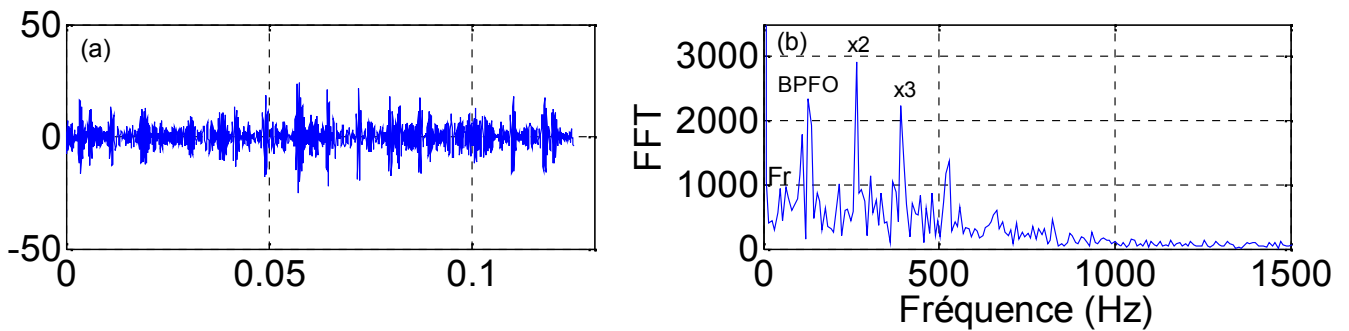


Figure III.6. (a) IMF2 et (b) Son spectre d'enveloppe

3. Cas d'un défaut sur la bague intérieure

Dans ce deuxième cas de figure on considère un petit défaut sur la bague intérieure. La figure (III.7) montre le signal mesuré dans la bande [0-6400] Hz et pour une vitesse de rotation de 30 Hz. Le spectre correspondant ne donne aucune information sur la fréquence caractéristique du défaut sur la bague intérieure.

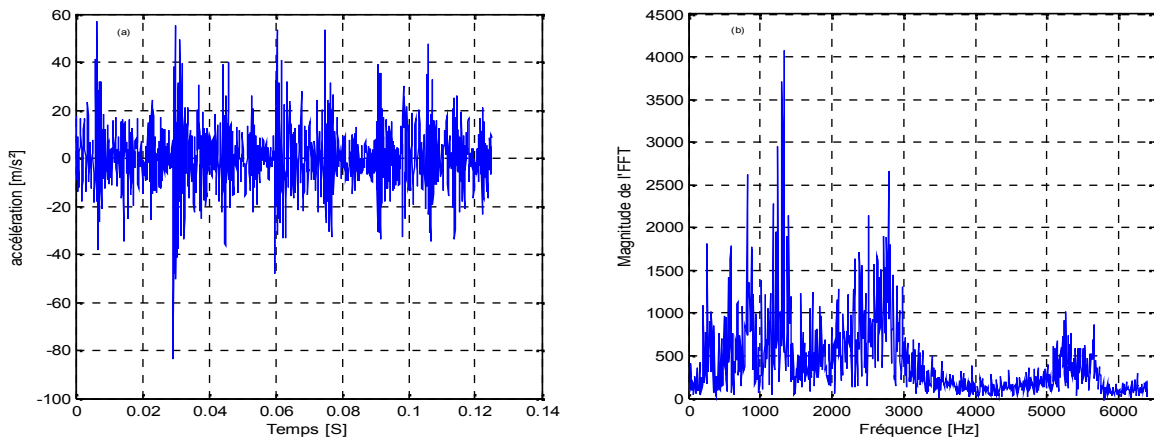


Figure III.7. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague intérieure, $N=30$ Hz, [0-6400] Hz

Le signal mesuré est décomposé selon la méthode de l'EMD « Empirical Mode Décomposition ». La figure (III.8) représente les différents IMFs du signal du défaut sur la bague intérieure. Là aussi on ne garde que les quatre premières.

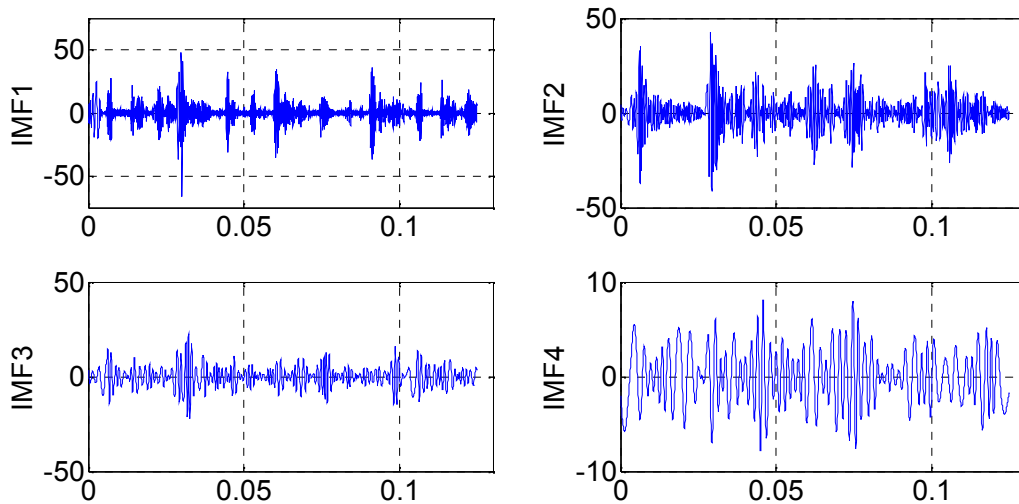


Figure III.8. Les quatre premières IMFs issus de l'EMD du signal du défaut sur la bague intérieure

De la même manière que pour le cas précédent, les kurtosis des différents IMFs ont été calculés mettant en évidence que l'IMF1 est celui ayant la plus grande valeur (10,91) comme le montre la (figure III.9). Un spectre d'enveloppe est donc obtenu mettant en évidence la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague intérieure et plusieurs de ses harmoniques (figure III.10). Là aussi le signal ayant le plus grand kurtosis contient l'information.

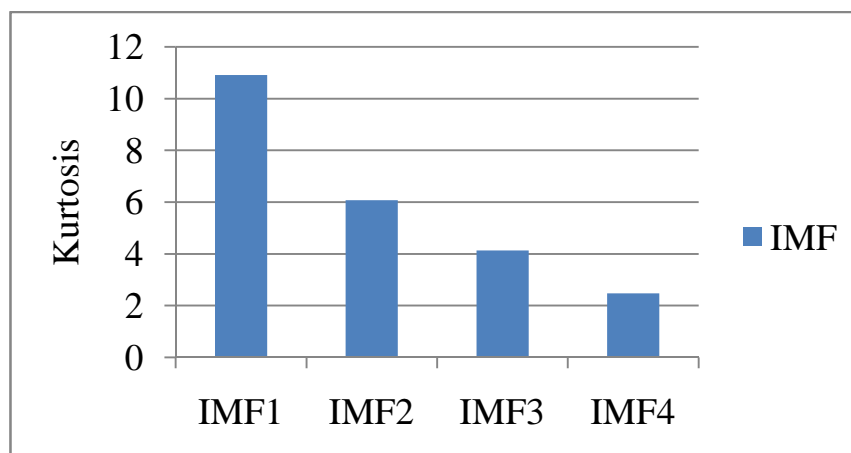


Figure III.9. Kurtosis des IMFs de la figure (III.8)

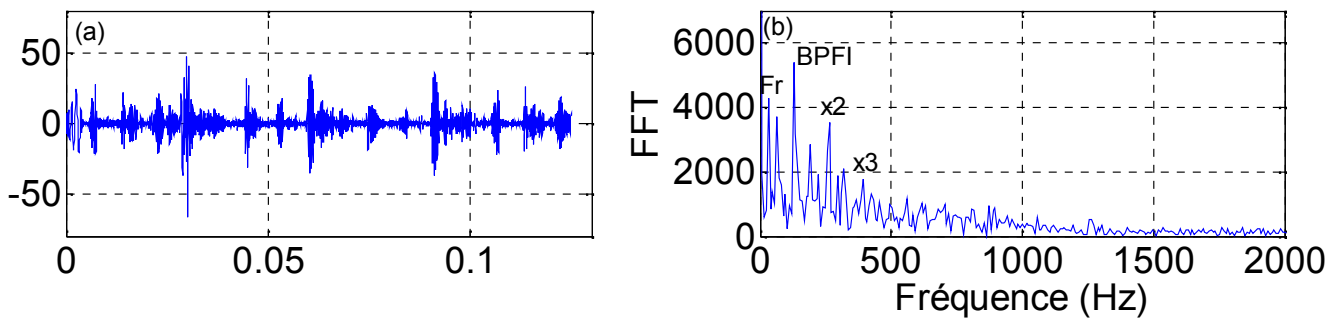


Figure III.10. (a) IMF1 et (b) Son spectre d'enveloppe

4. Cas d'un défaut sur la bille

Le dernier cas concerne un petit défaut sur la bille. La figure (III.11) montre le signal mesuré et son spectre [0-12800] Hz pour une vitesse de rotation de 30 Hz. La figure (III.12) montre le résultat de l'EMD de ce signal (les quatre premières IMFs) et montre que c'est l'IMF2 qui a le plus grand kurtosis (figure III.13). Le spectre d'enveloppe de l'IMF2 permet de mettre en évidence la deuxième et la quatrième harmonique de la fréquence caractéristique du défaut (figure III.14).

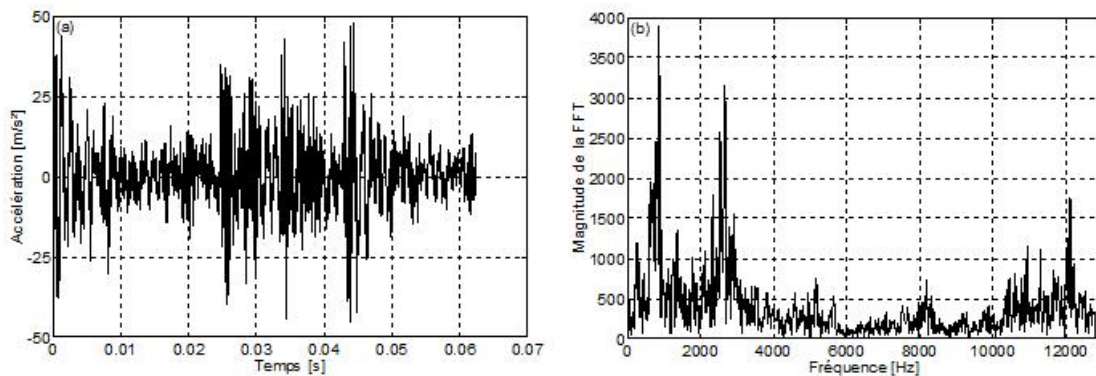


Figure III.11. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bille, $N=30$ Hz, [0-12800] Hz

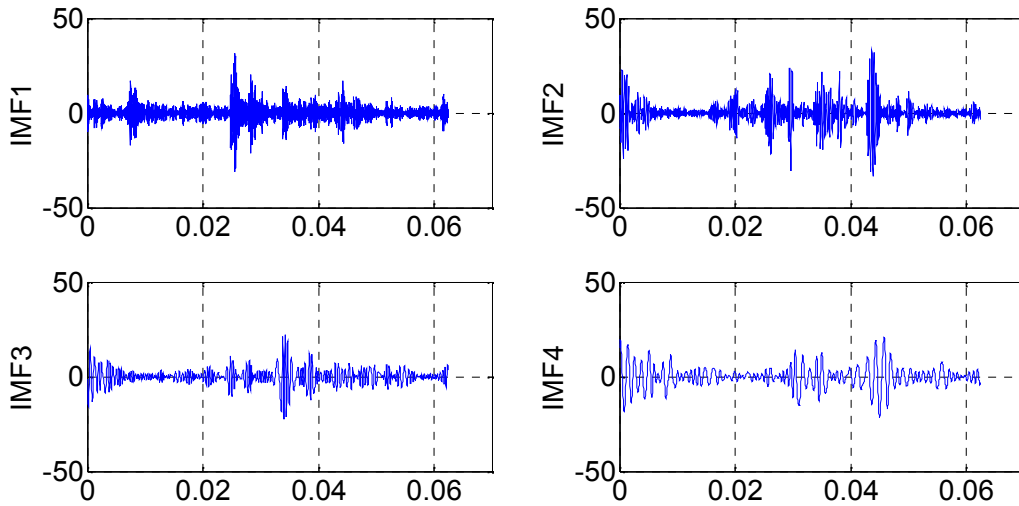


Figure III.12. Les quatre premières IMFs issus de l'EMD du signal du défaut sur la bille

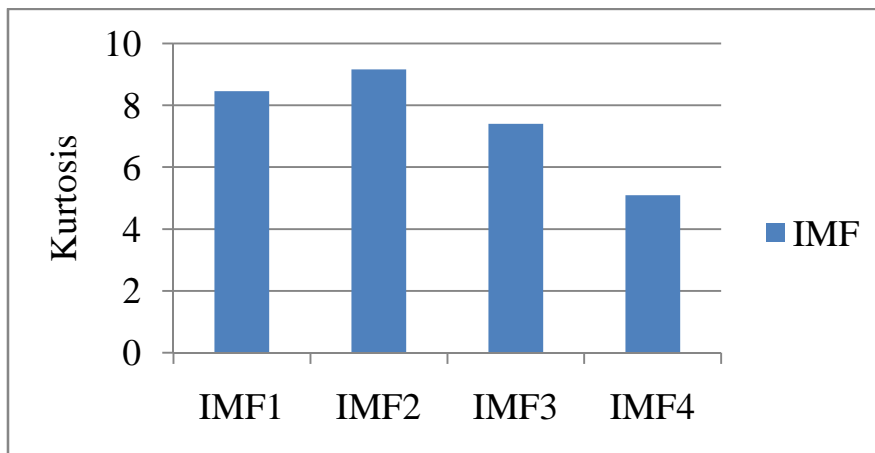


Figure III.13. Kurtosis des IMFs de la figure (III.12)

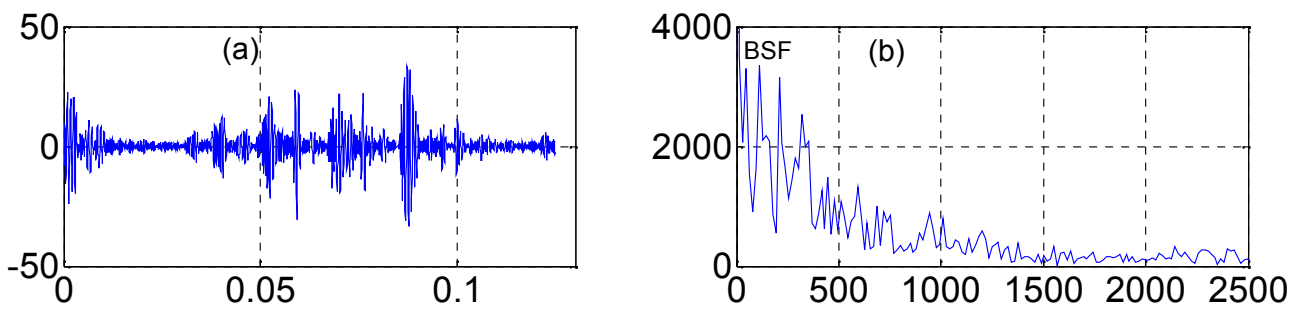


Figure III.14. (a) IMF2 et (b) Son spectre d'enveloppe

(c) IMF1 et (d) Son spectre d'enveloppe

5. Influence de la vitesse de rotation et de la fréquence maximale

5.1. Influence de la vitesse de rotation

Les figures (15, 16 et 17) montrent respectivement les kurtosis des signaux bruts et ceux obtenus après avoir appliqué l'EMD et ceci en fonction de la vitesse de rotation pour les trois types de défaut. La première remarque est le fait que la méthode EMD permet d'avoir un résultat meilleur que les signaux bruts pour les quatre vitesses de rotation considérées. La deuxième remarque est que le kurtosis décroît avec l'augmentation de la vitesse de rotation, ceci concorde parfaitement avec les travaux antérieurs menés sur l'Analyse Multirésolution en Ondelettes (AMRO) et la transformée par paquet d'ondelettes (WPT). Le taux d'amélioration maximal est enregistré pour la plus petite vitesse (10 Hz) pour le défaut sur les bagues intérieure et extérieure, et 15 Hz pour le défaut sur la bille.

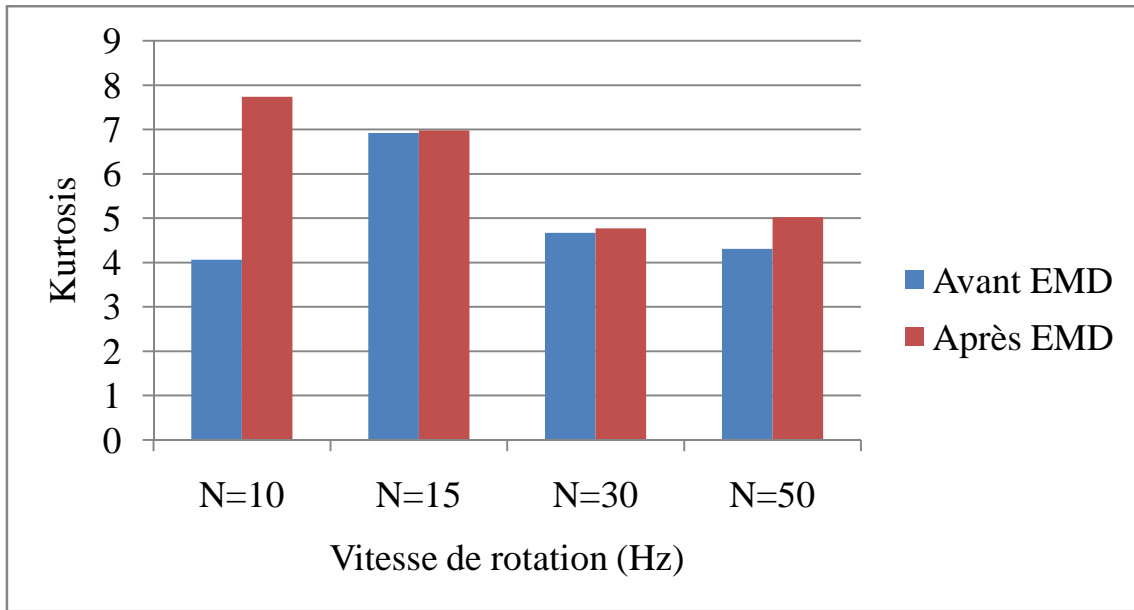


Figure III.15. Kurtosis en fonction de la vitesse de rotation pour un défaut sur la bague extérieure. $F_e=16384$ Hz

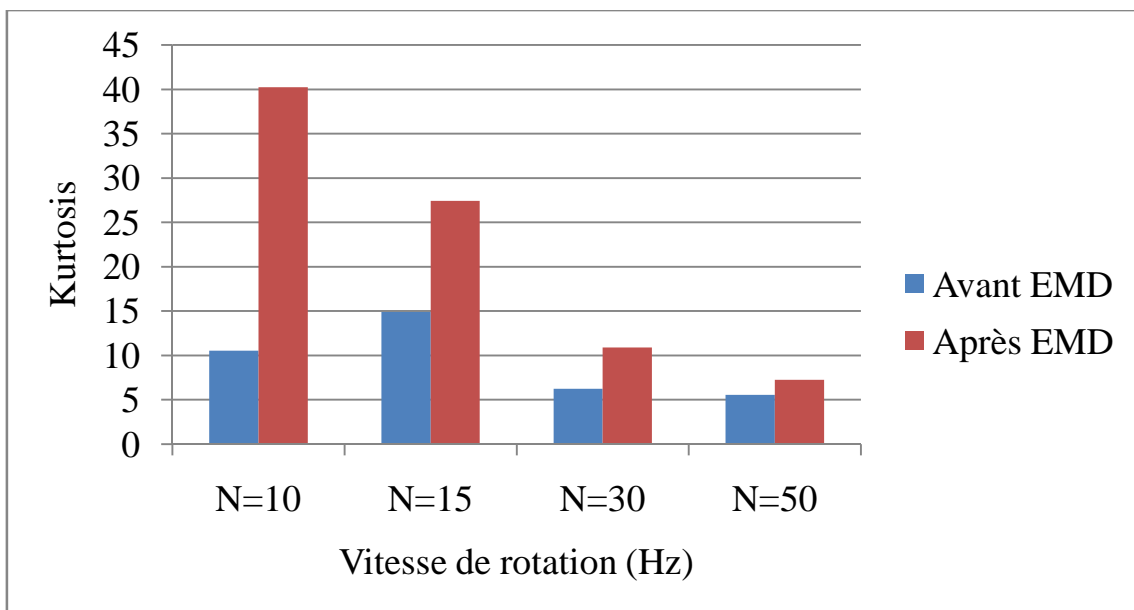


Figure III.16. Kurtosis en fonction de la vitesse de rotation pour un défaut sur la bague intérieure. $F_e=16384$ Hz

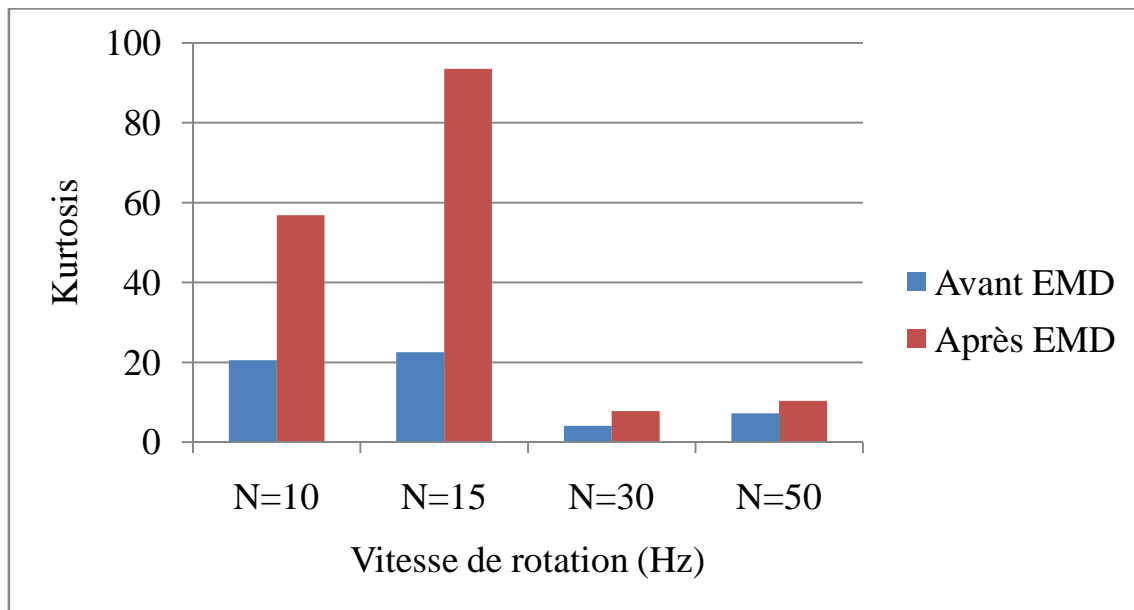


Figure III.17. Kurtosis en fonction de la vitesse de rotation pour un défaut sur la bille. $F_e=16384$ Hz

5.2. Influence de la fréquence maximale

Les figures (18, 19 et 20) montrent respectivement les kurtosis des signaux reconstruits obtenus par l'EMD et ceux avant l'EMD en fonction de la fréquence maximale pour les trois types de défaut. On constate que la méthode EMD permet d'améliorer la sensibilité du kurtosis pour toutes les fréquences maximales et pour les trois types de défaut. Le kurtosis augmente avec l'augmentation de la fréquence maximale et le taux d'amélioration reste optimal aux hautes fréquences.

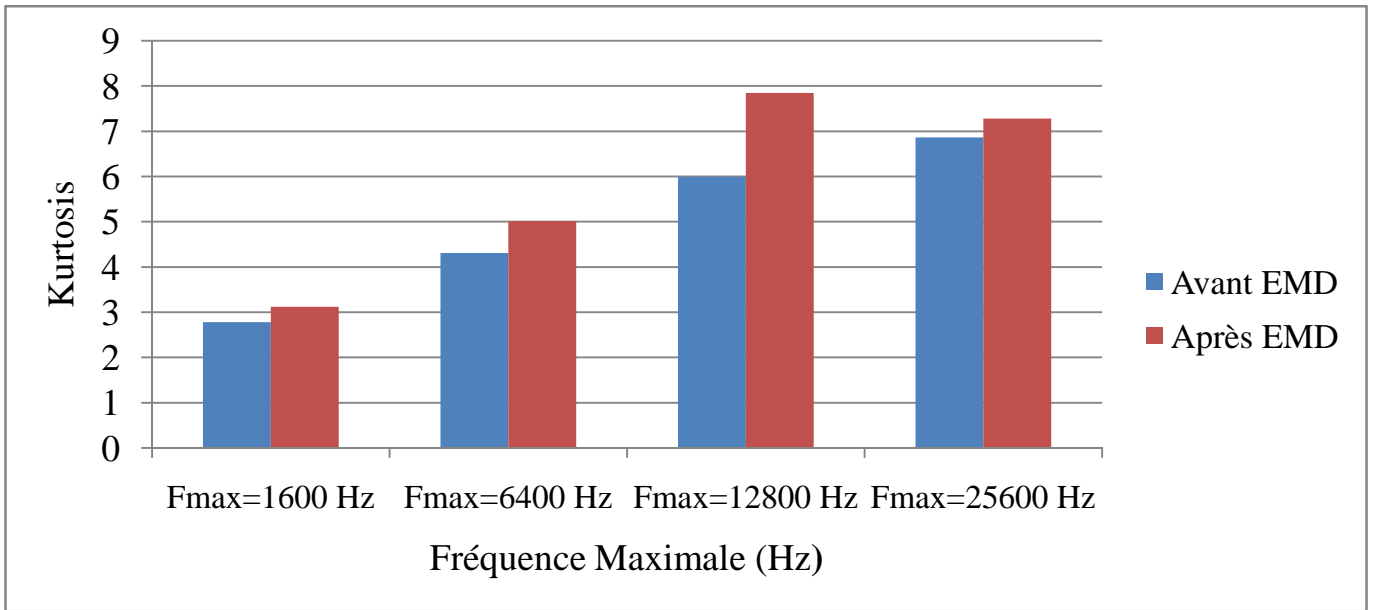


Figure III.18. Kurtosis en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour un défaut sur la bague extérieure. N=50 Hz

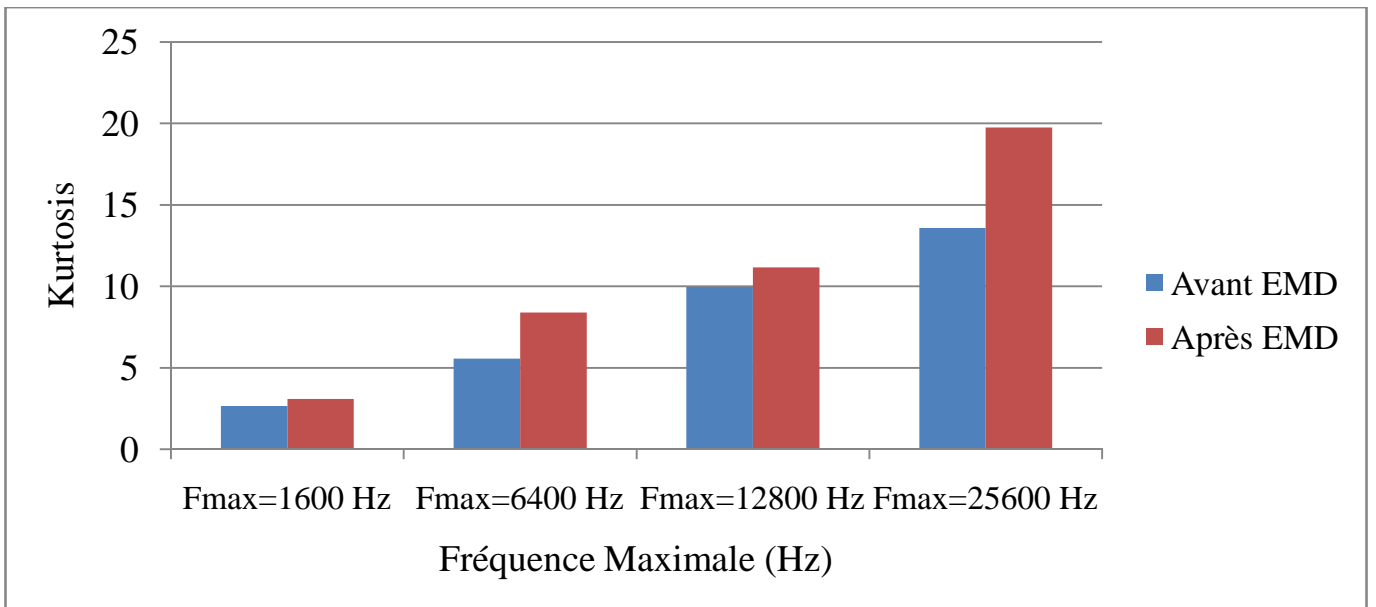


Figure III.19. Kurtosis en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour un défaut sur la bague intérieure. N=50 Hz

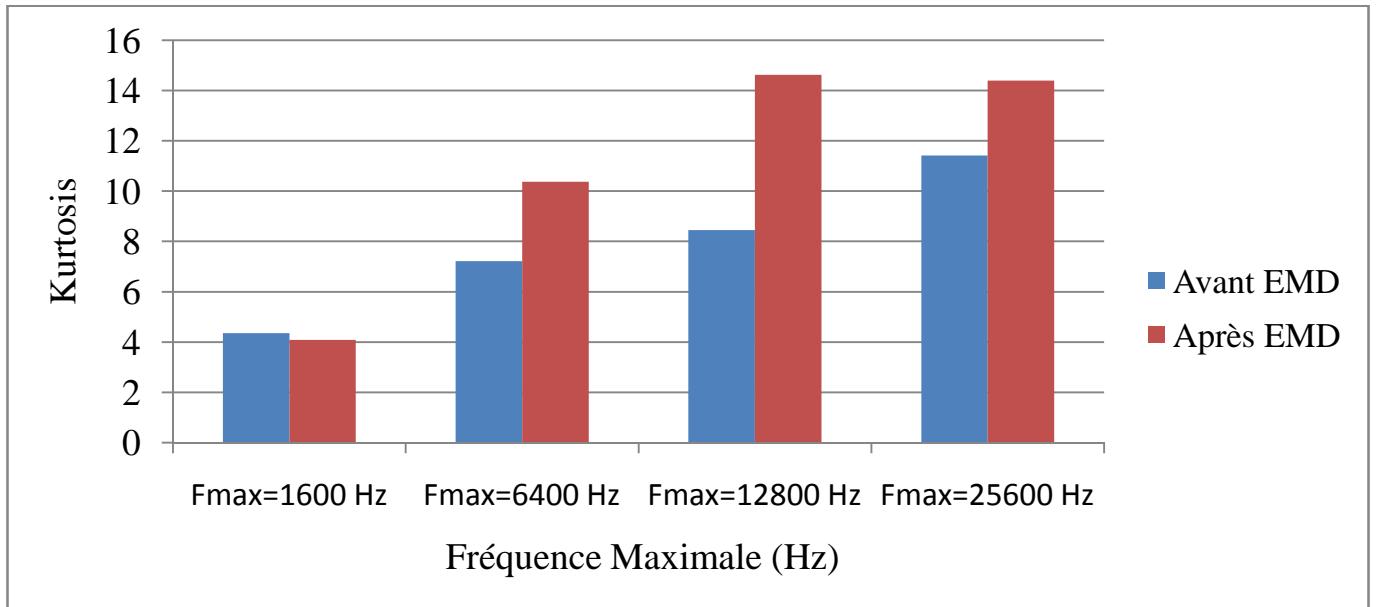


Figure III.20. Kurtosis en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour un défaut sur la bille. N=50 Hz

6. Conclusion du chapitre

L'objectif principal de ce chapitre est d'appliquer la méthode EMD pour la détection des défauts de roulements. Trois types de défauts ont été considérés ; sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille. L'approche proposée est basée sur la démodulation ; l'IMF ayant le kurtosis maximal est sélectionnée, un spectre d'enveloppe est ensuite calculé à partir de cette IMF. Les résultats montrent que c'est toujours l'IMF1 et l'IMF2 qui, ayant le plus grand kurtosis, sont celles sélectionnées et donc qui permettent la détection. Ceci est tout à fait logique car elles représentent les composantes hautes fréquences du signal et donc celles qui contiennent les résonances souvent modulées par la fréquence du défaut.

Dans ce chapitre nous avons également calculé les kurtosis de tous les IMFs issus de l'EMD de 105 signaux ce qui constitue une référence pour des travaux futurs. Les résultats obtenus dans ce chapitre nous ont permis également d'étudier l'influence de la vitesse de rotation et de la fréquence maximale pour les trois types de défauts. Les tendances obtenues sont très similaires à celles obtenues pour l'Analyse Multirésolution en ondelettes et la transformée par paquet d'ondelettes.

Application de l'EMD pour la détection des défauts de roulements

Application sur le banc d'essais du « Bearing Data Center »

Ce chapitre concerne l'application de l'EMD sur des signaux de roulements sains et endommagés mesurés sur le banc d'essais du Bearing Data Center. L'objectif est avant tout de mettre à l'épreuve l'approche proposée sur des signaux que nous n'avons pas mesurés. En deuxième lieu le chapitre comprend l'étude de l'influence de deux autres paramètres non pris en considération dans le chapitre 3, à savoir la taille du défaut et la charge appliquée au roulement.

1. Présentation du banc d'essais [11]

Les signaux temporels utilisés dans ce chapitre proviennent de " the Case Western Reserve University- Bearing Data Center "; base de données internationale des essais de roulements à billes. Les signaux de roulements sains et endommagés sont recueillis sur un banc d'essais très simple, composé d'un moteur, un accouplement et une génératrice (figure IV.1). De simples défauts sous forme de points, de différent diamètres et profondeurs, ont été créés sur les différents organes composants les roulements : sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille.

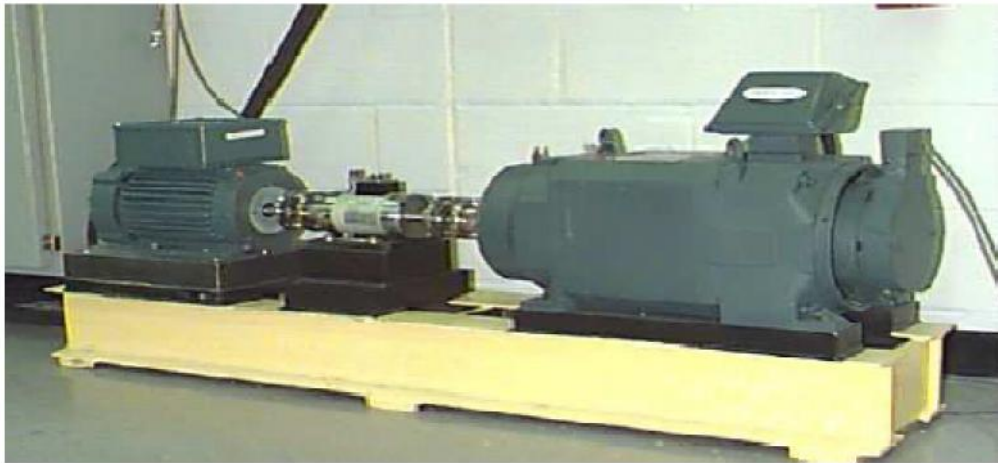


Figure IV.1. Banc d'essais de roulements

Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux côtés (coté entraînement et coté ventilateur). La figure (IV.2) représente une coupe d'un moteur électrique.

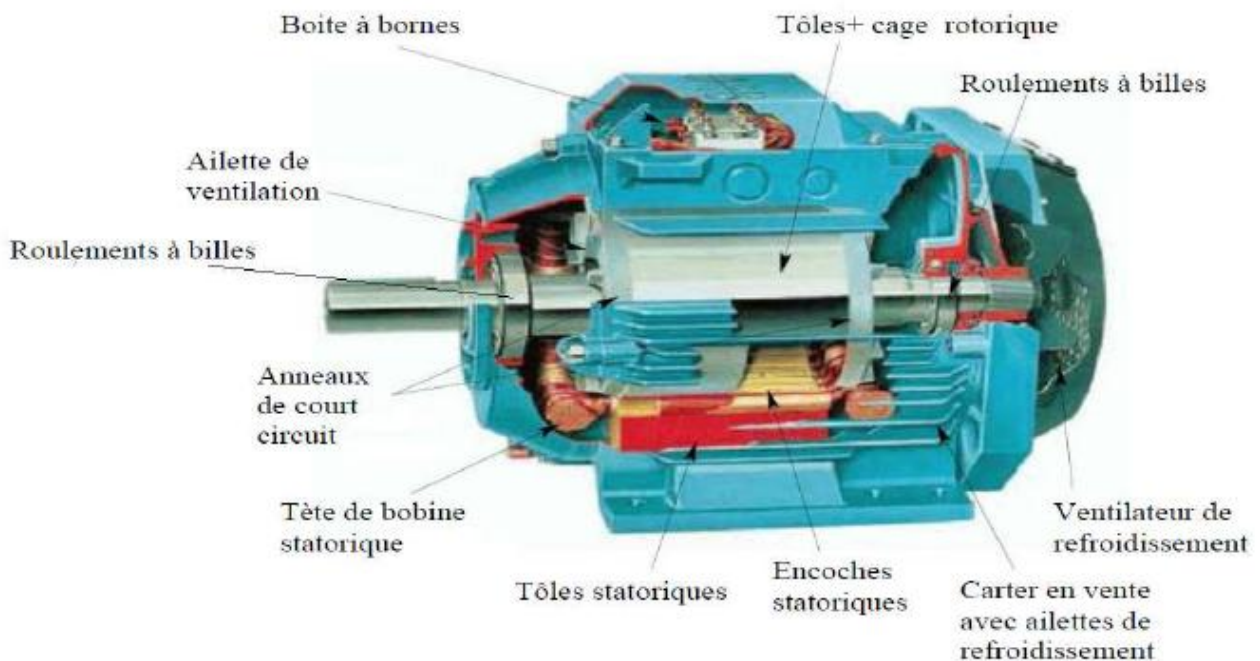


Figure IV.2. Coupe d'un moteur électrique

Les signaux ont été mesurés à l'aide d'accéléromètres fixés par aimant sur les deux côtés du moteur électrique. Les couples résistants utilisés sont respectivement 0, 1, 2, 3 Hp (Horse Power), ce qui donne des vitesses

respectives de 1797, 1772, 1750, 1730 tr/min. Les signaux sont échantillonnés à 12 KHz et chaque signal contient 243938 points (pour faciliter les calculs nous n'avons pris que les 5000 premiers points).

Dans ce travail les roulements que nous avons considéré sont montés du côté accouplement. Il s'agit de roulement à billes du type 6205-2RS JEM de la marque SKF dont les caractéristiques sont comme suit (en inch) : diamètre extérieur 2.0472, diamètre intérieur 0.984, largeur 0.5906, diamètre de la bille 0.3126. Des défauts sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille sont simulés avec différents diamètres : 0.007", 0.014", 0.021" et 0.028" (1" = 25.4 mm).

Les fréquences caractéristiques des défauts sont :

- Fréquence de la bague intérieure : $f_{bi} = 5.415 \cdot f_r$
- Fréquence de la bague extérieure : $f_{be} = 3.584 \cdot f_r$
- Fréquence de la bille : $f_{ab} = 4.7135 \cdot f_r$

Les résultats sont regroupés sur le tableau (IV.1).

	29.95 Hz, (0 Hp)	29.53 Hz, (1 Hp)	29.16 Hz, (2 Hp)	28.83 Hz, (3 Hp)
Bague intérieure	162.18 Hz	159.9 Hz	157.9 Hz	156.11 Hz
Bague extérieure	107.01 Hz	105.83 Hz	104.50 Hz	103.32 Hz
billes	140.74 Hz	139.18 Hz	137.44 Hz	135.89 Hz

Tableau IV.1. Fréquences caractéristiques des défauts de roulement avec les différents couples résistants

2. Analyse des signaux et spectres bruts

2.1. Cas sain (sans défaut)

La figure (IV.3) montre les signaux sains pour différents couples résistants, le kurtosis de tous les signaux montre des valeurs logiques et acceptables car elles varient entre 2.85 et 3 (Annexe 2), indiquant une distribution normale, donc une absence de défaut.

Les spectres des signaux sains sont montrés par la figure (IV.4). Aucune informations particulières ne sont à signaler à l'exception des fréquences de rotation et de leurs harmoniques et les résonances du système.

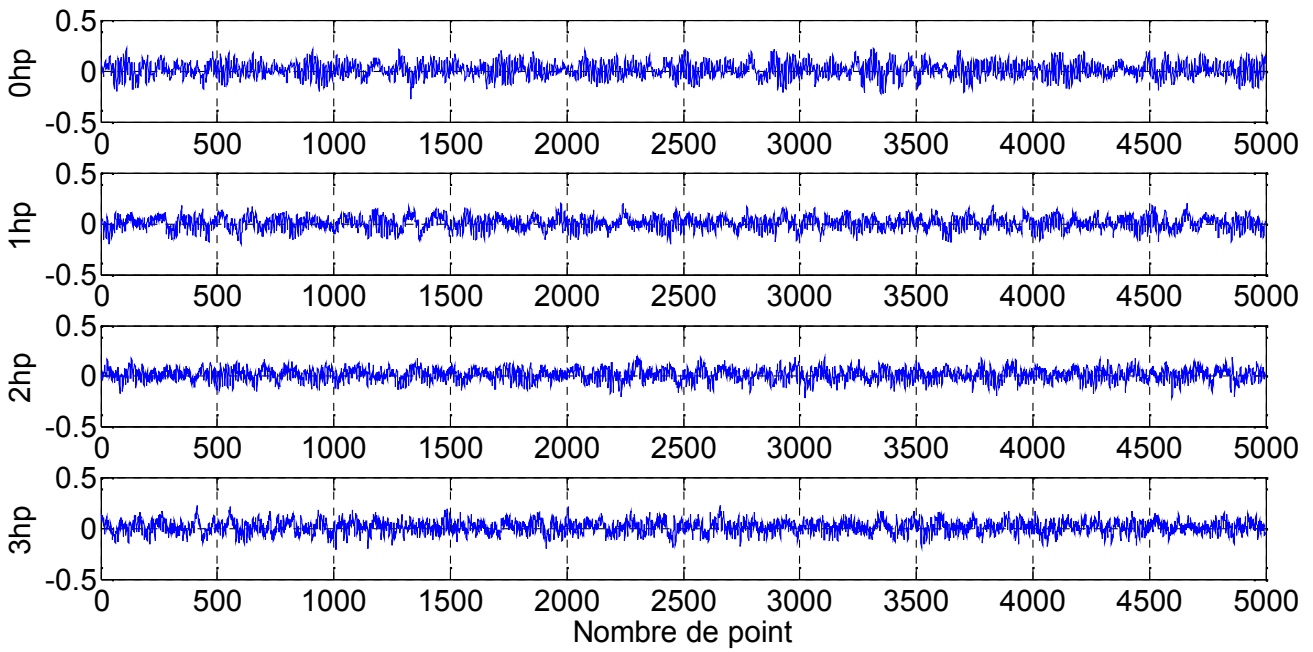


Figure IV.3. Signaux du cas sans défauts pour différents couples résistants

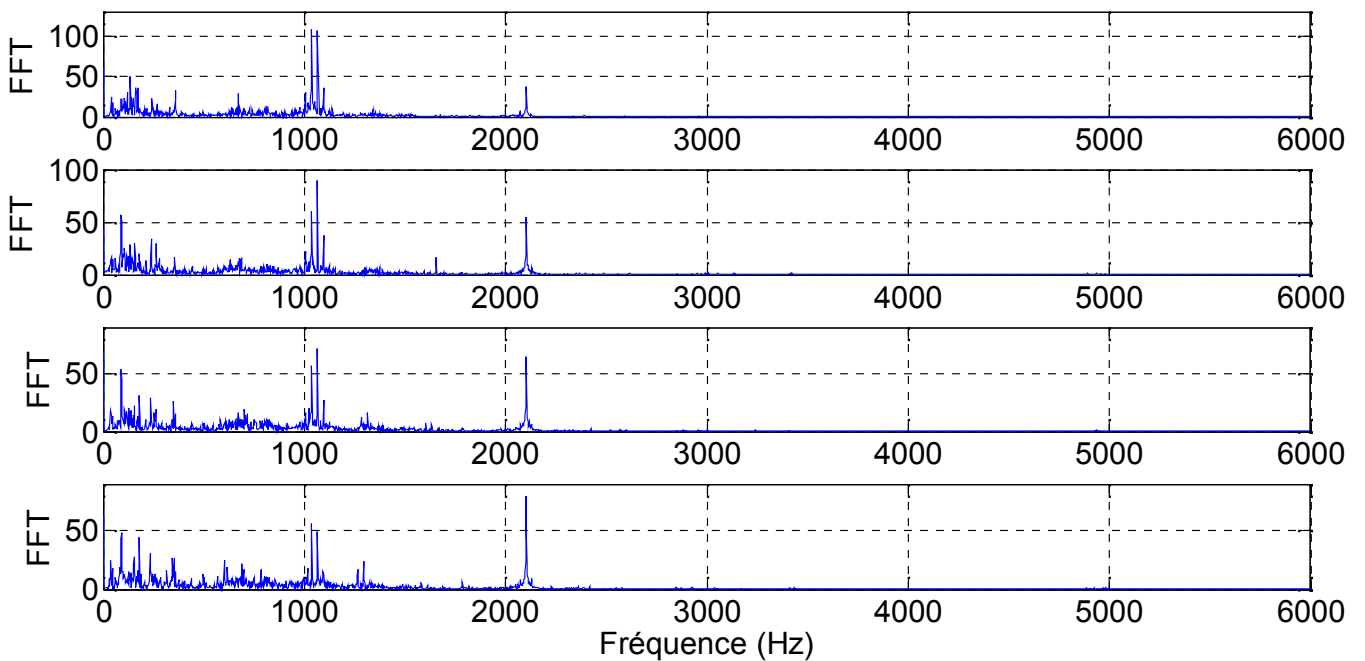


Figure IV.4. Spectres du cas sans défaut pour différents couples résistants

2.2. Cas d'un défaut sur la bague extérieure

La figure (IV.5) montre les signaux mesurés dans le cas d'un défaut de 0.007" sur la bague extérieure et pour différents couples résistants. Nous constatons que pour les quatre couples résistants considérés, des impacts périodiques sont très visibles sur les signaux. Le kurtosis étant entre 7.47 et 8 confirme bien la nature impulsive de ces signaux (Annexe 2). La figure (IV.6) montre les spectres de ces signaux. La remarque essentielle est l'existence de modulations très visibles dans les hautes fréquences (entre 2500 Hz et 4000 Hz). Ces modulations n'existaient pas sur les spectres du cas sans défaut. Une analyse minutieuse de ces spectres montre que ces modulations sont espacées de la fréquence caractéristique du défaut et confirme bien l'existence d'un défaut sur la bague extérieure. Exemple pour le spectre correspondant à une charge de 0 hp, 3445 Hz - 3337 Hz donne à peu près 108 Hz ce qui correspond à la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague extérieure.

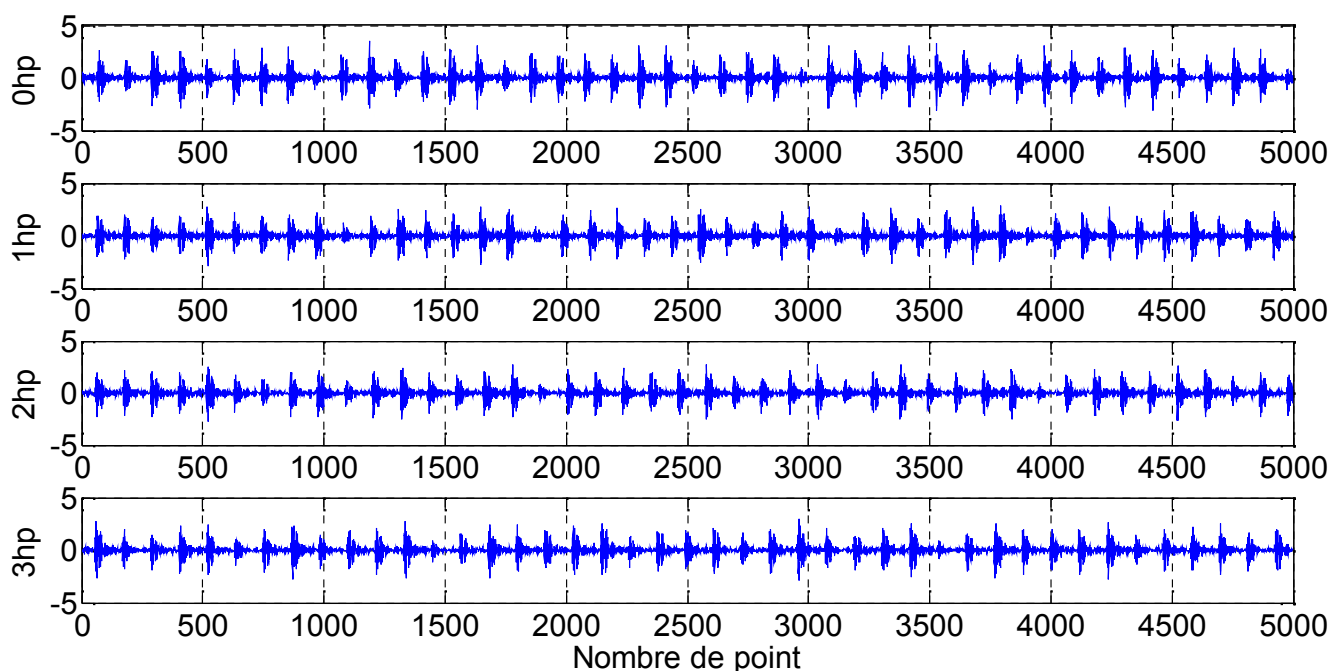


Figure IV.5. Signaux du cas avec un défaut de 0.007" sur la bague extérieure pour différents couples résistant

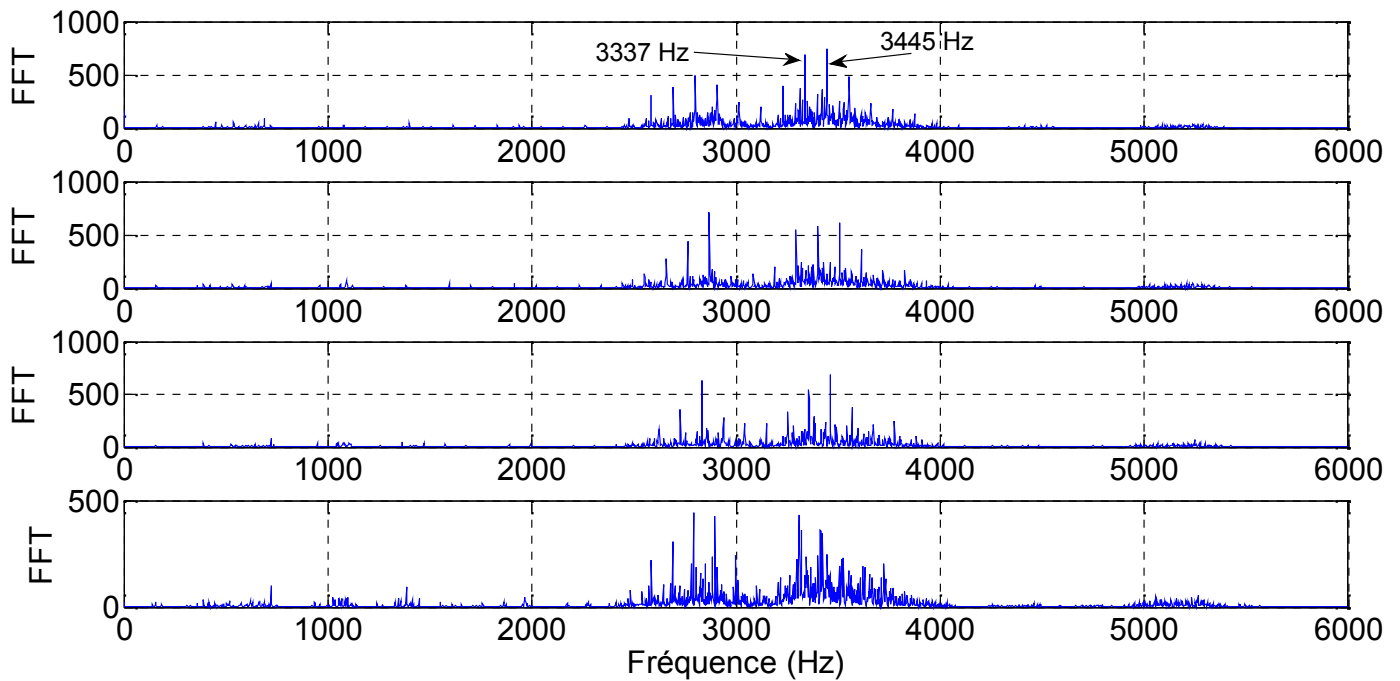


Figure IV.6. Spectres du cas avec un défaut de 0.007" sur la bague extérieure pour différents couples résistant

2.3. Cas d'un défaut sur la bague intérieure

La figure (IV.7) montre les signaux mesurés dans le cas d'un défaut de 0.014" sur la bague intérieure et pour différents couples résistants. Nous constatons que pour les quatre couples résistants considérés, des impacts périodiques sont très visibles sur les signaux. Le kurtosis étant entre 16 et 27 confirme bien la nature impulsive de ces signaux (Annexe 2). La figure (IV.8) montre les spectres de ces signaux. La remarque essentielle est la même que pour le cas du défaut sur la bague extérieure, à savoir l'existence de modulations très visibles dans les hautes fréquences (entre 2500 Hz et 4000 Hz). L'extraction de la fréquence caractéristique est dans ce cas beaucoup plus difficile que le cas précédent mais on peut toutefois le faire. Exemple 3532 Hz – 3371 Hz donne 161 Hz.

2.4. Cas d'un défaut sur la bille

Les mêmes constatations précédentes sont à signaler pour le cas d'un défaut sur la bille, sauf que dans ce cas les impacts sont moins clairs sur les signaux (figure IV.9), et l'extraction de la fréquence caractéristique est quasiment impossible à détecter aussi sur les spectres de la figure (IV.10).

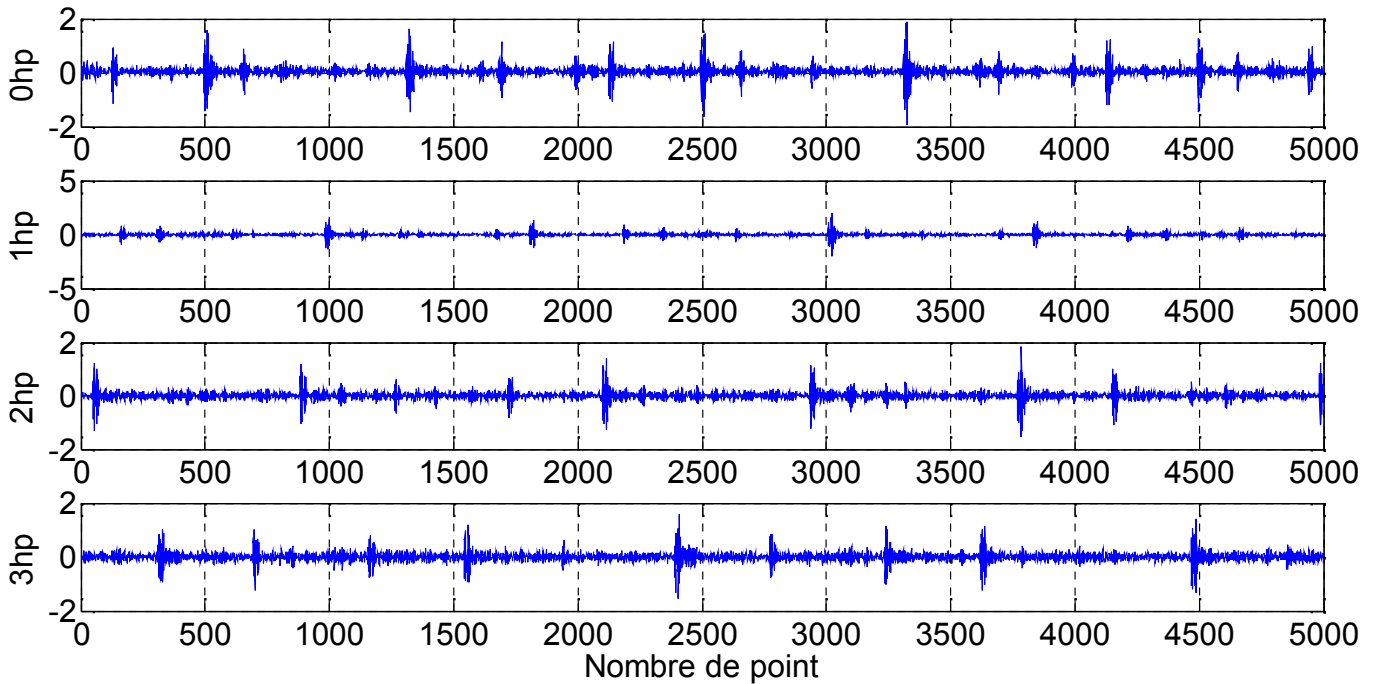


Figure IV.7. Signaux dans le cas d'un défaut de 0.014" sur la bague intérieure pour différents couples résistants

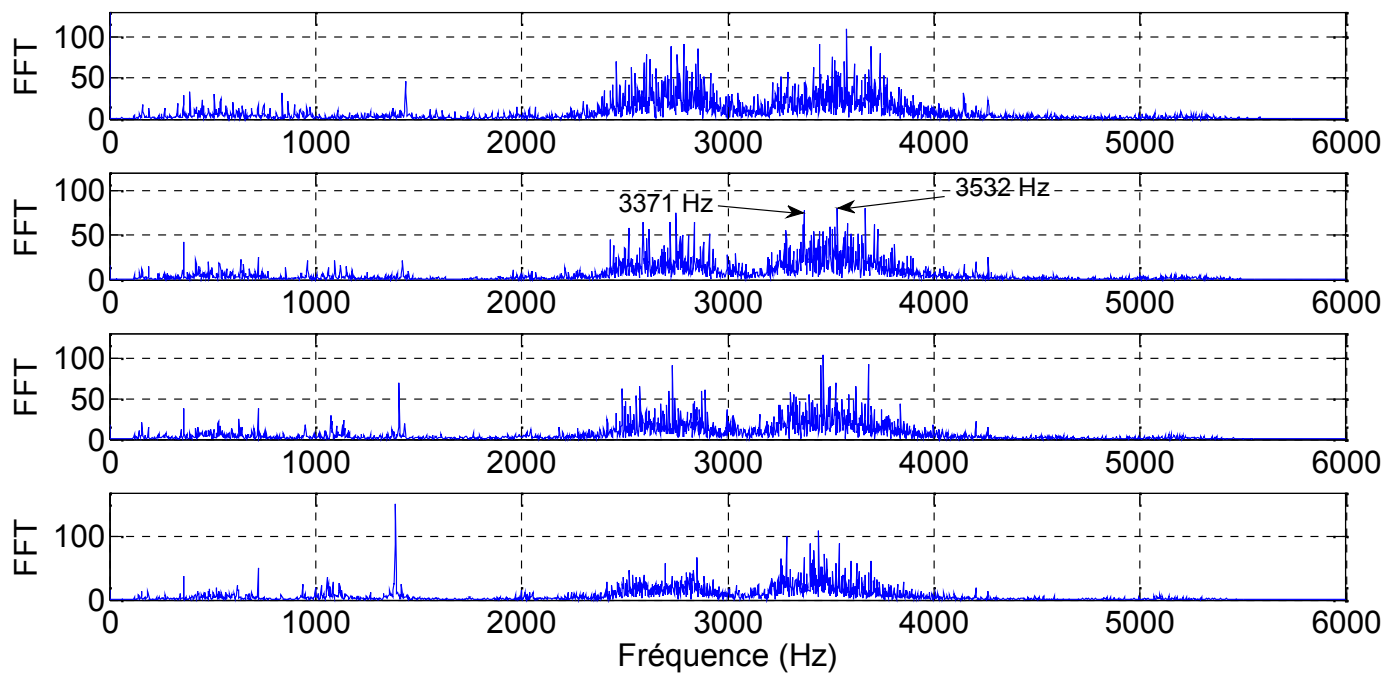


Figure IV.8. Spectres dans le cas d'un défaut de 0.014" sur la bague intérieure pour différents couples résistants

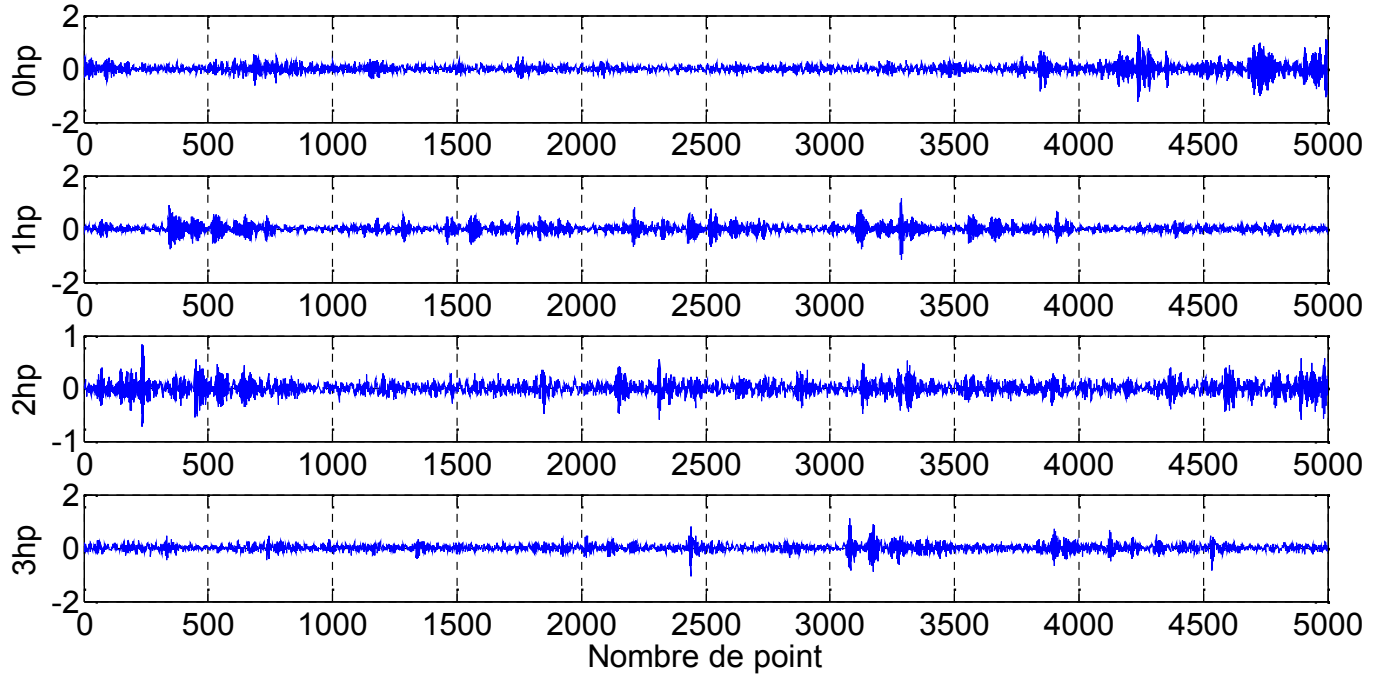


Figure IV.9. Signaux dans le cas d'un défaut de 0.021" sur la bille pour différents couples résistants

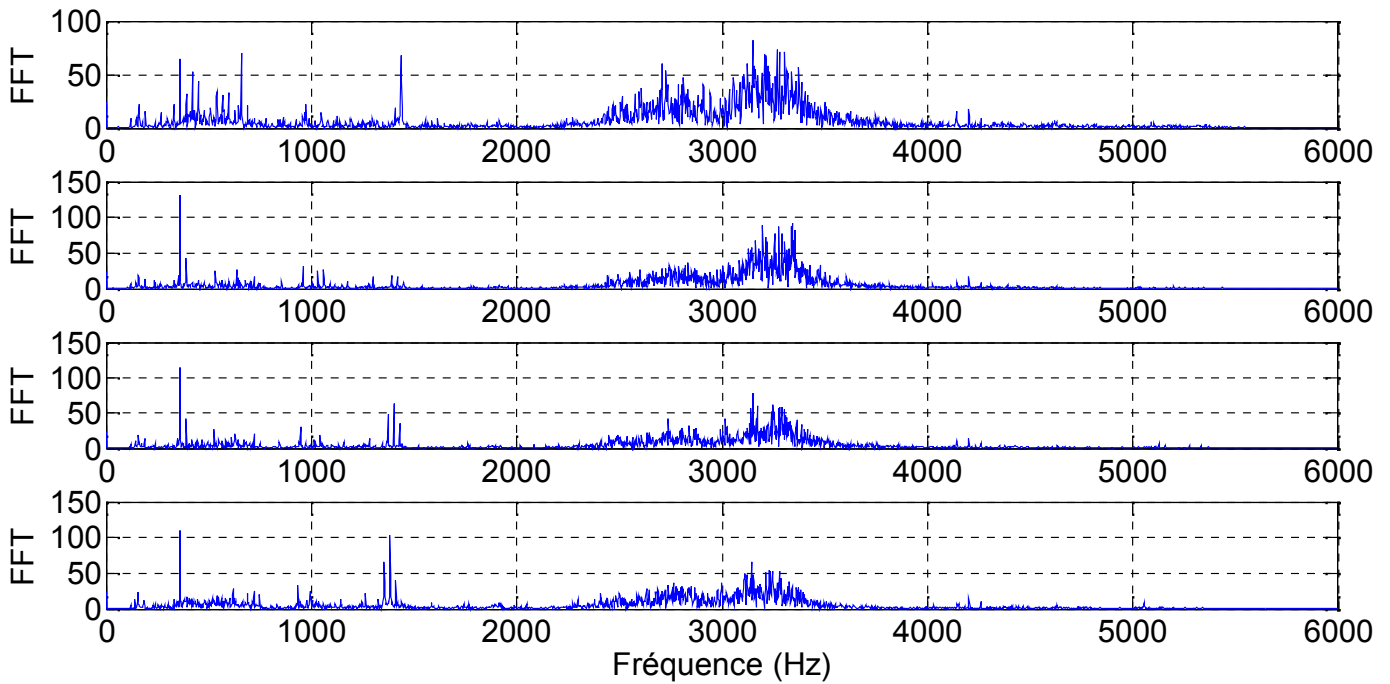


Figure IV.10. Spectres dans le cas d'un défaut de 0.021" sur la bille pour différents couples résistants

3. Application de l'EMD pour la détection des défauts du banc d'essais

3.1. Cas d'un défaut sur la bague extérieure

La même démarche développée au chapitre 3 est appliquée dans ce cas sur un signal d'un défaut sur la bague extérieure de 0.007" et un couple résistant de 1 HP. La figure (IV.11) montre le signal et son spectre. Le signal montre bien des impacts périodiques dus au défaut. Le spectre lui aussi montre des modulations dont nous avons parlé dans la section (2.2). Le signal est décomposé par l'EMD en plusieurs IMFs, la figure (IV.12) montre les quatre premiers. L'histogramme de la figure (IV.13) montre que l'IMF2 a le plus grand kurtosis (7.88). Cet IMF a été donc sélectionné et un spectre d'enveloppe a été calculé par la transformée de Hilbert. Ce spectre met en évidence clairement la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague extérieure (105.6 Hz) et plusieurs de ses harmoniques (figure IV.14).

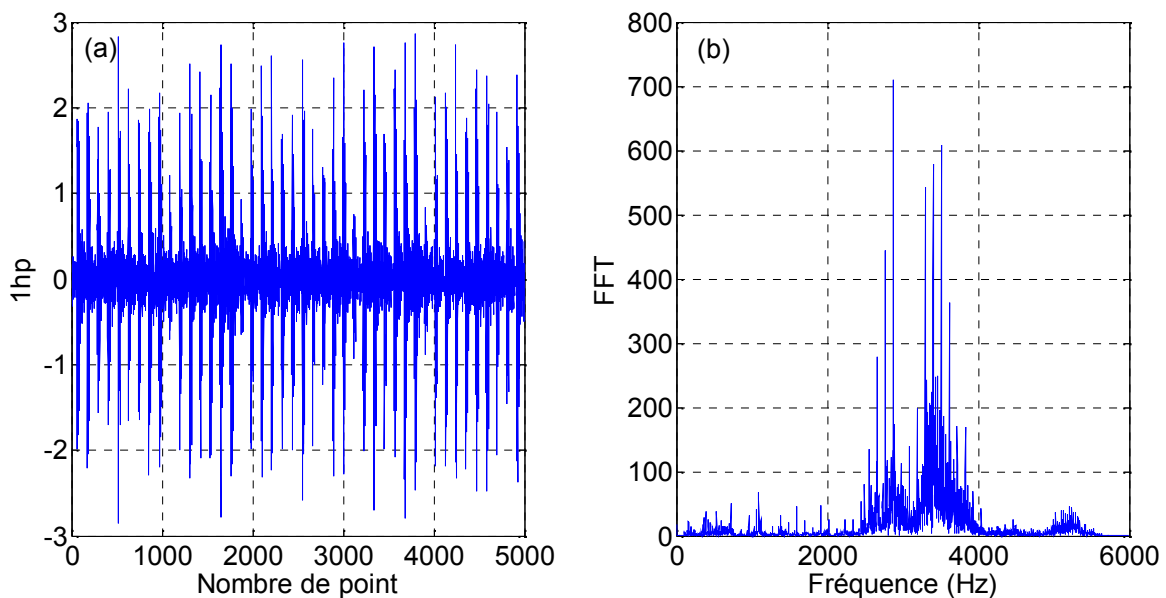


Figure IV.11. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre, pour un défaut de 0.007" sur la bague extérieure et un couple résistant de 1hp

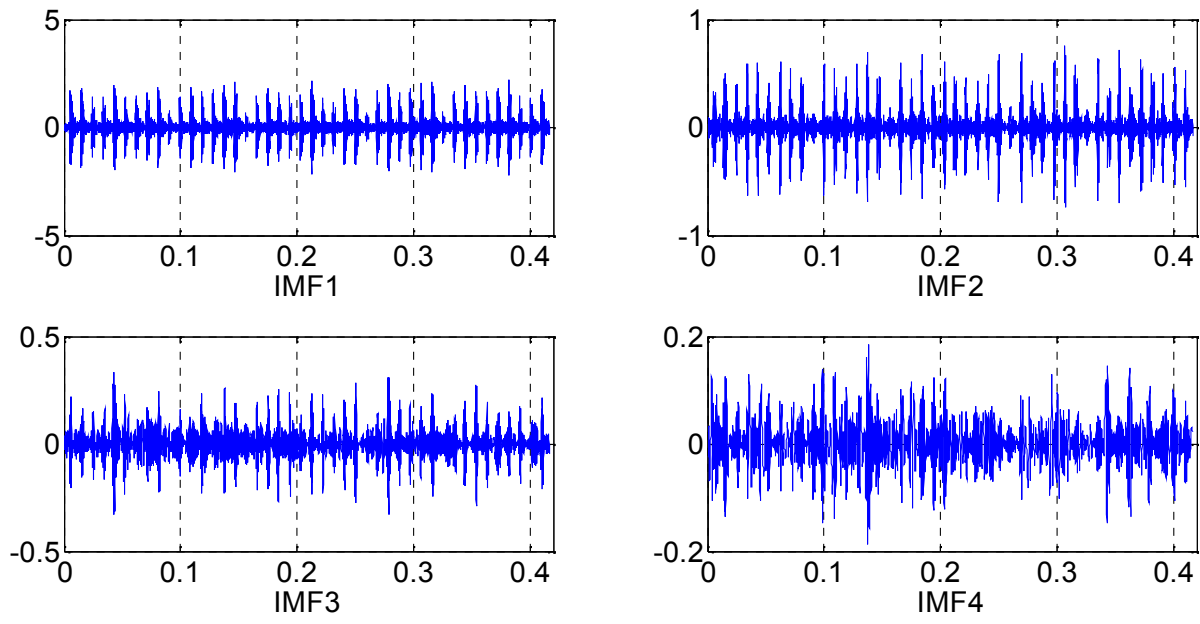


Figure IV.12. Les quatre premiers IMFs du signal d'un défaut sur la bague extérieure

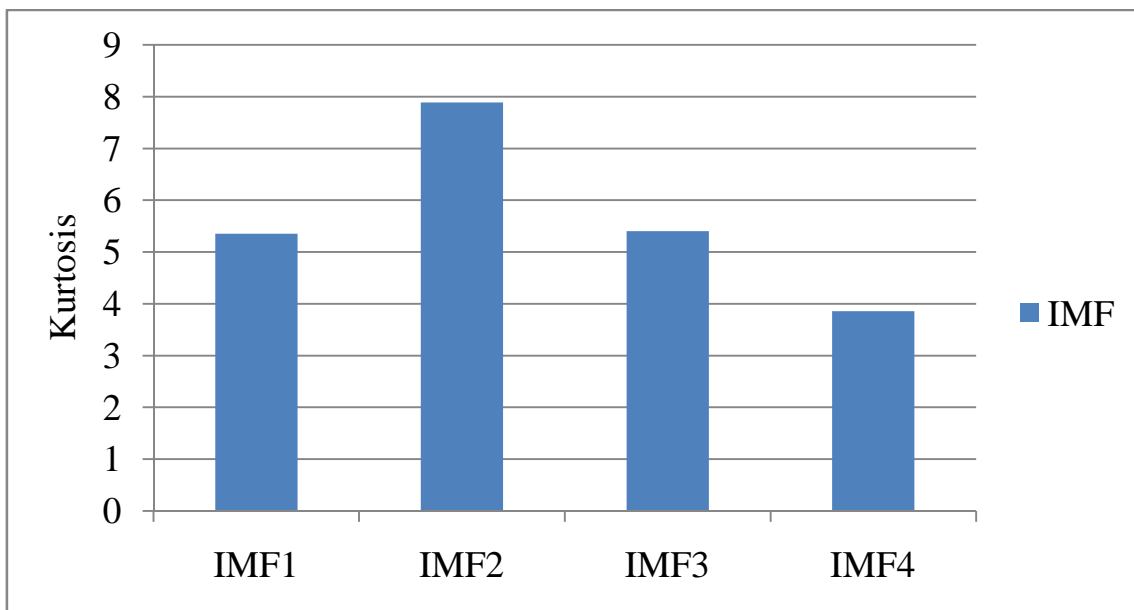


Figure IV.13. Kurtosis des IMFs du signal du défaut sur la bague extérieure

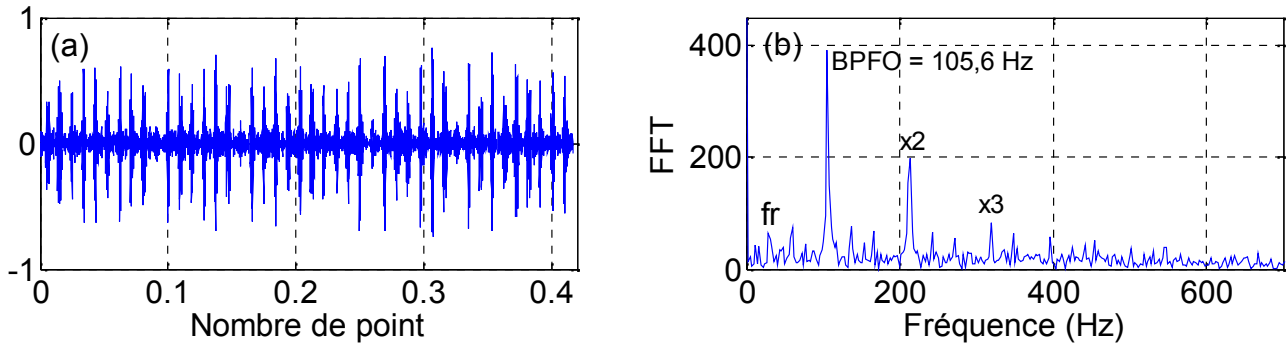


Figure IV.14. (a) IMF2 et (b) Son spectre d'enveloppe

3.2. Cas d'un défaut sur la bague intérieure

Dans ce cas on considère un signal mesuré dans le cas d'un défaut de 0.021" sur la bague intérieure et pour un couple résistant de 2 hp. L'application de la même démarche d'auparavant permet d'aboutir enfin, grâce au spectre d'enveloppe de l'IMF sélectionné, à la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague intérieure et plusieurs de ses harmoniques.

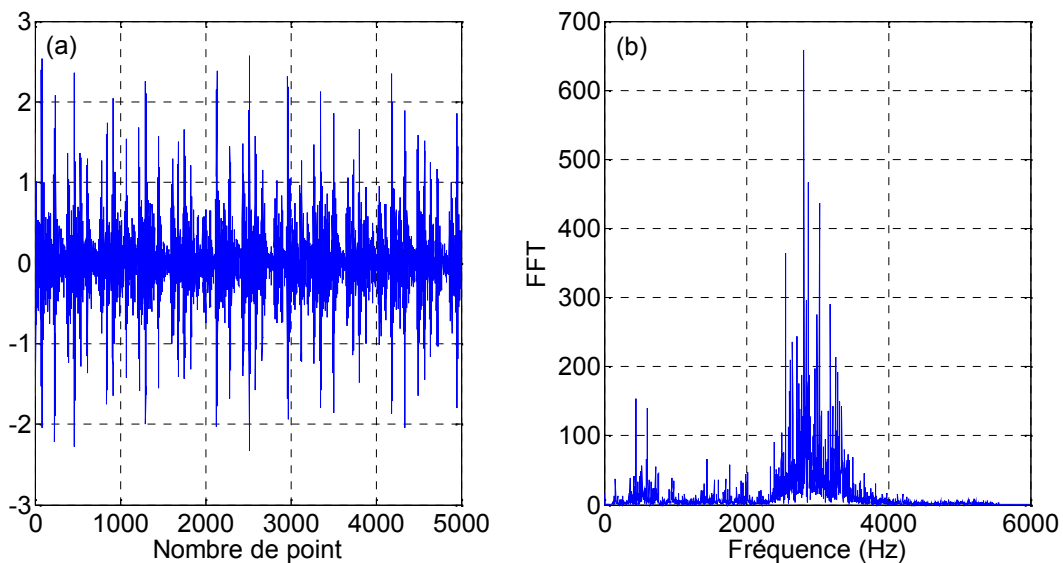


Figure IV.15. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre, pour un défaut de 0.021" sur la bague intérieure pour un couple résistant de 2hp

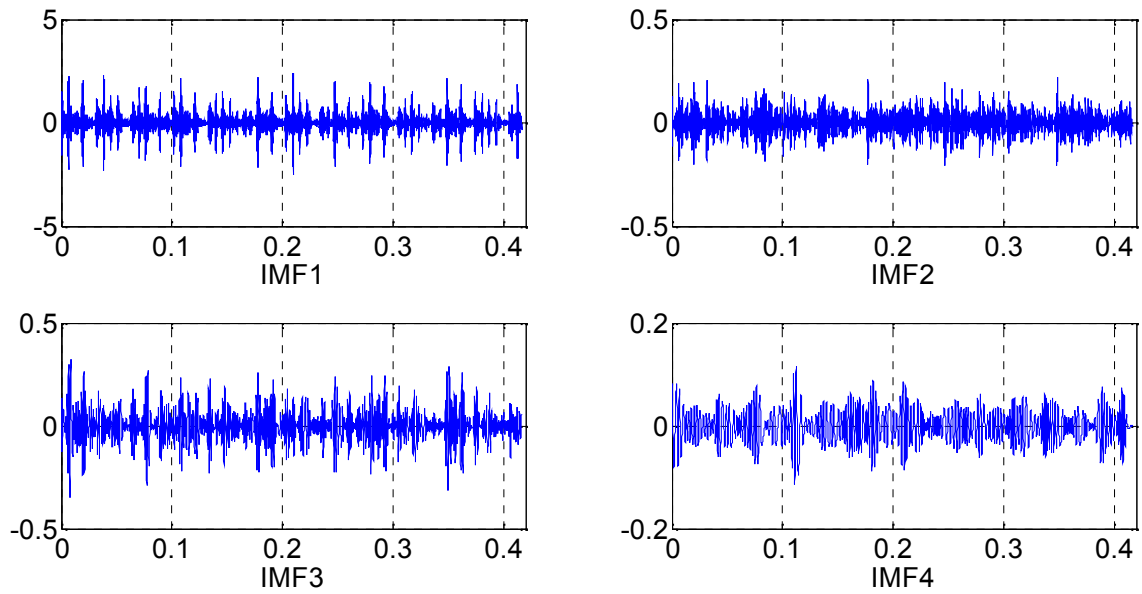


Figure IV.16. Les quatre premiers IMFs du signal d'un défaut sur la bague intérieure

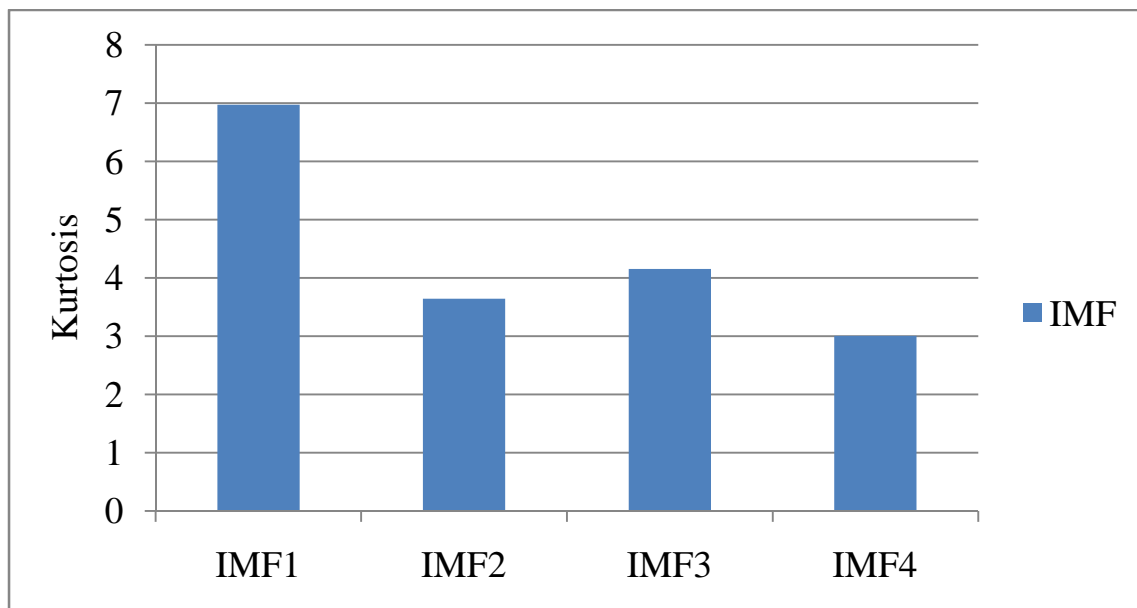


Figure IV.17. Kurtosis des IMFs du signal d'un défaut sur la bague intérieure

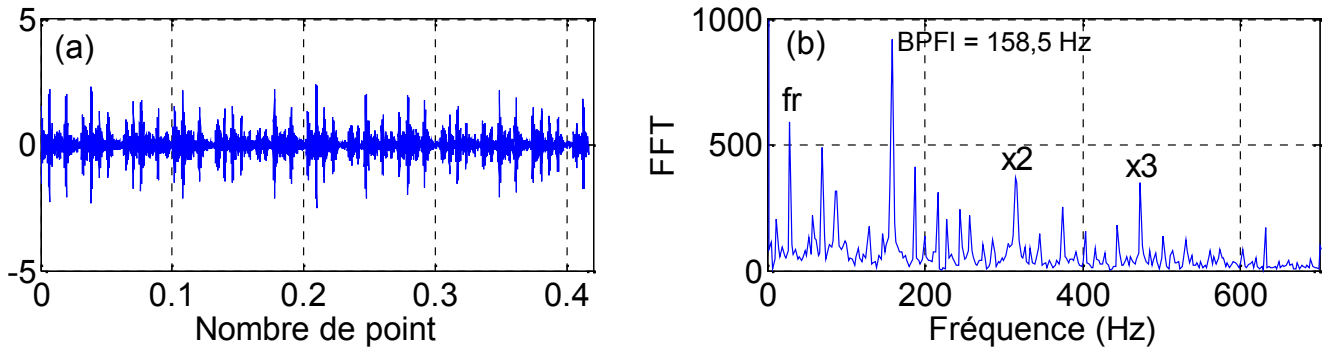


Figure IV.18. (a) IMF1 et (b) Son spectre d'enveloppe

3.3. Cas d'un défaut sur la bille

Le dernier cas concerne un défaut sur la bille. La figure (IV.19) montre le signal mesuré et son spectre pour un couple résistant de 1hp et un diamètre du défaut de 0.021". La figure (IV.20) montre le résultat de l'EMD de ce signal en quatre IMFs. L'IMF1 est celui où on enregistre un kurtosis maximal (9.76) comme indiqué dans la figure (IV.21). Un spectre d'enveloppe est donc calculé à partir de ce signal (figure IV.22). Le spectre d'enveloppe met clairement en évidence la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bille et plusieurs de ses harmoniques (141.7 Hz).

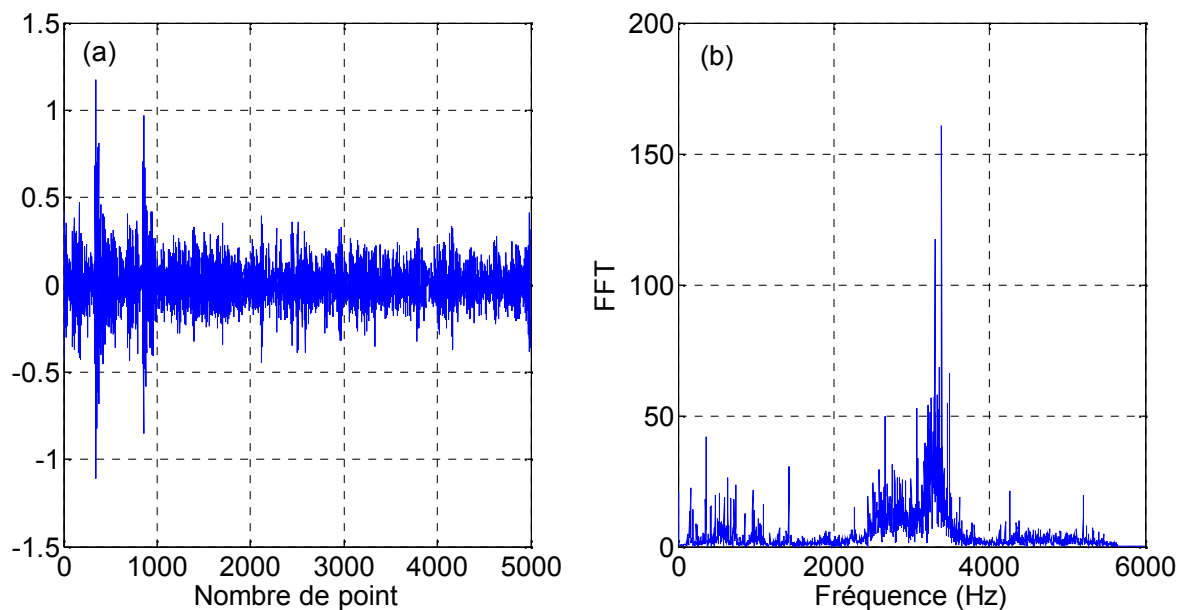


Figure IV.19. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre, pour un défaut de 0.021" sur la bille et un couple résistant de 1hp

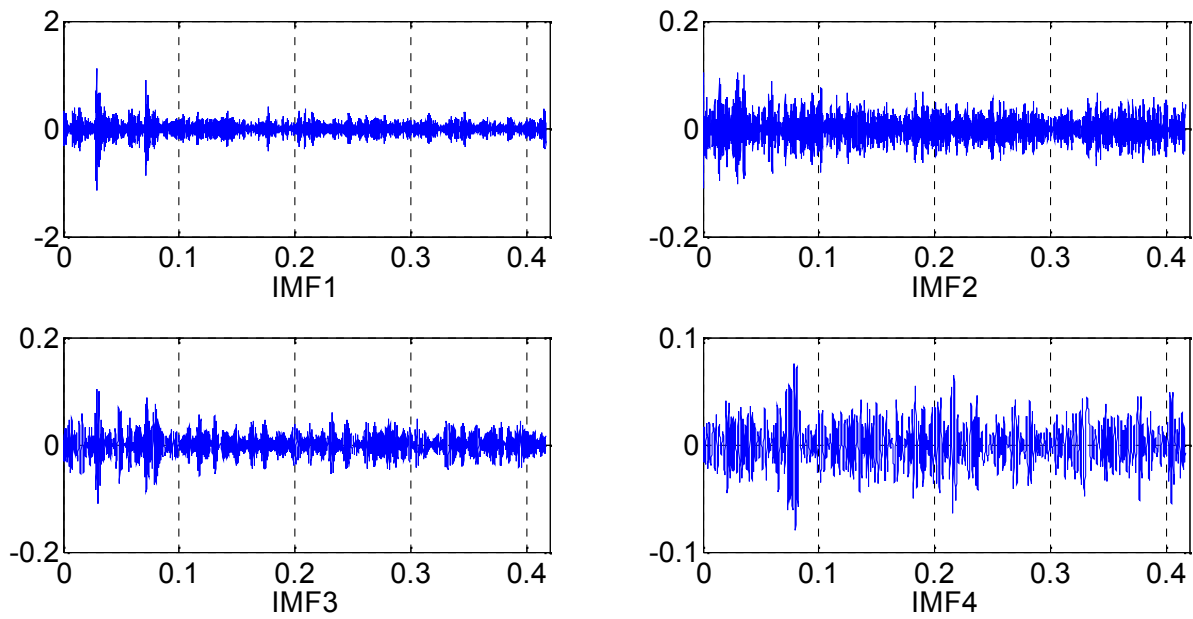


Figure IV.20. IMFs du signal du défaut sur la bille

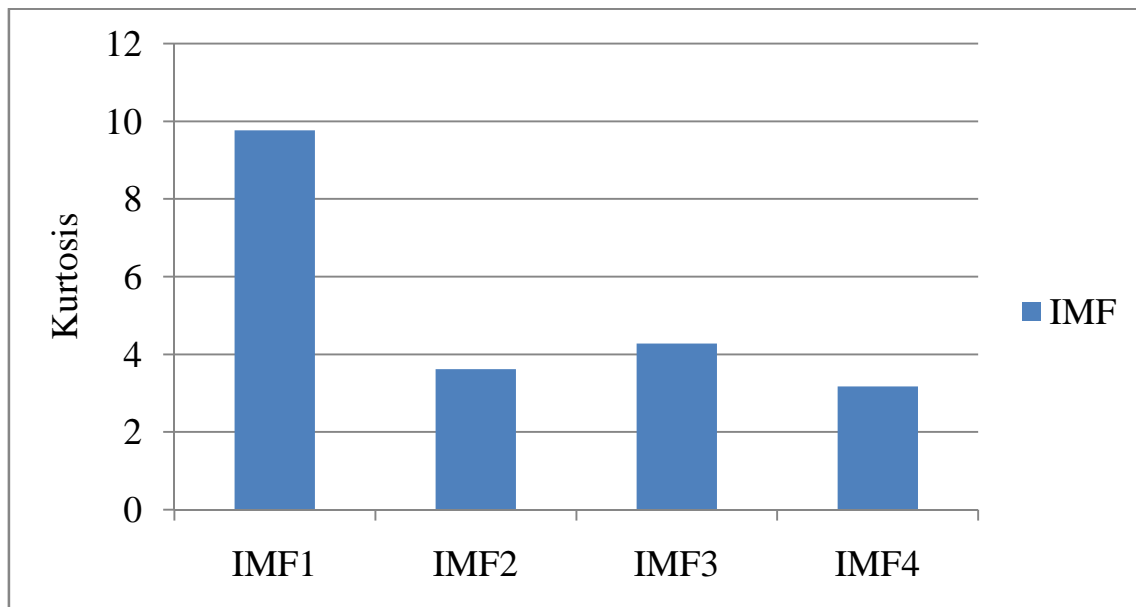


Figure IV.21. Kurtosis des IMFs du signal d'un défaut sur la bille

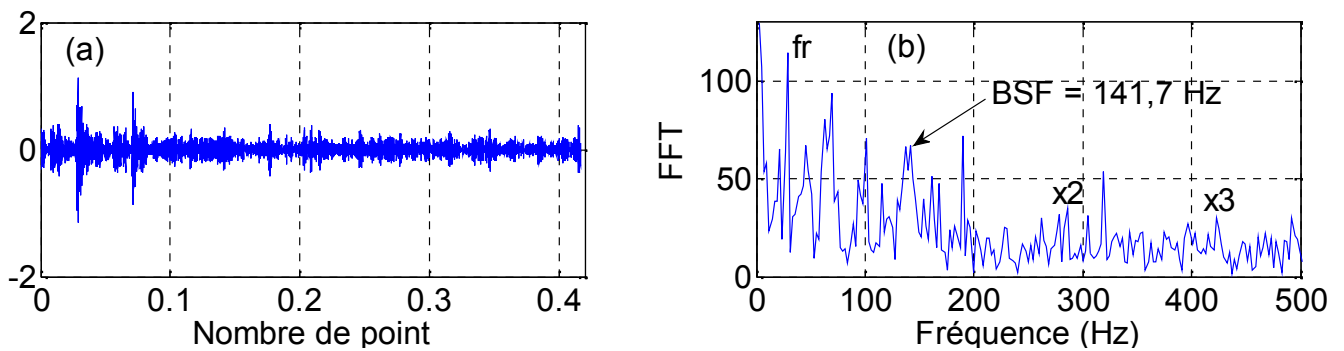


Figure IV.22. (a) IMF1 et (b) Son spectre d'enveloppe

4. Influence de la charge et de la taille du défaut

4.1. Influence de la charge

L'objectif de cette section est de voir si la charge appliquée sur le roulement a une influence sur la détection. La figure (IV.23) montre la variation du kurtosis de l'IMF optimal pour les quatre charge considérées et ceci dans le cas d'un défaut de 0.007" sur la bague intérieure. On constate clairement que le kurtosis augmente avec l'augmentation de la charge, donc la détection est beaucoup plus évidente lorsque le roulement est chargé. La figure (IV.24) montre les spectres d'enveloppe des IMFs sélectionnés. En domaine fréquentiel il est difficile de voir l'influence de la charge puisque pour les différents couples résistants la fréquence caractéristique du défaut et ses harmoniques sont claires sur les spectres d'enveloppe.

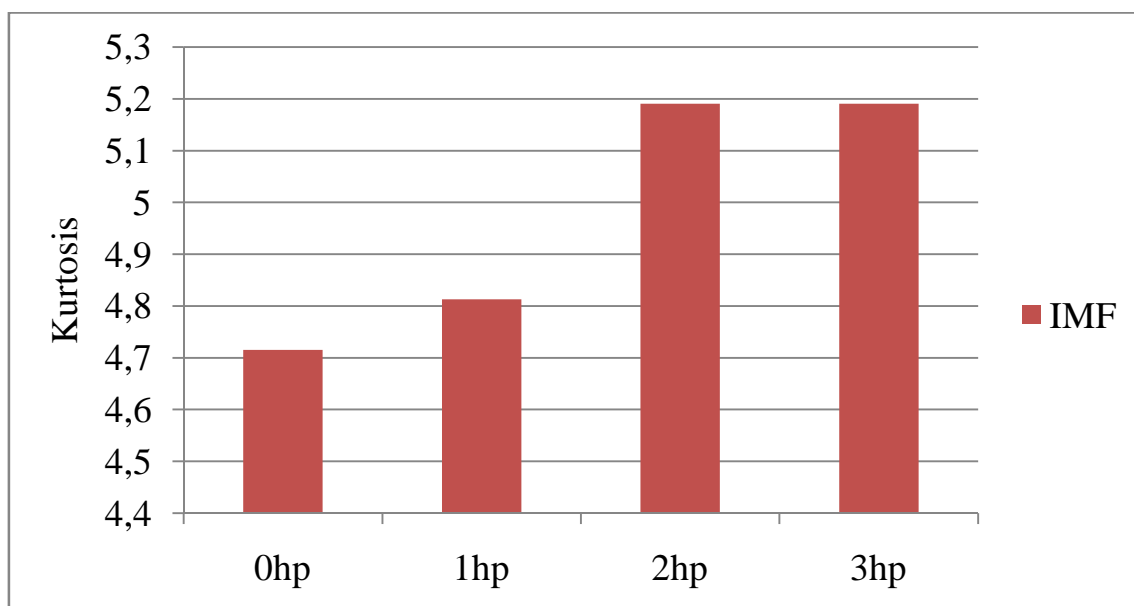


Figure IV.23. Kurtosis des IMFs en fonction de la charge (couple résistant) pour un défaut de 0.007" sur la bague intérieure

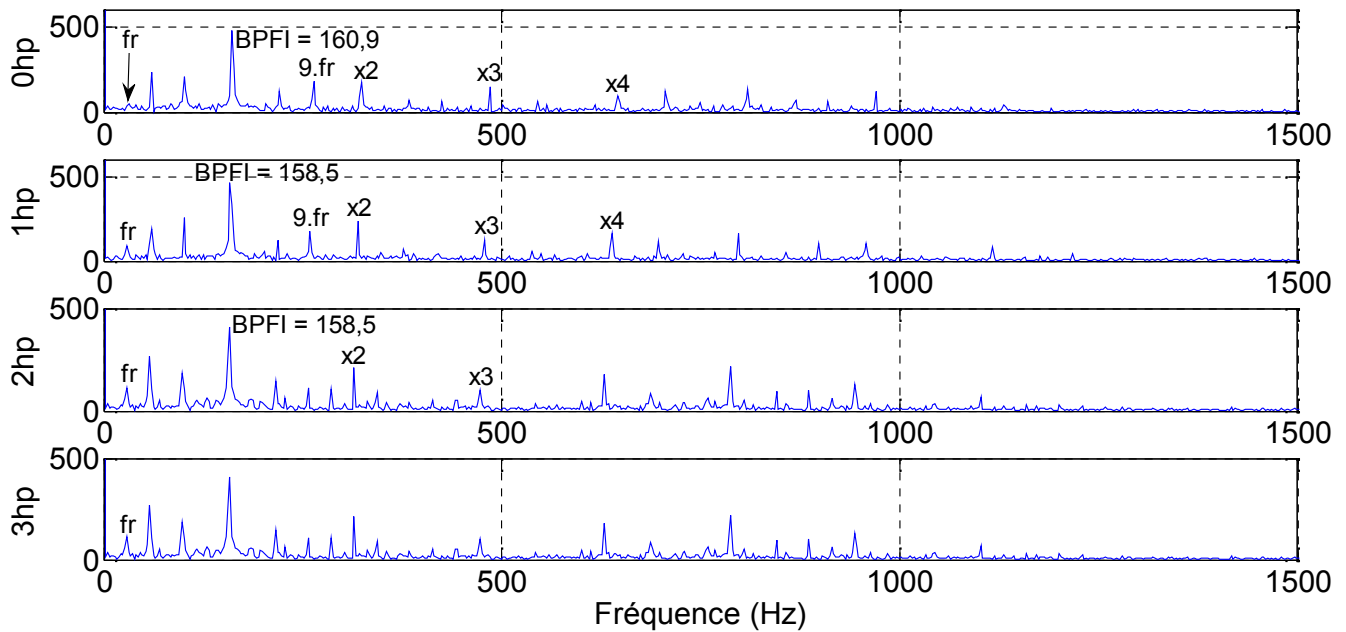


Figure IV.24. Spectres d'enveloppe des IMFs en fonction de la charge

4.2. Influence de la taille du défaut

La figure (IV.25) montre le kurtosis des IMFs sélectionnés en fonction de la taille du défaut et ceci dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure avec un couple résistant de 1 hp. On constate que le kurtosis augmente de 4.81 pour un défaut de 0.007" jusqu'à 23.14 pour un défaut de 0.014" ce qui est parfaitement logique. Le kurtosis décroît ensuite à 7.03 pour un défaut de 0.021" et décroît plus à 4.35 pour un défaut de 0.028". Cette tendance est en parfaite concordance avec la littérature puisque le kurtosis augmente avec l'augmentation de la taille du défaut jusqu'à ce que la taille devient excessivement grande où le kurtosis chute et ceci constitue l'inconvénient majeur du kurtosis.

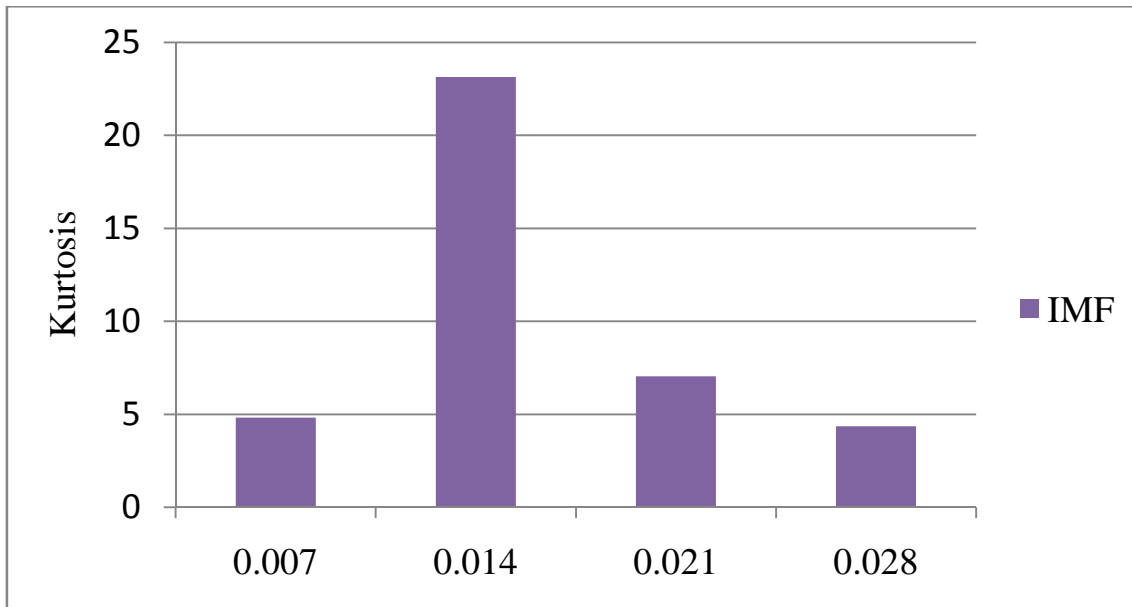


Figure IV.25. Kurtosis des IMFs en fonction de la taille de défaut pour un défaut sur la bague intérieure et un couple résistant de 1hp

La figure (IV.26) montre les spectres d'enveloppe des IMFs précédents. On constate la fréquence caractéristique du défaut sur la bague intérieure, par contre cette fréquence est quasiment absente sur le spectre d'enveloppe correspondant à une taille de 0.028" ce qui confirme les conclusions précédentes issues de la variation du kurtosis.

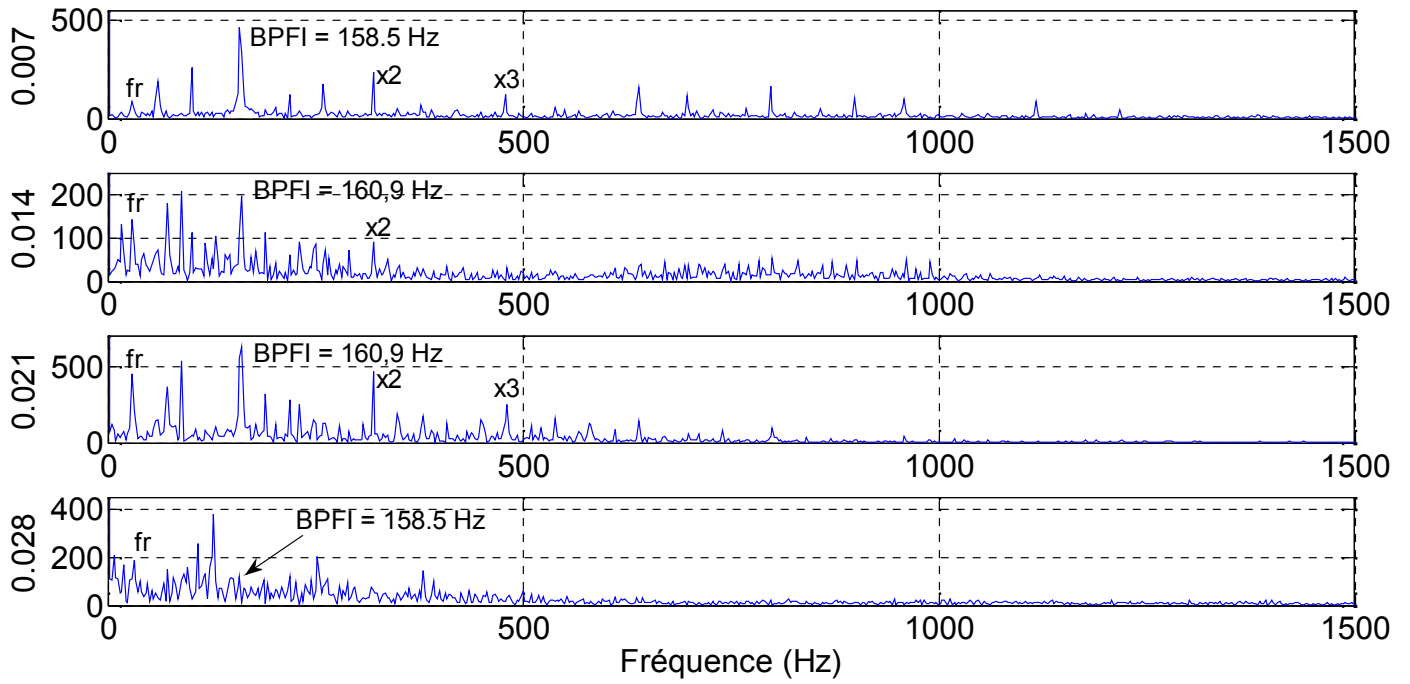


Figure IV.26. Spectres d'enveloppe des IMFs en fonction de la taille du défaut

5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre était destiné à l'application de l'EMD pour la détection des défauts de roulements à partir de signaux mesurés sur le banc d'essais de « Bearing Data Center ». Les résultats montrent la validité de la méthode proposée à détecter les différents types de défaut disponibles sur la base de données, à savoir défaut sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille.

L'étude de l'influence de la charge montre que le kurtosis augmente avec l'augmentation du couple résistant, c'est-à-dire que la détection du défaut est plus évidente en temporel pour des charges élevées, bien qu'en domaine fréquentiel cette différence n'était pas visible.

Concernant la taille du défaut les résultats montrent la tendance classique du kurtosis qui augmente avec l'augmentation de la taille du défaut mais qui décroît une fois cette taille devient excessive. Cette remarque a été validée en domaine fréquentiel.

Tableau 1 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un petit défaut sur la bague extérieure.

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
pe10200	360.4039	99.1106	65.6227	1.7813	3.0907
pe10400	3.1199	2.9353	5.5267	2.0696	1.5332
pe15400	2.9230	2.8093	2.2238	1.9856	4.1945
pe30400	2.7310	2.8089	3.7737	1.6856	2.5340
pe50400	1.8523	2.3758	1.7278	4.1190	2.5209
pe101600	7.0426	3.3950	3.0821	4.9522	3.2664
pe106400	7.1736	7.7405	7.2081	2.5851	3.1926
pe151600	3.3259	3.5392	3.3999	2.6657	3.0446
pe156400	6.9835	6.4538	3.1298	4.7046	3.5014
pe301600	3.0422	3.9328	3.9594	2.5114	2.5638
pe306400	4.7736	3.7735	3.5921	3.0578	2.4666
pe501600	2.7075	3.1209	2.6761	3.1088	2.4124
pe506400	3.8091	5.0209	3.4416	2.5414	2.1882
pe1012800	9.5242	10.2648	5.9131	3.6963	2.3442
pe1025600	7.4463	6.9317	7.1327	11.7212	6.9733
pe1512800	9.1199	17.6504	5.0390	3.4496	3.1549
pe1525600	4.8057	5.7119	4.1916	3.7929	4.3789
pe3012800	10.0046	7.9415	5.6005	8.2382	17.6572
pe3025600	4.4481	7.4639	6.8353	12.2715	3.9479
pe5012800	4.8713	7.8503	4.9833	3.1825	2.7808
pe5025600	7.2875	7.0820	6.9247	4.3197	2.9328

Tableau 2 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un petit défaut sur la bague intérieure.

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
pi10200	2.5900	2.7930	2.9290	2.2841	2.0809
pi10400	6.4248	6.4403	4.4832	3.2757	2.6031
pi15400	3.9946	3.4788	3.4413	2.5747	1.8427
pi30400	2.2773	2.7368	2.7595	2.2008	3.3595
pi50400	1.9876	2.0583	2.5900	2.5852	2.8198
pi101600	5.3339	11.5414	5.0567	5.3745	4.3098
pi106400	40.2562	8.1774	6.9115	5.7601	3.8378
pi151600	5.2947	5.7771	4.5743	3.6939	3.6230
pi156400	27.4450	6.9171	5.8129	5.1507	4.0706
pi301600	3.0393	2.7192	2.7964	3.0330	2.7370
pi306400	10.9125	6.0794	4.1391	2.4750	2.3725

pi501600	2.0700	3.0894	2.3674	2.6455	2.3502
pi506400	7.2789	3.4699	4.2250	8.3918	3.6858
pi1012800	18.3319	18.9246	9.7606	5.7598	7.8798
pi1025600	8.9321	26.7789	7.9370	3.3762	4.0186
pi1512800	28.7045	13.7120	13.3965	3.2023	3.1281
pi1525600	20.8221	12.9798	9.1432	3.6599	11.6475
pi3012800	9.2520	9.3475	4.1737	3.4758	3.2672
pi3025600	77.3829	12.3370	10.2806	4.0979	2.8450
pi5012800	11.0124	11.1660	4.9989	2.7689	2.9366
pi5025600	19.7548	15.8250	9.6242	4.6124	4.2083

Tableau 3 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un grand défaut sur la bague extérieure.

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
ge10200	2.9135	3.7331	2.6177	5.1108	1.5875
ge10400	2.7641	4.0303	3.5914	2.9034	2.1638
ge15400	4.4215	3.1243	3.1164	2.4261	1.7241
ge30400	3.1005	2.5761	2.5459	3.0107	2.5055
ge50400	1.8085	2.2398	1.7743	2.8163	3.2533
ge101600	3.9067	5.1818	3.4450	5.9712	3.9900
ge106400	8.8840	8.0176	7.1597	3.8525	5.1019
ge151600	4.8406	6.5785	4.2636	3.5367	3.0518
ge156400	7.1197	8.7876	6.0225	7.4988	5.1724
ge301600	4.8736	4.2186	3.7397	2.6370	2.9354
ge306400	4.7105	6.7557	6.2553	2.8341	3.3398
ge501600	3.3009	3.3927	2.2912	2.6124	2.2924
ge506400	7.0962	7.3284	3.1840	3.0593	1.8923
ge1012800	9.3755	8.3890	7.9317	3.0253	5.2508
ge1025600	15.0997	23.8725	15.4811	3.4969	6.0943
ge1512800	50.3232	7.6382	8.8804	7.5737	4.4317
ge1525600	17.9159	26.1806	10.2498	7.5302	4.4108
ge3012800	15.7891	8.5935	7.6393	6.4265	5.7209
ge3025600	22.9837	22.4362	13.9233	7.8654	7.0046
ge5012800	8.4760	11.7361	9.5716	3.3104	2.7023
ge5025600	19.8652	14.7146	7.2508	9.3725	14.1235

Tableau 4 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un grand défaut sur la bague intérieure.

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
gi10200	4.0592	4.0504	2.7535	2.0048	3.1123
gi10400	6.8394	7.1372	5.4361	3.2059	3.7185
gi15400	5.2715	4.9287	3.2348	3.6723	2.7632
gi30400	2.5679	2.6132	2.5472	2.3687	2.0912
gi50400	1.7231	2.6448	1.7387	2.7669	4.5834
gi101600	5.9680	7.1362	3.7574	3.7446	4.4593
gi106400	13.1194	5.8645	5.2388	5.2736	9.1035
gi151600	7.1432	5.6472	7.0218	3.9091	3.1599
gi156400	17.9968	12.6810	7.8584	5.8066	4.0593
gi301600	6.3793	9.5227	3.0492	3.5046	2.9039
gi306400	8.9187	7.9614	4.9212	3.1944	2.4952
gi501600	2.5235	3.0443	2.3931	3.0821	2.7431
gi506400	4.7176	3.9246	3.6077	2.7454	2.6926
gi1012800	16.1982	19.9990	10.6513	5.5253	16.3842
gi1025600	85.5322	27.1897	34.5828	29.7247	18.9800
gi1512800	36.3826	15.7181	7.4040	6.4853	3.9029
gi1525600	63.5961	41.7815	6.0652	8.6353	9.1030
gi3012800	12.8799	12.3900	10.1925	3.3325	2.9348
gi3025600	90.3019	11.1157	18.0727	8.3858	3.6203
gi5012800	9.4317	6.5110	3.2901	3.7196	2.8191
gi5025600	16.3253	6.2790	4.9745	5.6069	2.7802

Tableau 5 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un grand défaut sur la bille.

	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
db10200	4.2927	5.7301	2.2952	2.1525	3.5811
db10400	14.7529	32.4430	8.5646	2.7515	2.6852
db15400	9.2961	6.7650	8.7944	3.5886	1.9720
db30400	4.5405	2.9665	3.9893	1.9533	3.0740
db50400	1.8315	2.6187	1.7529	2.8472	2.3672
db101600	13.4935	16.4928	28.6524	5.5244	4.9099
db106400	56.8300	20.0609	16.2523	14.9939	16.8500
db151600	9.2963	14.7773	16.3011	6.4235	6.4840
db156400	93.5189	15.2223	18.2331	6.5991	6.4014
db301600	8.7262	6.0617	3.4665	3.5250	2.7817
db306400	4.6754	7.7824	3.2604	6.7959	4.9494

db501600	3.3647	4.0849	3.0029	3.3386	2.4015
db506400	10.3788	6.8595	4.8574	2.6984	3.0250
db1012800	12.7857	5.0246	6.9127	3.4066	2.8743
db1025600	12.7857	5.0246	6.9127	3.4066	2.8743
db1512800	2.3496	6.8187	9.7098	5.3716	2.9437
db1525600	9.1682	22.2446	19.7622	5.5678	4.8937
db3012800	8.4623	9.1676	7.4082	5.0901	4.1617
db3025600	41.4192	14.4661	9.6241	8.4263	4.5260
db5012800	6.4235	14.6228	8.6675	3.7718	3.3880
db5025600	14.3961	12.1492	8.8022	10.6072	4.8830

Tableau 1 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas sans défaut.

	Signal	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
sd_0hp	2.8522	3.1400	3.3094	8.9914	4.7716	3.3980
sd_1hp	2.8842	3.9256	2.7440	3.3911	3.8125	2.9926
sd_2hp	2.9874	3.1031	2.5868	3.1420	2.8942	2.3707
sd_3hp	2.9019	1.8918	2.7800	4.1503	2.9204	2.7273

Tableau 2 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure.

	Signal	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
be_0hp_7	7.6831	5.1079	7.7417	5.9083	3.3825	3.2618
be_0hp_14	2.9847	2.3156	2.9674	2.9514	2.7207	2.9900
be_0hp_21	22.6914	16.7069	21.4651	6.4710	8.7755	5.3450
be_1hp_7	7.4749	5.3523	7.8896	5.4022	3.8543	4.3247
be_1hp_14	2.8929	2.2961	3.1995	2.8608	3.5408	2.6613
be_1hp_21	15.0620	14.9761	11.9281	7.5045	14.2125	7.8935
be_2hp_7	7.6935	4.7538	6.1810	5.8533	3.1659	3.7368
be_2hp_14	3.1189	2.5743	3.3280	2.8106	2.9591	2.7063
be_2hp_21	20.7827	18.6763	17.2257	7.9556	10.9423	6.7383
be_3hp_7	8.0035	4.9355	6.6148	5.3363	3.1444	3.0127
be_3hp_14	3.1604	2.5944	3.1263	2.6349	3.3271	2.5144
be_3hp_21	20.6697	17.5481	15.6955	7.7774	8.9107	7.8933

Tableau 3 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure.

	Signal	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
bi_0hp_7	5.4352	4.7154	4.4498	3.4218	3.2664	2.7888
bi_0hp_14	20.5398	17.6593	19.2582	7.5134	5.6030	3.2153
bi_0hp_21	6.9419	6.8767	4.2232	3.4710	6.0915	3.7973
bi_0hp_28	3.4493	3.0725	3.3058	3.0440	3.0374	2.6591
bi_1hp_7	5.5061	4.8130	4.6565	3.3997	3.3821	2.7812
bi_1hp_14	27.6835	23.1401	11.8730	4.3944	3.3356	3.7574
bi_1hp_21	7.0940	7.0353	4.3270	4.0434	4.2385	2.9758
bi_1hp_28	3.1529	2.8542	3.7235	2.7081	4.3552	2.7137
bi_2hp_7	5.6165	5.1906	4.7491	3.1763	3.0505	3.5092
bi_2hp_14	22.2682	19.6527	9.3827	3.8432	3.4795	2.7138
bi_2hp_21	6.9789	6.9744	3.6403	4.1539	3.0050	3.4019

bi_2hp_28	3.2219	2.9681	2.9127	2.4756	3.1812	3.4425
bi_3hp_7	5.6165	5.1906	4.7491	3.1763	3.0505	3.5092
bi_3hp_14	16.5979	17.0554	3.1228	5.4455	4.9026	5.2398
bi_3hp_21	8.2836	8.3859	4.1113	3.5796	2.9867	2.7740
bi_3hp_28	3.3342	2.8994	4.1391	2.3684	3.5152	2.6806

Tableau 4 : Valeurs des kurtosis des différents IMFs pour le cas d'un défaut sur la bille.

	Signal	IMF 1	IMF 2	IMF 3	IMF 4	IMF 5
db_0hp_7	2.9667	2.8975	4.8112	2.6368	3.4511	2.5608
db_0hp_14	10.3272	12.2663	3.7624	3.0285	3.7329	2.8584
db_0hp_21	3.4152	3.2351	2.6267	3.1698	3.3964	2.9700
db_0hp_28	4.2084	4.1506	3.2937	3.7370	3.9951	4.0016
db_1hp_7	2.8525	2.6656	3.2181	2.8221	3.0102	2.4956
db_1hp_14	7.3409	8.0237	3.4819	4.0687	2.3417	2.7928
db_1hp_21	9.7681	9.7632	3.6143	4.2765	3.1766	2.2103
db_1hp_28	3.4256	3.3762	3.7263	3.3852	4.8868	4.2046
db_2hp_7	2.7111	2.5273	2.7923	3.0092	2.7796	2.4885
db_2hp_14	6.1411	7.6714	2.6560	3.4252	2.3413	2.5914
db_2hp_21	3.2657	3.0074	2.8509	2.7738	2.5898	2.5945
db_2hp_28	3.5074	3.4556	3.8029	3.8244	3.9505	3.3385
db_3hp_7	2.8433	2.6396	2.6659	2.7201	2.6269	2.4266
db_3hp_14	9.4204	12.9566	2.5593	3.7739	2.7924	3.1911
db_3hp_21	3.0506	2.9801	2.4107	2.5397	2.9946	2.4006
db_3hp_28	3.8319	3.7826	3.6804	3.9925	4.8754	5.1624

Conclusion Générale

Le travail de ce mémoire porte sur l'application d'une technique récente de traitement de signal appelée «Décomposition en Mode Empirique» ou «Empirical Mode Decomposition» en Anglais pour la détection des défauts de roulements. Le travail a été entièrement réalisé sur des signaux expérimentaux mesurés sur des roulements défectueux dans différentes configurations. Plusieurs paramètres ont été pris en considération notamment, le type du défaut, la vitesse de rotation du roulement, la fréquence maximale du signal mesuré, la charge (couple résistant) et la taille du défaut. Les signaux traités ont été mesurés sur le banc d'essais du Laboratoire Vibration-Acoustique de l'INSA de Lyon, France, et d'autres signaux ont été extraits de la banque de données internationale « Bearing Data Center ».

L'application de la Décomposition en Mode Empirique sur un nombre considérable de signaux a permis de mettre en évidence les performances de cette méthode en domaine temporel et fréquentiel. En temporel le gain apporté par la méthode proposée et quantifié par le kurtosis, tandis qu'en domaine fréquentiel la fréquence caractéristique du défaut est mise en évidence par le spectre d'enveloppe. Donc l'approche proposée combine l'EMD, le kurtosis et la transformée de Hilbert. L'étude de l'influence des paramètres variés a permis de cerner les conditions optimales d'utilisation de la méthode proposée afin de permettre la détection la plus fiable et la plus précoce possible.

Enfin nous pouvons dire que dans tous les signaux traités, la méthode proposée a donné des résultats très intéressants dans le sens où les défauts considérés sont à chaque fois détectés avec une bonne résolution. Ce travail pourrait, à notre avis, constituer une référence pour des travaux futurs visant l'application de la méthode proposée pour la détection d'autres défauts spécifiques de machines tournantes, en plus de ceux courants, comme ceux des engrenages par exemple. La méthode proposée serait également d'un grand intérêt dans d'autres domaines, comme celui de la prédiction des outils de coupe, ou la détection des imperfections dans les pièces usinées en tournage par exemple, ...etc.

RESUME

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur l'application de la Décomposition en Mode Empirique (EMD) pour la détection des défauts de roulements. Plusieurs signaux ont été mesurés sur des roulements défectueux dans plusieurs configurations.

Les performances de la méthode proposée, combinant l'EMD, le kurtosis et la transformée de Hilbert, sont testées dans deux bancs d'essais différents. Le premier banc est celui du Laboratoire Vibration-Acoustique de l'INSA de Lyon, France. Le deuxième est une banque de données internationale de « Bearing Data Center ».

Les résultats obtenus ont prouvé la validité de la méthode proposée dans différentes configurations et pour trois types de défauts : sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille. Plusieurs paramètres ont également été pris en considération afin d'optimiser les conditions d'utilisation de la méthode proposée, à savoir la vitesse de rotation, la fréquence d'échantillonnage, la taille du défaut et la charge appliquée au roulement.

Mots-clés : Décomposition en Mode Empirique (EMD), Transformée de Hilbert, Kurtosis, Intrinsic Mode Function (IMF), Spectre d'enveloppe





Université 8 Mai 1945 Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Mécanique



Master Maintenance Industrielle

Soutenance de la mémoire de fin d'étude

**Application de la méthode EMD (Empirical Mode Decomposition)
pour la détection des défauts de roulements**

Réalisé par :
KIRATI Mohamed Salah

Sous la direction de :
Dr. DJEBALA Abderrazek

2014-2015

PLAN D'EXPOSÉ

- ❖ Introduction générale
- ❖ Fondements théoriques de l'EMD
- ❖ Application sur un signal théorique
- ❖ Validations expérimentales
- ❖ Conclusion générale

INTRODUCTION GÉNÉRALE

- Les machines industrielles vibrent pendant leur fonctionnement, qu'elles soient en état neuf ou en état de défaillance. Le niveau de dégradation est donné ou quantifié par un indicateur calculé par un traitement du signal. Les indicateurs de surveillance et de diagnostic sont nombreux, on trouve des indicateurs statistiques, spectraux, énergétiques,etc.
- Les roulements sont des éléments essentiels dans une machine tournante. En effet, les pistes de roulement, chargées cycliquement, se dégradent par fatigue conduisant aux écaillages puis à la ruine du matériau. Lors de la mise en rotation, un train d'impulsion est généré par le défaut à une fréquence bien définie que l'on appelle « fréquence caractéristique » de défaut du roulement. Ce signal périodique est l'objet de l'application de nombreuses méthodes de détection de défaut.
- Dans ce travail, nous appliquons une méthode très récente de traitement de signal appelée « Décomposition en Mode Empirique » ou « Empirical Mode Decomposition » en Anglais, pour la détection des défauts de roulements. La validité de la méthode proposée est prouvée dans deux bancs d'essais différents où plusieurs paramètres ont été pris en considération afin d'optimiser les conditions d'utilisation de la méthode.

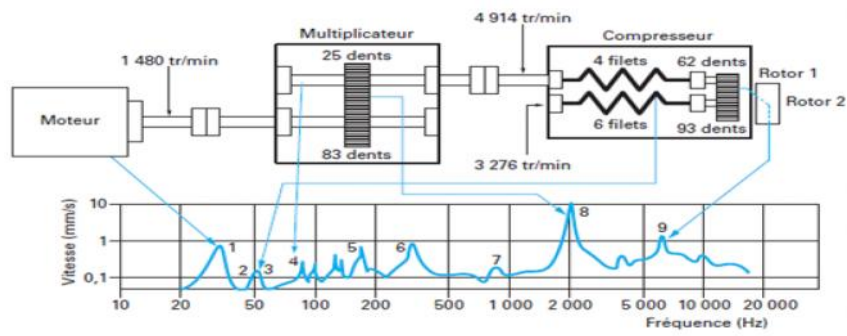


Figure 1. Exemple d'une analyse vibratoire d'une machine tournante

ASPECTS DE DÉTECTION DES ROULEMENTS



c) Défaut de
lubrification

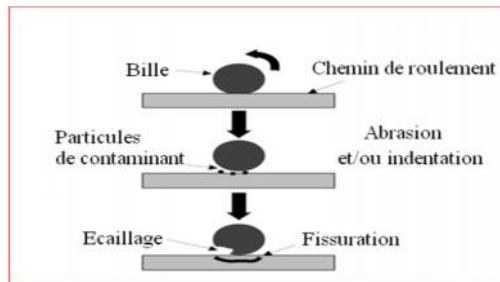
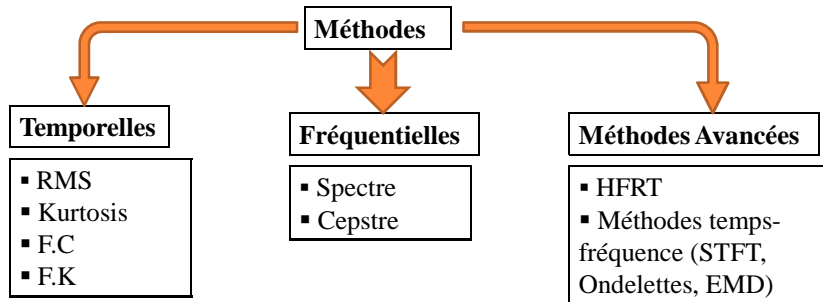


Figure 2. Défauts réels de roulements

MÉTHODES DE DÉTECTION DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS



L'EMD HISTORIQUE ET PRINCIPE

- ❖ La technique de Décomposition en Modes Empiriques (ou EMD pour "Empirical Mode Decomposition") est une méthode d'analyse de signal qui a été introduite par Norden Huang, ingénieur de la NASA, appliquée au départ en 1998, pour décomposer tout signal en une série de composantes oscillantes extraites directement de celui-ci de manière adaptative.
- ❖ Idéalement, ces IMFs sont des fonctions oscillantes, de moyenne nulle, et de plus, celles-ci reflètent les fréquences présentes localement dans le signal, depuis les plus hautes fréquences vers les plus basses. Le résidu est un terme basse-fréquence qui donne la tendance globale du signal. La décomposition en mode empirique est une méthode d'itération au cours de laquelle chaque estimation de mode est retranchée du signal analysé et où l'estimation du mode suivant est conduite à partir du signal résidu.
- ❖ Contrairement à la représentation temps – fréquence (RTF) ou aux ondelettes, la base de décomposition de l'EMD est intrinsèque au signal.

Exemple d'application : Analyse EMD d'un signal simulé

Etape 0 : On initialise le signal $x(t)=ho(t)$

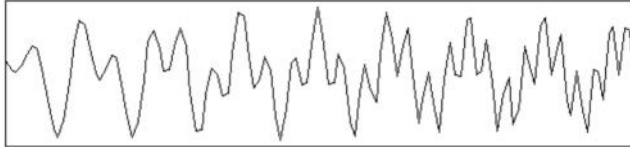


Figure 3. Représentation du signal $x(t)$

Etape 1 :

- Identifier les extremas et les minimas locaux du signal $x(t)$.
- Calcul de l'enveloppe supérieure $E_s(t)$ et inférieure $E_i(t)$ par interpolation (splines cubiques).

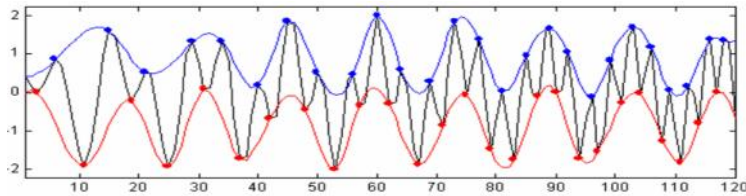


Figure 4. Enveloppe supérieure et inférieure obtenues par interpolation des maximas et minimas locaux

Etape 2 :
$$m_1(t) = \frac{env_{sup} + env_{inf}}{2} \quad (3)$$

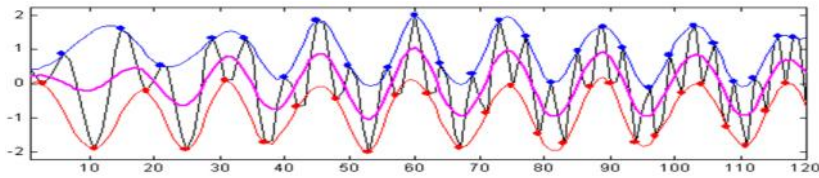


Figure 5. Moyenne locale du signal $x(t)$

$$h_1(t) = h_0(t) - m_1(t) \quad (4)$$

Si $h_1(t)$ est un IMF, on prend la moyenne $m_1(t)$ et on la traite comme un signal d'origine.

Si $h_1(t)$ n'est pas un IMF on le prend comme signal d'origine et on fait le même travail jusqu'à l'obtention d'un IMF.

$$x(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r_k \quad (5)$$

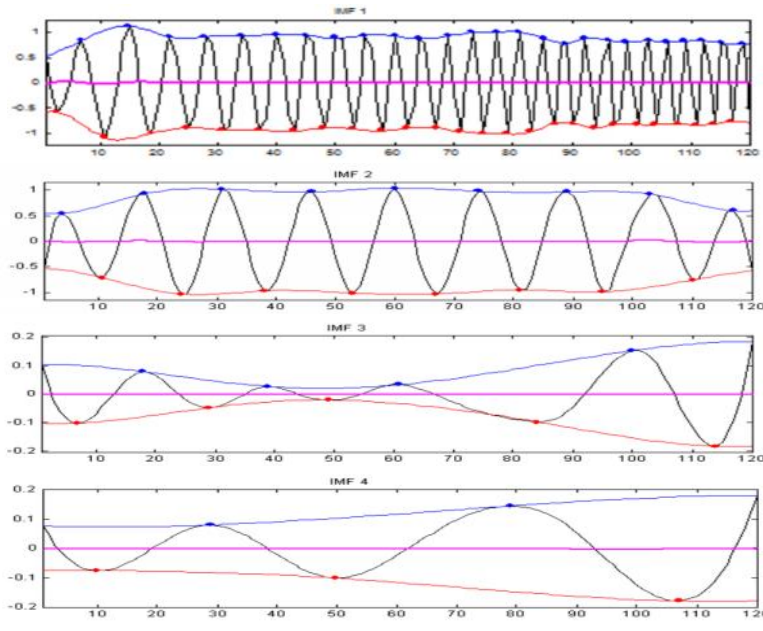
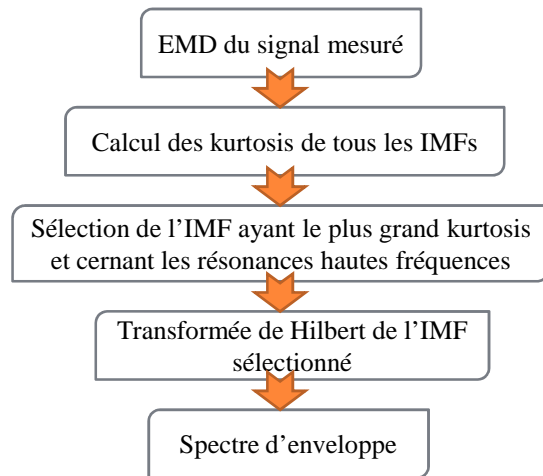


Figure 6. Différentes composantes IMF

MÉTHODE PROPOSÉ



APPLICATION DE L'EMD POUR LA DÉTECTION DES DÉFAUTS DE ROUEMENTS

APPLICATION SUR LE BANC D'ESSAIS DU LVA, INSA DE LYON
FRANCE

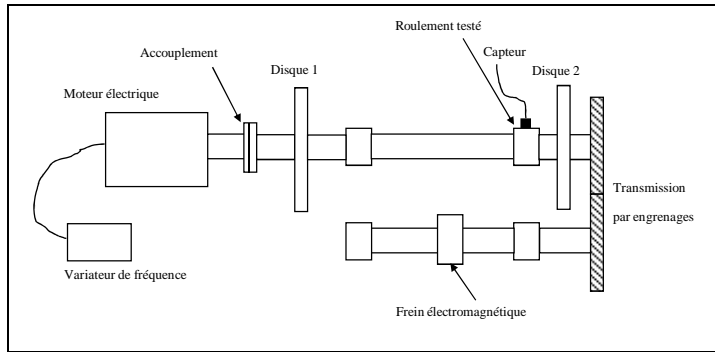


Figure 7. Schéma constitutif du banc d'essai

PHOTOS DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS

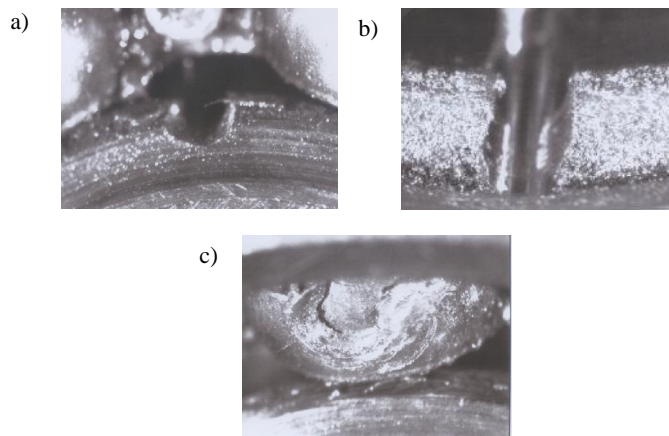


Figure 8. Photos de quelques défauts simulés : (a) Petit défaut sur la bague intérieure, (b) Grand défaut sur la bague extérieure, (c) Défaut sur la bille. Echelle 16/1

APPLICATION SUR UN SIGNAL D'UN DÉFAUT SUR LA BAGUE EXTÉRIEURE

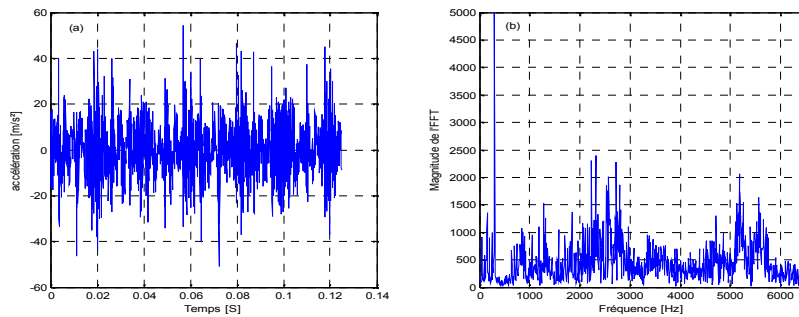


Figure 9. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre. Roulement 6200 avec un défaut sur la bague extérieure, $N=50$ Hz, [0-6400] Hz

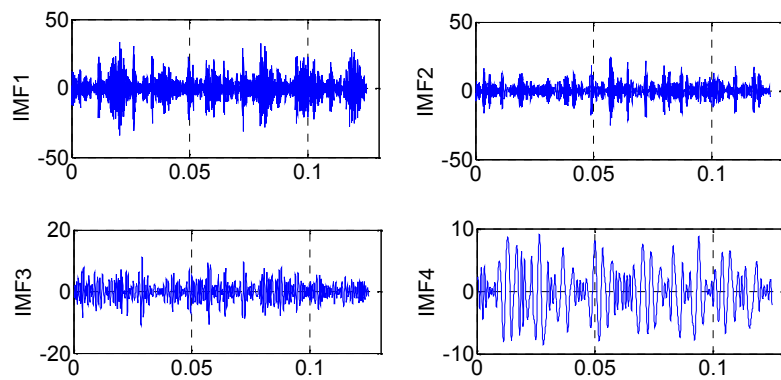


Figure 10. Les quatre premières IMFs issus de l'EMD du signal du défaut sur la bague extérieure

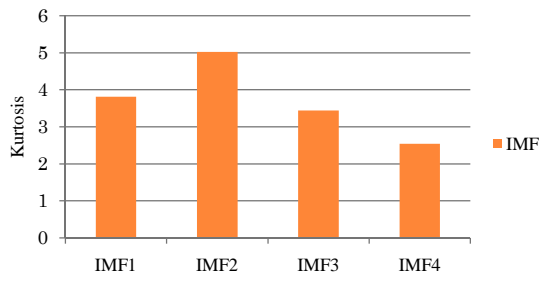


Figure 11. Kurtosis des IMFs de la figure (10)

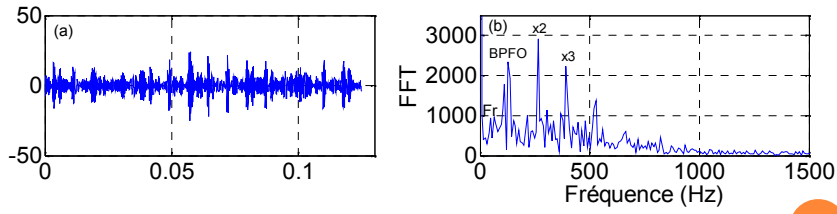


Figure 12. (a) IMF2 et (b) Son spectre d'enveloppe

INFLUENCE DE LA VITESSE DE ROTATION ET DE LA FRÉQUENCE MAXIMALE

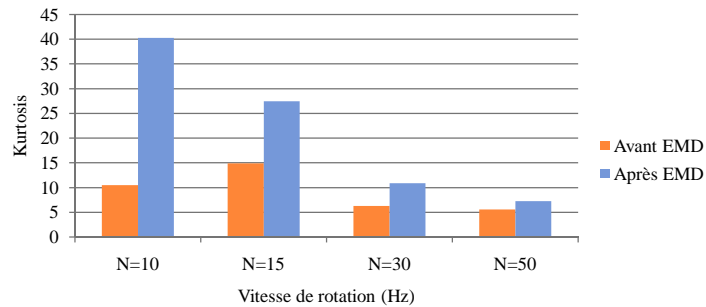


Figure 13. Kurtosis en fonction de la vitesse de rotation pour un défaut sur la bague intérieure. $F_e=16384$ Hz

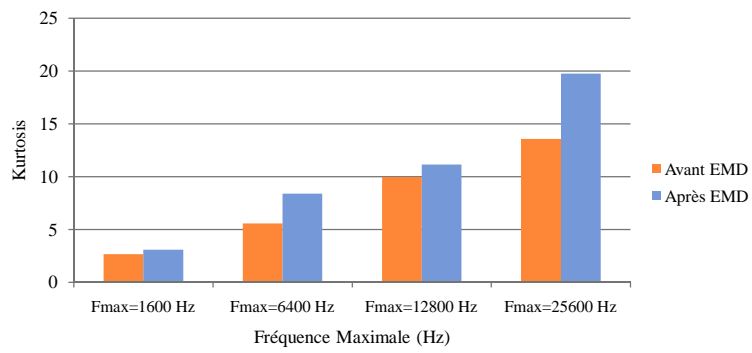


Figure 14. Kurtosis en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour un défaut sur la bague intérieure. N=50 Hz

**APPLICATION DE L'EMD POUR LA
DÉTECTION DES DÉFAUTS DE ROULEMENTS**
*APPLICATION SUR LE BANC D'ESSAIS DU « BEARING DATA
CENTER »*

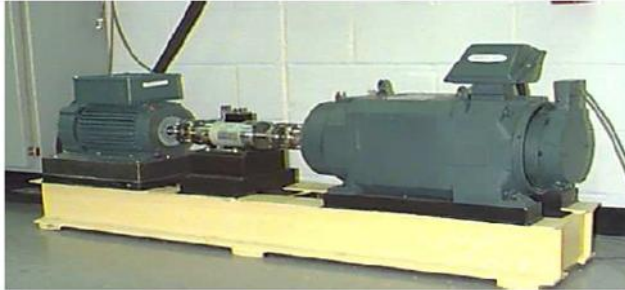


Figure 15. Banc d'essais de roulements

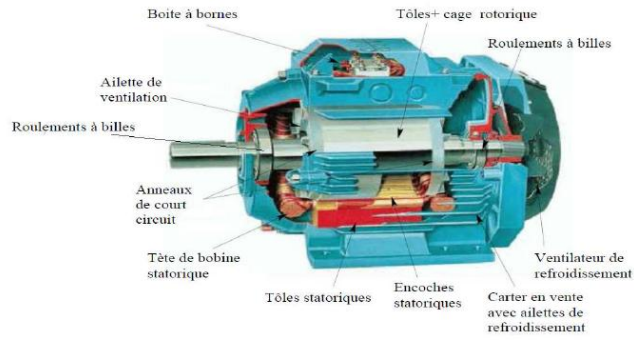


Figure 16. Coupe d'un moteur électrique

- ✓ 6205-2RS JEM de la marque SKF
- ✓ 0, 1, 2, 3 Hp (Horse Power)
- ✓ 0.007", 0.014", 0.021" et 0.028"
- ✓ Les signaux sont échantillonnés à 12 KHz et chaque signal contient 243938 points (5000 premiers points).

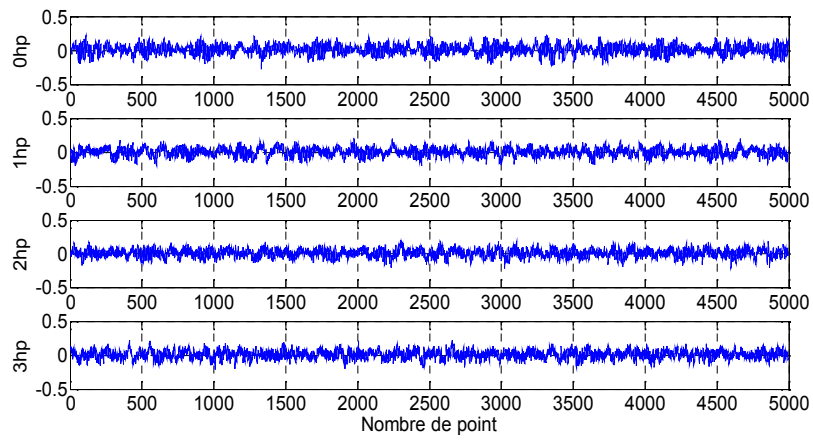


Figure 17. Signaux du cas sans défauts pour différents couples résistants

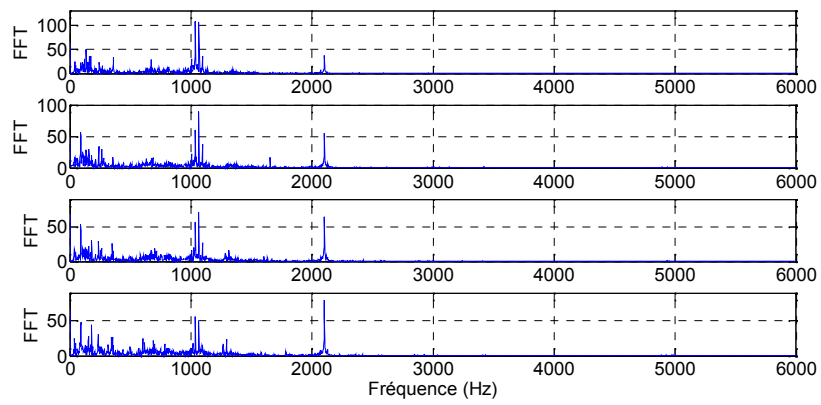


Figure 18. Spectres du cas sans défaut pour différents couples résistants

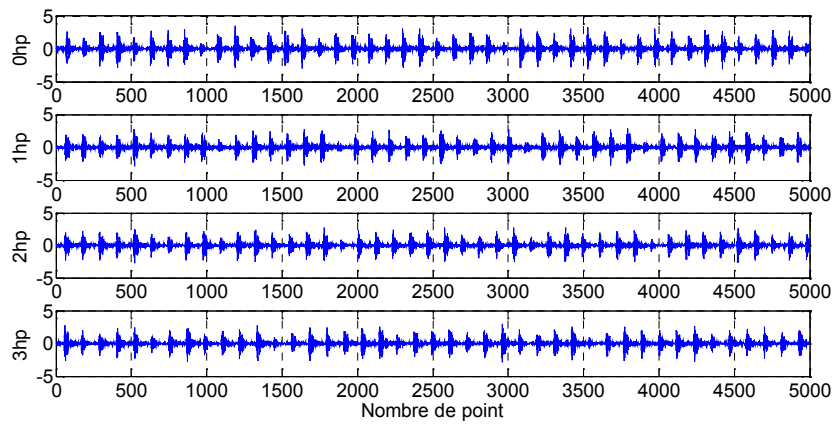


Figure 19. Signaux du cas avec un défaut de 0.007" sur la bague extérieure pour différents couples résistant

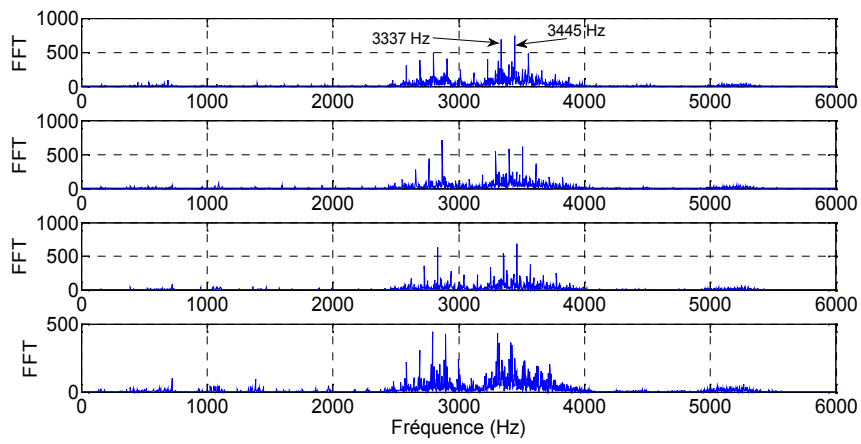


Figure 20. Spectres du cas avec un défaut de 0.007" sur la bague extérieure pour différents couples résistant

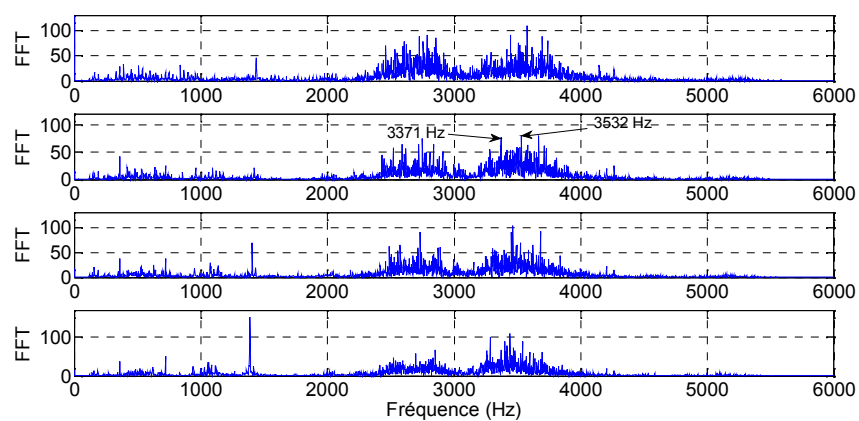


Figure 21. Spectres dans le cas d'un défaut de 0.014" sur la bague intérieure pour différents couples résistants

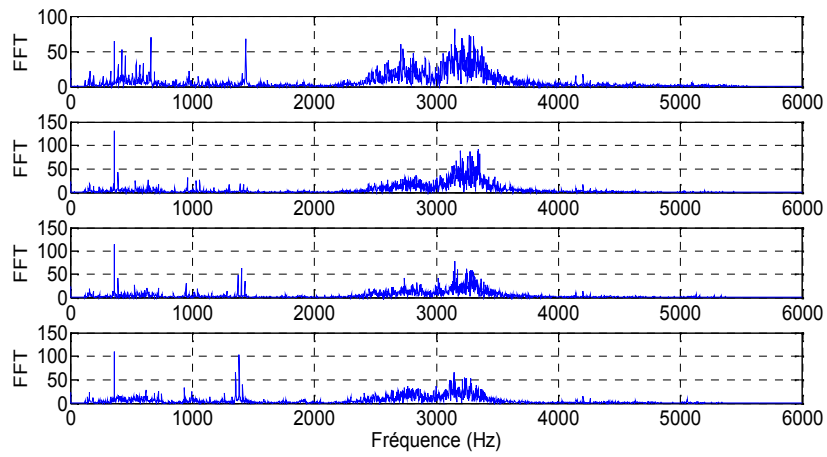


Figure 22. Spectres dans le cas d'un défaut de 0.021" sur la bille pour différents couples résistants

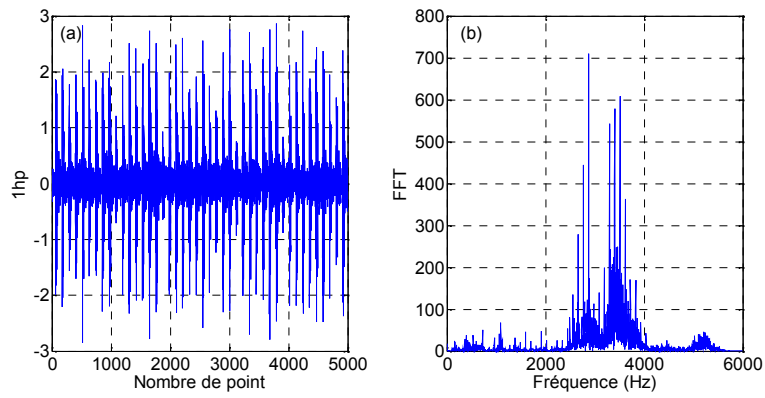


Figure 23. (a) Signal mesuré et (b) Son spectre, pour un défaut de 0.007" sur la bague extérieure et un couple résistant de 1hp

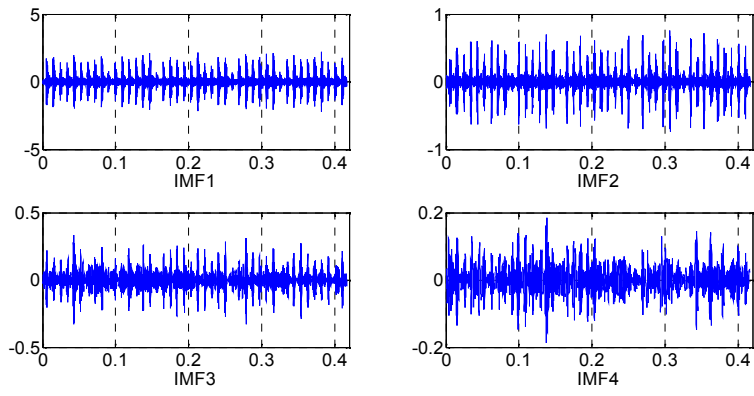


Figure 24. Les quatre premières IMFs du signal d'un défaut sur la bague extérieure

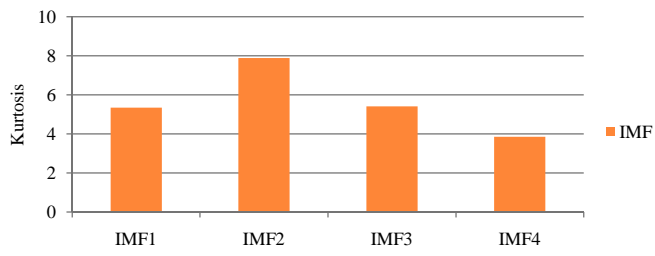


Figure 25. Kurtosis des IMFs du signal du défaut sur la bague extérieure

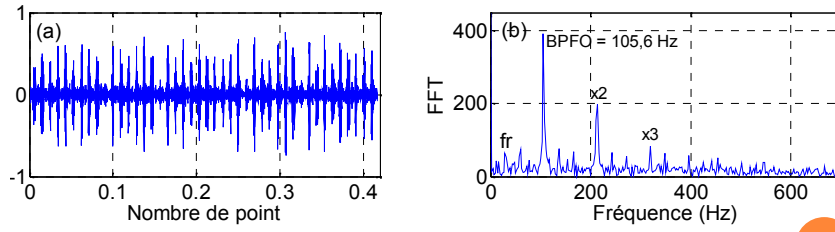


Figure 26. (a) IMF2 et (b) Son spectre d'enveloppe

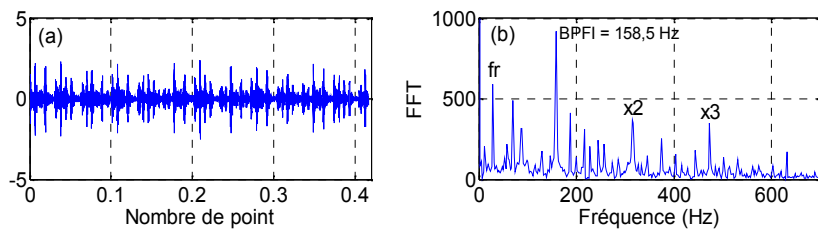


Figure 27. (a) IMF1 et (b) Son spectre d'enveloppe

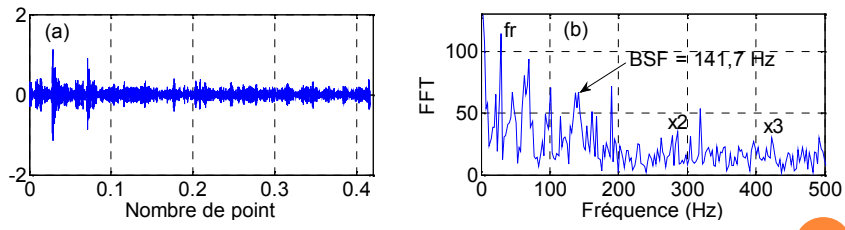


Figure 28. (a) IMF1 et (b) Son spectre d'enveloppe

INFLUENCE DE LA CHARGE

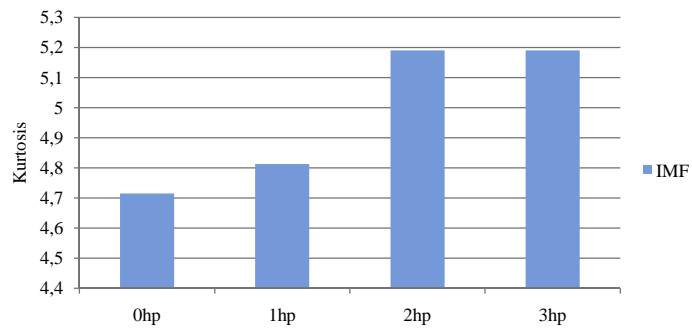


Figure 29. Kurtosis des IMFs en fonction de la charge (couple résistant) pour un défaut de 0.007" sur la bague intérieure

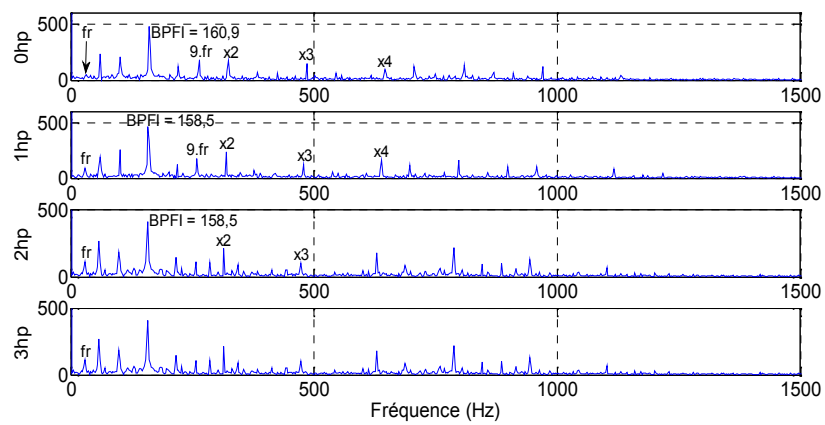


Figure 30. Spectres d'enveloppe des IMFs en fonction de la charge

INFLUENCE DE LA TAILLE DU DÉFAUT

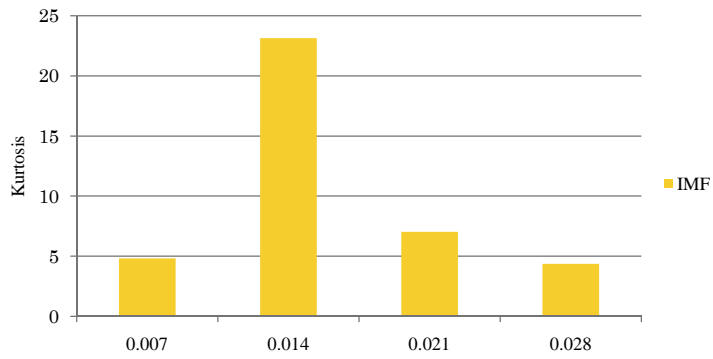


Figure 31. Kurtosis des IMFs en fonction de la taille de défaut pour un défaut sur la bague intérieure et un couple résistant de 1hp

INFLUENCE DE LA TAILLE DU DÉFAUT

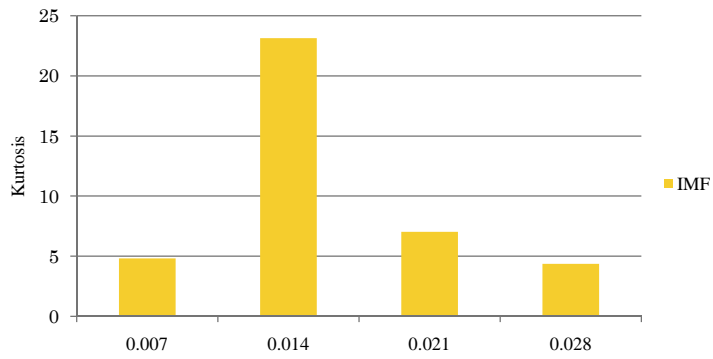


Figure 31. Kurtosis des IMFs en fonction de la taille de défaut pour un défaut sur la bague intérieure et un couple résistant de 1hp

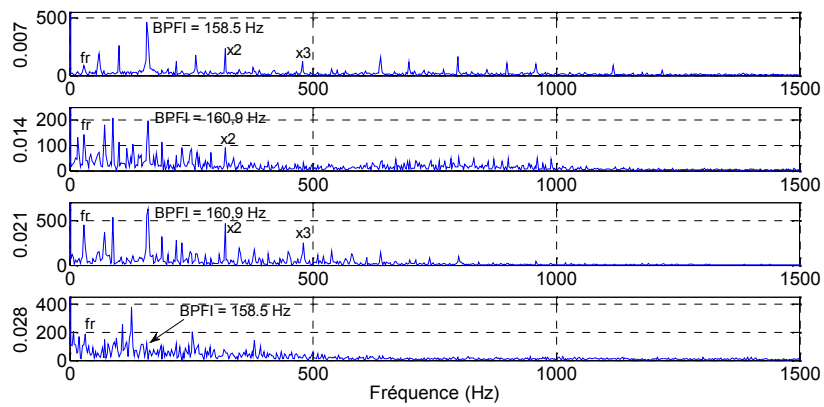


Figure 32. Spectres d'enveloppe des IMFs en fonction de la taille du défaut

CONCLUSION GÉNÉRALE

❖ Le travail de ce mémoire porte sur l'application d'une technique récente de traitement de signal appelée «Décomposition en Mode Empirique» pour la détection des défauts de roulements. Le travail a été entièrement réalisé sur des signaux expérimentaux mesurés sur des roulements défectueux dans différentes configurations.

❖ Plusieurs paramètres ont été pris en considération notamment, le type du défaut, la vitesse de rotation du roulement, la fréquence maximale du signal mesuré, la charge (couple résistant) et la taille du défaut.

❖ L'application de la Décomposition en Mode Empirique sur un nombre considérable de signaux a permis de mettre en évidence les performances de cette méthode en domaine temporel et fréquentiel. En temporel le gain apporté par la méthode proposée et quantifié par le kurtosis, tandis qu'en domaine fréquentiel la fréquence caractéristique du défaut est mise en évidence par le spectre d'enveloppe.

❖ Enfin nous pouvons dire que dans tous les signaux traités, la méthode proposée a donné des résultats très intéressants dans le sens où les défauts considérés sont à chaque fois détectés avec une bonne résolution. La méthode proposée serait également d'un grand intérêt dans d'autres domaines, comme celui de la prédiction des outils de coupe, ou la détection des imperfections dans les pièces usinées en tournage par exemple, ...etc.



Merci pour votre
attention

Références bibliographiques

- [1] X. Milisen. Comparaison de différentes méthodes de détection de défauts dans les roulements, Revus Scientifique des ISILF n°20, 2006, 158-171.

- [2] H. Boughouas. Analyse des défauts de denture et leurs influences sur les transmissions mécaniques par engrenages, Thèse de Magister, Université de Mantouri, Constantine 2007.

- [3] A. Boulenger. Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations Technique de L'ingénieur MT 9 285.

- [4] H. Fenineche. Application des réseaux de neurones artificiels au diagnostic des défauts des machines tournantes, Thèse magister, UFAS 2008.

- [5] M. Djouada. Etude des performances de la classification par couplage réseaux de neurones artificiels (RNA) – algorithmes génétiques (AG) : application au diagnostic vibratoire, Thèse magister, UFAS. 2008.

- [6] C. Breneur. Éléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenage et de roulements, Thèse de l'INSA de Lyon, Décembre 2002.

- [7] B. Trajin. Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones, Thèse de l'université de TOULOUSE, 2009.

- [8] S. Ericssona, G. Niklas, J. Elin, L.E. Perssona, R. Sjobergb, J.O. Stromberg : Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines, Mechanical Systems and Signal Processing, 19 (2005) 509–535

- [9] Z. Kiral, K. Hira. Vibration analysis of rolling element bearings with various defects under the action of an unbalanced force, Mechanical Systems and Signal Processing, 20 (2006) 1967–1991.

- [10] A. Boulenger, C. Pachaud. Aide mémoire : Surveillance des machines par analyse des vibrations, Edition Dunod, Paris 2009.

- [11] I. Touafek. Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes (WT), Thèse de magister, Université de FERHAT ABBAS-SETIF.
- [12] S. Bourdim. Méthodes ondelettes et Bayésiennes pour le diagnostic : Application aux machines asynchrones, Thèse de Magister, 04/07/2011.
- [13] C. Damerval. Ondelettes pour la détection de caractéristiques en traitement d'images, Thèse de l'université JOSEPH FOURIER (Grenoble I), 2008.
- [14] J.C. Cexus. Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT), Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 12 décembre 2005.
- [15] H. Liag, Q.H. Lin, J.D.Z. Chen. Application of the empirical mode decomposition to analysis of Esophageal Manometric Data in gastroesophageal reflux disease, IEEE vol 52, NO 10, 2005.
- [16] L. Hong-guang, M. Guang. Harmonic component extraction from a chaotic signal based on empirical mode decomposition method, Applied Mathematics and Mechanics, 27(2):221-225, 2006.
- [17] S. Gada. Décomposition Modale Empirique : Application à l'analyse de la texture, Mémoire de Magister, Université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 31/10/2013.
- [18] D. Yu, C. Junsheng, Y. Yu. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings, Mechanical Systems and Signal Processing, 19 (2005) 259-270.
- [19] Q. Gao, C. Duan, H. Fan, Q. Meng. Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition. Mechanical Systems and Signal Processing, 22 (2008) 1072-1081.

- [20] D. Qiu, Y. Shunian. Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (2007) 2634–2644.
- [21] G.F. Bin, J.J. Gao, X.J. Li, B.S. Dhillon. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets-Empirical mode decomposition feature extraction and neural network, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 27 (2012) 696-711.
- [22] G. Wei, W. Peter. Tse. Alexandar Djordjevich. Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition, *Measurement*, 45 (2012) 1308-1322.
- [23] M. Pan, W. Tsao. Using appropriate IMFs for envelope analysis in multiple fault diagnosis of ball bearings, *International Journal of Mechanical Sciences*, 69 (2013) 114-124.
- [24] J. Dybala, Z. Radoslaw. Rolling bearing diagnosing method based on Empirical Mode Decomposition of machine vibration signal, *Applied Acoustics*, 77 (2014) 195-203.
- [25] M. Kedadouche, T. Tahan, A. 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.
- [26] L. Yaguo, L. Jing, H. Zhengjia, J. Ming. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35 (2013) 108-126.
- [27] A. Djebala. Application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2008.

CHAPITRE I

CHAPITRE II

CHAPITRE III

CHAPITRE IV

ANNEXES

