

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE FERHAT ABBAS - SETIF
UFAS (ALGERIE)

MEMOIRE

Présenté à l'Institut d'Optique et Mécanique de Précision
Pour l'obtention du Diplôme de

MAGISTER

Filière : Optique et Mécanique de Précision

Option : Mécanique appliquée

Par

Mr. TOUAFEK Ishak

THEME

**Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts
mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes (WT)**

Soutenu le :

devant le jury d'examen :

OUAKDI El Hadj	M.C « A »	Université de Sétif	Président
FELKAOUI Ahmed	M.C « A »	Université de Sétif	Rapporteur
HAMOUDA Abdellatif	M.C « A »	Université de Sétif	Examineur
DJEDDOU Ferhat	M.C « A »	Université de Sétif	Examineur

Dédicace

A mes parents
A mes frères
A ma sœur
A toute la famille

Remerciement

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au Laboratoire de Mécanique de Précision Appliquée (LMPA), de l'Institut d'Optique et Mécanique de Précision (UFAS-SETIF) au sein du groupe Diagnostic et Surveillance des Machines Tournantes.

*Mes remerciements s'adressent tout d'abord à Monsieur **Felkaoui Ahmed**, Maitre de conférences à IOMP-UFAS. Je le remercie pour sa disponibilité et ces précieux conseils. Je voudrais le remercier aussi pour toute la confiance qu'il a eue en moi, pour sa patience et son soutien.*

*Je suis très reconnaissant de l'honneur que m'a fait Monsieur **Ouakdi El Hadj**, Maitre de conférences à IOMP-UFAS, pour avoir accepté de présider mon jury. J'exprime également ma reconnaissance à Messieurs **Djeddou Ferhat**, Maitre de conférences à l'université de Sétif, et à monsieur **Hamouda Abdellatif**, Maitre de conférences à IOMP-UFAS, pour leur participation à ce jury.*

Durant ces années passées à l'IOMP, j'ai pu apprécier l'amitié de certaines personnes qui, au-delà de l'ambiance très amicale qu'ils ont créée, m'ont toujours apporté leur soutien dans les moments critiques. Je voudrais remercier très sincèrement mes collègues, et l'ensemble du personnel de l'institut d'optique et mécanique de précision.

Ma gratitude et mes très sincères remerciements s'adressent à ma famille, qui m'a toujours encouragé, et soutenu dans les moments difficiles.

Enfin, je tiens à exprimer ma gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué scientifiquement et humainement à la réalisation de ce travail.

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I	
I.1 Introduction	3
I.2 Généralité sur les signaux	3
I.2.1 Qu'est ce qu'un signal ?.....	3
I.2.2 Types de signaux.....	3
I.2.2.1 Signaux déterministes	3
I.2.2.2 Signaux aléatoire	4
I.2.3 L'échantillonnage:.....	4
I.2.4 Résolution.....	5
I.3 Notions sur la maintenance	5
1.3.1 La maintenance préventive.....	7
1.3.1.1 La maintenance conditionnelle	7
1.3.1.2 Maintenance systématique	7
1.3.2 La maintenance corrective.....	8
1.3.2.1 La maintenance palliative.....	8
1.3.2.2 La maintenance curative.....	8
1.4 Les défauts dans les machines.....	9
1.4.1 Défauts liés aux arbres	9
1.4.1.1 Le balourd.....	9
1.4.1.2 Le désalignement	10
1.4.1.2.1 Délignage.....	10
1.4.2 Les défauts des engrenages.....	11
1.4.2.1 Définition.....	11
1.4.2.2 La fréquence d'engrènement	11
1.4.2.3 Signatures vibratoires des défauts d'engrènement :.....	12
1.4.2.4 Défauts répartis.....	14
1.4.2.5 Défauts localisés.....	15
1.4.3 Constituant d'un roulement à billes et ses fréquences caractéristiques	15
1.4.3.1 Défauts liés aux paliers à roulements.....	16
a) Défauts indépendants de la fatigue	16
b) Défauts dépendants de la fatigue	17
1.4.3.2 Sources des défauts sur les roulements à billes.....	17
1.4.3.2.1 Défauts de montage.....	17
- a- Corrosion.....	17
-b- Défaut de lubrification.....	18
1.4.3.3 Fréquences caractéristiques pour les défauts d'un roulement	18
a) Défaut sur la bague intérieure.....	19
b) Défaut sur la bague extérieure	20
c) Défaut sur la cage.....	20
d) Défaut sur l'élément roulant	20
1.5 La surveillance.....	21
1.5.1 La détection	21
1.5.2 Le diagnostic.....	21
1.6 Techniques d'analyse des signaux vibratoires.....	22
1.6.1 Analyse temporelle.....	22
1.6.2 Analyse spectrale par les indicateurs spectraux.....	22
1.6.2.1 Analyse fréquentielle.....	23
1.6.2.2 L'analyse de l'enveloppe.....	23

1.6.2.3 L'analyse cepstrale.....	24
1.6.3 Méthodes non stationnaires et non linéaires.....	25
1.6.3.1 Analyse temps fréquence.....	25
1.6.3.2 Analyse temps-échelles.....	26
1.6.3.3 la décomposition en mode empirique (EMD)	26
1.6.4 Analyse statistique par indicateurs scalaires.....	26
1.7 Conclusion.....	28

Chapitre II

II.1 Introduction	29
II.2 Transformée en ondelettes.....	29
II.2.1 Historique des ondelettes.....	29
II.2.2 Définition d'une ondelette.....	30
II.2.3 La famille d'ondelettes	31
II.2.3.1 Ondelette de Haar	31
II.2.3.2 Ondelettes de Daubechies	31
II.2.3.3 Les symlets de Daubechies	32
II.2.3.4 Ondelette de Morlet	32
II.2.3.5 Ondelette chapeau mexicain	33
II.2.3.6 Ondelettes de Meyer	33
II.2.4 Ondelettes et résolution temps-échelle.....	34
II.2.5 La transformée en ondelette.....	35
II.2.5.1 La transformée en ondelette continue (TOC).....	36
II.2.5.2 La transformée en ondelette discrète (TOD).....	37
II.6.2 La multi-résolution	37
II.2.7 La transformée en paquet d'ondelettes.....	38
II.2.8 Choix de l'ondelette et le nombre de niveau de calcul pour la décomposition	39
II.3 La décomposition en mode empirique (EMD).....	40
II.3.1 Introduction.....	40
II.3.2 Propriété EMD	40
II.3.3 Algorithme de Tamisage pour EMD.....	41
II.4 Bibliographie sur l'application de l'EMD et les ondelettes dans le diagnostic des machines tournantes	44
II.14 Conclusion.....	49

Chapitre III

III.1 Introduction	50
III.2 Bruit.....	50
III.3 Modèle mathématique de défauts d'engrenage.....	50
III.4 Calcul des indicateurs scalaires.....	52
III.5 Application de l'EMD sur le signal modélisé sans bruit	54
III.6 Application de l'EMD sur le signal modélisé avec bruit.....	55
III.7 Application des ondelettes sur le signal d'engrenage modélisé	58
a) Avec défaut et sans bruit.....	58
b) Avec défaut et bruit.....	63
III.8 Modèle mathématique d'un roulement	66
III.8.1 La simulation analytique de défauts.....	66
Exemple 1.....	67

Exemple 2.....	69
III.8.2 Application de l'EMD sur le signal modélisé sans bruit.....	71
III.8.3 Application de l'ondelette sur le signal simulé de roulement.....	74
III.8.3.1 Signal avec défaut et sans bruit.....	74
III.8.3.2 Signal avec défaut et bruit.....	76
III.8 Conclusion	78

Chapitre IV

IV.1 Introduction	80
IV.2 Le banc d'essai d'engrenage CETIM	80
IV.3 Signaux CETIM	81
IV.3.1 Présentation des signaux	81
IV.3.2 Indicateurs scalaires statistiques sur une large bande sans prétraitement	83
IV.3.3 calcul des indicateurs de surveillance dans des bandes étroites sans prétraitement.	84
IV.3.4 Les indicateurs fréquentiels	86
IV.4 Application de l'EMD sur les signaux CETIM	87
IV.5 Application de l'ondelette sur les signaux CETIM	90
IV.5.1 Calcul le niveau de décomposition n_{LS}	90
IV.6 Signaux de roulement	94
IV.6.1 Présentation de banc d'essais	94
IV.6.2 Diagnostic les roulements	96
IV.6.2 .1 Effet de la charge (couple résistant) pour le cas sain (sans défaut)	97
IV.6.2 .2 Effet du diamètre du défaut.....	97
IV.7 Application de l'EMD sur les signaux de roulement de DATA BEARING CENTER	98
IV.8 Application de la décomposition en ondelettes sur les signaux DATA BEARING CENTR	104
IV.9 Conclusion	109
Conclusion générale	110
Bibliographie	
Annexe	

Introduction générale

Introduction générale

Une chaîne de fabrication de très grandes séries ne doit en aucun cas s'interrompre pour assurer la pérennité de la production, et une alimentation continue du marché, et ce, notamment, pour des raisons économiques. Une panne fatale, telle que la rupture d'une dent d'une roue dentée ou la mise hors service d'un roulement, résulte d'un arrêt provisoire de la production jusqu'à ce qu'elle soit réparée. Une panne pareille doit être évitée dans la mesure du possible. La communauté scientifique œuvre pour développer des méthodes de diagnostic précoce de telles pannes pour les empêcher à temps.

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.

La confiance que l'on attribue à ces indicateurs pour pouvoir détecter l'existence d'un mal fonctionnement, ou d'un défaut de façon précoce repose sur leur sensibilité, leur robustesse, leur fiabilité,.....etc.

La sensibilité d'un indicateur de surveillance est l'aptitude de ce dernier de visualiser un changement dans la manière de fonctionnement d'une machine surveillée par cet indicateur.

Les indicateurs de surveillance et de diagnostic sont nombreux, on trouve, des indicateurs statistiques, spectraux, énergétiques,etc.

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés au calcul des indicateurs statistiques tels que le kurtosis, le facteur de crête, la valeur efficace et des indicateurs spectraux tels que l'analyse de Fourier, l'analyse d'enveloppe.

Afin d'étudier la variance de la sensibilité de ces indicateurs, les méthodes d'ondelettes et la décomposition en mode empirique (EMD) sont utilisées comme des outils de prétraitement pour voir l'amélioration ou non et l'apport de chacune d'elles.

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 des rappels sur la maintenance et les différents défauts qui accablent sur les machines tournantes. Nous présentons aussi quelques méthodes utilisées dans le domaine du traitement des signaux vibratoires telles que : les méthodes de Fourier, les méthodes complémentaires comme l'analyse cepstrale et l'analyse d'enveloppe, les méthodes non stationnaires et non linéaires comme les transformées en ondelettes (TO), et la

décomposition en mode empirique (EMD), les méthodes statistiques et temporelles basés sur les indicateurs statistiques.

Dans le deuxième chapitre, nous donnons des généralités théoriques sur les méthodes d'ondelettes, et la décomposition en mode empirique (EMD) utilisées pour voir la variation le changement dans la sensibilité des indicateurs calculés sur les signaux bruts, et sur les mêmes signaux mais traités.

Dans le même chapitre, un état de l'art sur l'application de ces méthodes en diagnostic des défauts mécaniques dans les machines tournantes est donné à travers quelques travaux.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude de signaux de modèles respectivement de défaut d'engrenage et de roulement. Nous avons traité des signaux avec les différents niveaux de bruit pour voir la robustesse des différents indicateurs temporels et spectraux.

Nous avons traité des signaux bruts et des signaux ayant subis des prétraitements telles que : la transformée en ondelette discrète (TOD), et la décomposition en mode empirique (EMD). Une comparaison à été faite entre les différents résultats obtenus pour les différents cas.

Dans le dernier chapitre, nous calculons les indicateurs sur les signaux réels bruts et sur les mêmes signaux transformés par les méthodes d'ondelette et l'EMD pour savoir la capacité de ces indicateurs à détecter la présence d'un défaut sur les engrenages de façon précoce et voir leur évolution en fonction de la vitesse de rotation, le couple de charge, la taille de défaut ..etc. pour les roulements.

Les signaux d'engrenages qu'on a utilisés sont ceux de CETIM, et des roulements sont ceux de DATA BEARING CENTER.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale.

Chapitre I

I.1 Introduction

Actuellement, le développement d'un pays dans le domaine industriel est lié directement à la sauvegarde du taux et du rythme de fabrication, de création, et d'exportation dans les hautes classes ; ce qui exige le choix d'une bonne procédure, de garder et de maintenir les machines industrielles en bonne santé de fonctionnement pour augmenter leur durée de vie et donc économiser beaucoup de temps et d'argent concernant leur maintenance. Pour cela, la connaissance des organes mécaniques et leurs défauts aide à atteindre ce but.

Ce chapitre est consacré à donner des généralités et des notions de traitement du signal et de ses applications dans le domaine des machines tournantes tels que les engrenages et les roulements. Nous donnons aussi et d'une manière brève les techniques les plus utilisées dans l'analyse des signaux vibratoires.

I.2 Généralité sur les signaux :

I.2.1 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 (I.1) :

$$s(t) = A_m \times \sin(2 \times \pi \times f \times t + \varphi) \quad (\text{I.1})$$

A_m : Amplitude, f : Fréquence, φ : Phase.

I.2.2 Types de signaux

On compte plusieurs types de signaux, comme les signaux périodiques, stationnaires, non stationnaires, non linéaires, déterministes,...etc.

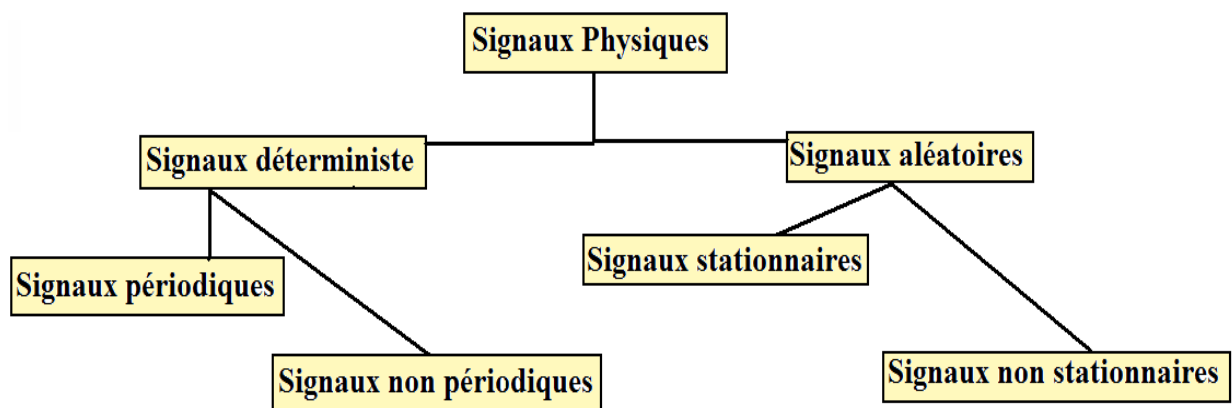


Figure I.1 Types de signaux vibratoires

I.2.2.1 Signaux déterministes : [Zwin 95]

Un signal est appelé déterministe s'il est possible de déterminer son amplitude pour tout instant « t ». Un tel signal peut être défini par une expression mathématique ou par un graphique.

Les signaux déterministes sont déterminés par un ensemble de phénomènes physiques

connus ou non [Arqu 96]. La figure (I.2) illustre ce type de signal. Ils peuvent être périodiques et non périodiques.

- **Périodiques** : Si la propriété suivante est vérifiée : $x(t+nT)=x(t)$ pour toute valeur de n . « n » étant un entier.

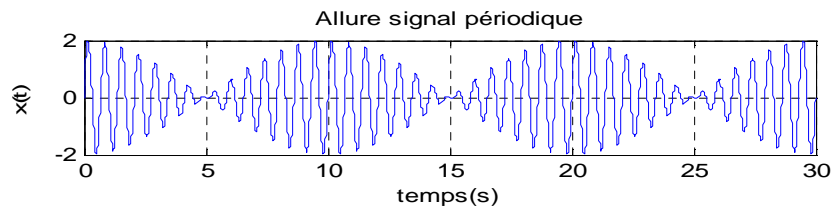


Figure I.2 Signal périodique [Wile 08]

- **Non périodiques** : un signal est dit non périodique s'il n'est pas périodique, mais, existe à tout instant « t ». Exemple le signal de type Chirp (figure (I.33)).

Dans le contexte déterministe, on appelle signal non-stationnaire tout signal dont le contenu fréquentiel change dans le temps. Il suffit qu'une seule propriété statistique ou une seule composante fréquentielle soit variable dans le temps pour que l'on puisse parler de signal non-stationnaire [Belh 08].

I.2.2.2 Signaux aléatoires : [Zwin 95]

Les signaux aléatoires sont caractérisés par le fait qu'il n'est pas possible de prédire leur amplitude à un instant donné. Ils sont classés en deux types qui sont :

- **Stationnaires** : ce sont des signaux dont les caractéristiques statistiques sont indépendantes de l'origine du temps.
- **Non stationnaires** : ce sont des signaux qui ont les caractéristiques contraires à celles des stationnaires.

Le signal vibratoire généré par une machine est un signal autant déterministe qu'aléatoire ou transitoire [Arqu 96].

I.2.3 L'échantillonnage:

Un échantillon discret est l'ensemble des valeurs d'un signal continu prises aux instants $t_i = t_0 + i\Delta t$, i : étant un entier positif. La discrétisation d'un signal induit une perte d'information qui peut être préjudiciable au diagnostic. Cette perte d'information est liée au nombre de composantes des fréquences élevées qu'introduit le processus de discrétisation (théorème de Shannon).

L'opération de discrétisation est effectuée périodiquement sur le signal temporel à une période T_e . La fréquence d'échantillonnage équivaut alors à $f_e = \frac{1}{T_e}$ comme le montre la figure (I.3) :

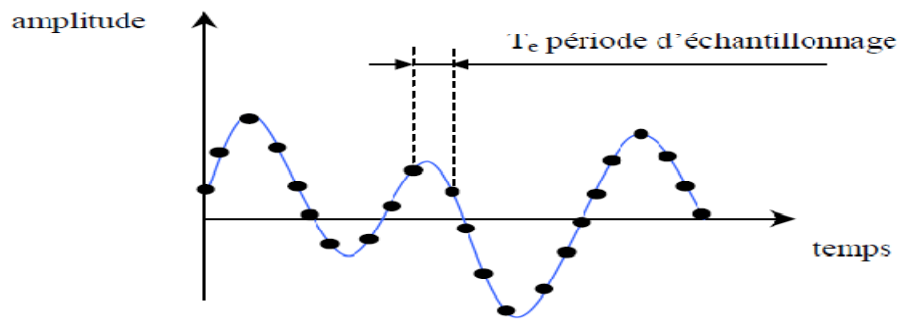


Figure I.3 discrétisation du signal.

L'application du théorème de Shannon permet d'éviter le recouvrement spectral mais pour cela il faut choisir : [Sche 94]

$$f_e \geq 2 \cdot f_{max} \quad (I.2)$$

En pratique, la valeur couramment choisie pour la fréquence d'échantillonnage est : [Sche 94]

$$f_e = 2.56 f_{max} \quad (I.3)$$

I.2.4 Résolution:

Pour réaliser de bonnes mesures, il est nécessaire de choisir une résolution appropriée dans la bande de fréquences de travail. Une résolution est satisfaisante lorsqu'elle permet de dissocier des fréquences voisines. Elle dépend de la fréquence d'échantillonnage et du nombre de points N_e .

$$\Delta f = \frac{f_e}{N_e} = \frac{1}{N_e \cdot T_e} \quad (I.4)$$

Avec :

N_e : nombre de points enregistrés. T_e : période d'échantillonnage. f_e : fréquence d'échantillonnage.

I.3 Notions sur la maintenance :

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

La maintenance a un coût et il importe de trouver le niveau optimum qui maintiendra au moindre coût l'installation à niveau sans mettre en danger la sécurité des personnes. Comme illustré par la figure (I.4) si l'on ne maintient pas l'installation, on aura trop d'incidents et leur coût va croître. Au contraire, si l'on fait trop de maintenance préventive, le coût total va augmenter.[More]

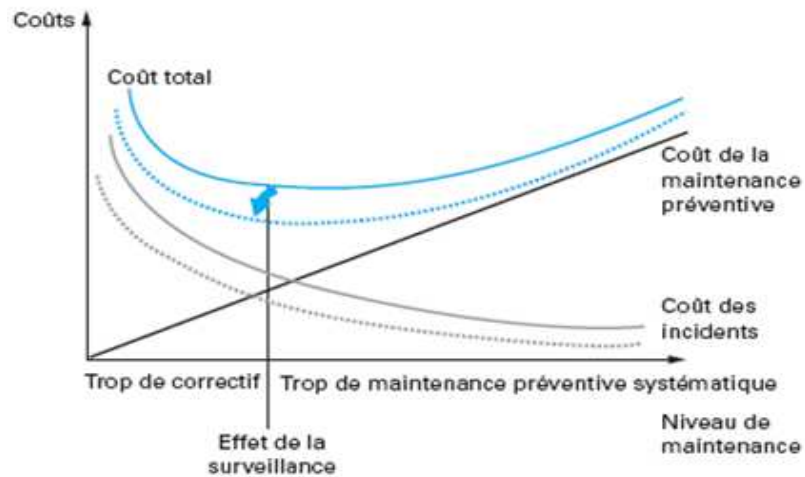


Figure I.4 Optimisation de la politique de maintenance [More]

La solution de maintenance corrective, n'intervenant qu'en cas de panne, est abandonnée dès que les exigences de coûts, de qualité et de sécurité deviennent primordiales. La maintenance devient alors préventive, et peut être systématique ou conditionnelle. Dès que le taux de défaillance $\lambda(t)$ peut être obtenu pour des composants, et pour des systèmes, à partir du retour d'expérience, la maintenance préventive systématique est tout à fait satisfaisante. La courbe issue de la fonction $\lambda(t)$ en relation avec le temps est appelée la courbe en baignoire. [Bren 02]

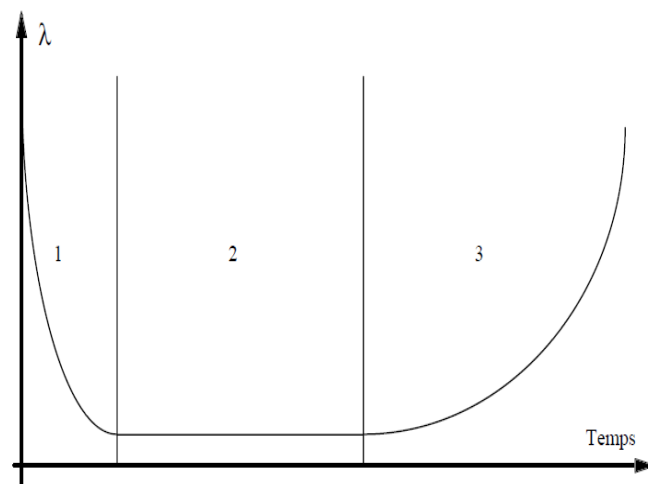


Figure I.5 Taux de défaillance en fonction du temps (Courbe de baignoire) [Bren 02]

Pour cela, les types de la maintenance sont répartis suivant le schéma de la figure (I.6) [Zwin 95] [Traj 08][Feda 05][Felk 07]:

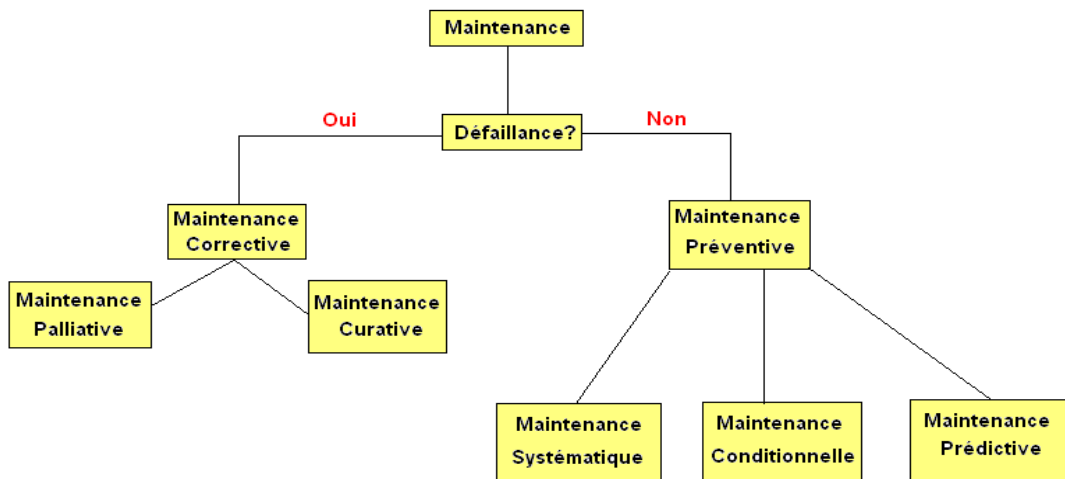


Figure I.6 Les différents types de maintenance [Moha 08]

I.3.1 La maintenance préventive

C'est la maintenance ayant pour objet de réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation d'un bien ou d'un service rendu [Afno 94]. Les activités correspondantes sont déclenchées selon un échéancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'usages (maintenance systématique) et des critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation du bien ou du service (maintenance conditionnelle).

Elle répond aux exigences d'un échéancier entraînant des actions d'inspection et de contrôle puis des réparations si nécessaire. [Traj 08]

I.3.1.1 La maintenance conditionnelle

D'après la norme AFNOR X 60-100, la maintenance conditionnelle se définit comme une maintenance préventive subordonnée à un type d'évènement prédéterminé (autodiagnostic, information d'un capteur, mesure d'une usure), révélateur de l'état de dégradation du bien [Sche 94].

Ce type de maintenance comprend toutes les tâches de restauration de matériels ou de composants non défaillants, entreprise en application d'une évaluation d'état et de la comparaison avec un critère d'acceptation préétabli (défaillance potentielle). [Zwin 95] [Feda 05] [Moha 08]

Elle est liée à la surveillance et au diagnostic du système et n'entraîne l'action de réparation que si une panne (présente ou future) est détectée. [Traj 08]

I.3.1.2 Maintenance systématique

D'après la norme AFNOR X 60-100, la maintenance systématique se définit comme « une maintenance effectuée selon des critères prédéterminés dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien » [Sche 94].

Ce type de maintenance comprend l'ensemble des actions destinées à restaurer, en totalité ou partiellement, la marge de résistance des matériels non défaillants, lorsque ces tâches sont décidées en fonction du temps ou de la production, sans considération de l'état des matériels à cet instant [Zwin 95].

La maintenance systématique a été la première à s'imposer, parce qu'elle ne demande pas de moyen d'analyse. Elle se traduit par des arrêts réguliers de la machine, avec démontage, contrôle et remplacement systématique d'organes. La date de l'arrêt est planifiée par l'expérience ou en fonction d'impératifs de sécurité.

Ce mode de maintenance est essentiellement basé sur la statistique. Bien que simpliste, il reste encore le plus utilisé à l'heure actuelle, souvent, parce qu'il ne demande pas d'analyse du comportement [Moha 08].

I.3.2 La maintenance corrective

La maintenance corrective, encore appelée "fonctionnement jusqu'à la rupture" ou "arrêt sur panne", est une méthode de maintenance qui demande peu d'engagement. C'est l'ensemble des activités réalisées après la défaillance ou dégradation d'un élément actif.[Zwin 95]. La norme NF EN 13306) définit ainsi la maintenance corrective : « Exécutée après détection d'une panne est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise ». [Belh 08]

Dans le contexte actuel, cette approche se révèle souvent la plus chère et la plus dangereuse. En théorie, elle ne devrait plus exister, même pour des industries qui possèdent de nombreuses machines peu coûteuses, et qui peuvent les doubler systématiquement. Elle est effectuée en cas de panne du système. [Traj 08][Feda 05]

I.3.2.1 La maintenance palliative

« Activité de maintenance corrective destinées à permettre de bien d'accomplir provisoirement tout ou une partie d'une fonction requise. Appelée couramment dépannage, cette maintenance palliative est principalement constituée d'action à caractère provisoire qui devront être suivies d'action curative » [Zwin 95].

I.3.2.2 La maintenance curative

C'est une activité ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifié ou de lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des activités réalisées doit présenter un caractère permanent. Ces activités peuvent être des réparation, des modifications ou aménagement ayant pour objet de supprimer la ou les défaillances. [Zwin 95].

La maintenance optimale est donc un mélange harmonieux d'entretien préventif systématique et d'entretien correctif. [More]

I.4 Les défauts dans les machines :

Le changement du niveau vibratoire d'une machine intervient dans la plupart des défauts que le tableau (I.1) énumère :

Défauts ↓	Paramètres →	Température	Pression	Débit	Analyse d'huile	Vibration
Déséquilibre						■
Arbre non alignés - Flexion d'arbre		■				■
Roulement		■			■	■
Palier		■	■	■	■	■
Engrenage		■			■	■
Frottement		■				■

Tableau I.1 Paramètres permettant de détecter un défaut sur une machine [Arqu 96]

I.4.1 Défauts liés aux arbres

I.4.1.1 Le balourd

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

Si on considère seulement les rotors rigides autour d'axes fixes, on peut distinguer deux types de balourds :

- **a- Balourd statique** : il apparaît dans le cas où le centre de la masse (centre de gravité) du rotor ne coïncide pas avec l'axe de rotation figure (I.7).

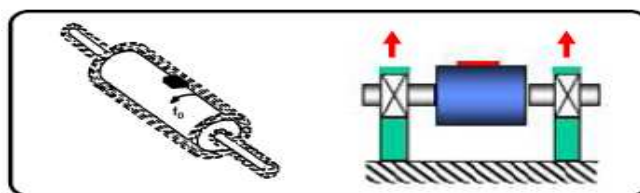


Figure I.7 Balourd statique

- **b- Balourd dynamique** : dans un rotor flexible, même si le centre de celui-ci coïncide avec l'axe de rotation (on dit que le rotor est statiquement équilibré), on peut avoir dans certains cas les deux parties du rotor (suivant l'axe de rotation) statiquement déséquilibrées avec la même quantité. Les centres de gravité des deux parties se trouvent de part et d'autre de l'axe de rotation. Il s'agit d'un balourd dynamique figure (I.8).

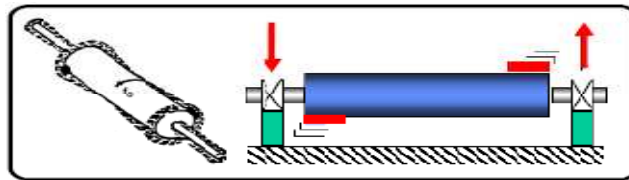


Figure I.8 Balourd dynamique

I.4.1.2 Le désalignement

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

I.4.1.2.1 Délignage

Le délignage est un défaut commun dans les machines tournantes. En pratique, la puissance mécanique est généralement transmise par des arbres couplés qui sont nominalement alignés. Mais, l'alignement parfait ne peut être réalisé et ceci pour différentes raisons.

Le délignage est dû au fait que l'arbre menant et l'arbre mené ne soient pas axialement alignés. Alors on distingue deux types de délignage :

-a- Délignage angulaire : il est observé lorsque les axes des arbres sont dans le même plan mais pas parallèles.

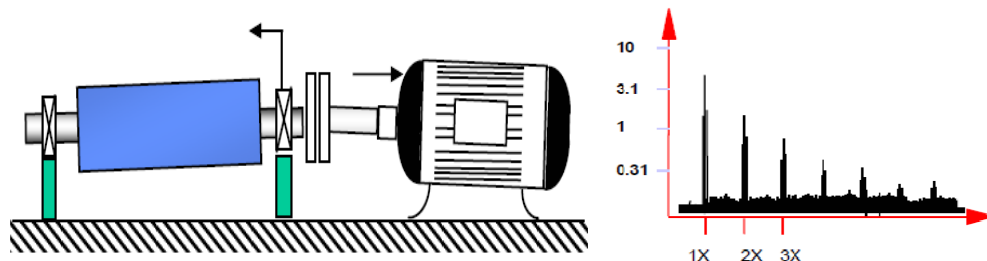


Figure I.9 Délignage angulaire

-b- Délignage axial : il se produit lorsque les axes des arbres sont parallèles mais ne coïncident pas.

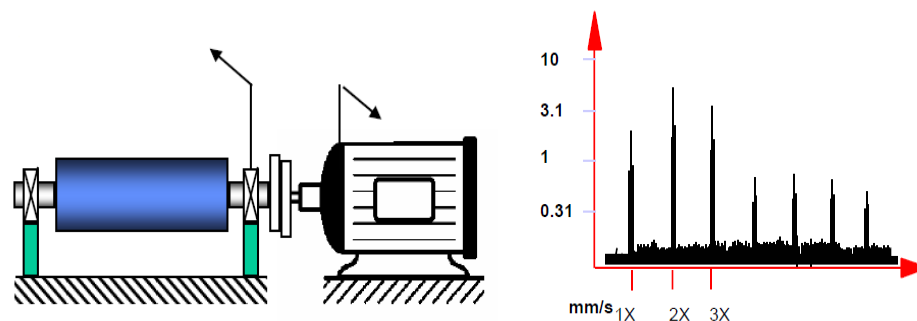


Figure I.10 Délignage axial (Radial)

Généralement, on est en présence des deux types de délignage à la fois. Le délignage peut être dû à un alignement incorrect à l'origine. Mais il peut également augmenter en

fonctionnement à cause de certaines contraintes de type thermique ou élastique. Il peut être du^ également aux diverses distorsions des fondations de la machine.

En pratique, il est impossible d'effectuer un alignement parfait. Un déalignement sévère produira une grande contrainte sur les rotors et des charges importantes sur les paliers et les accouplements ; ce qui peut causer des défauts prématurés sur les roulements et une dégradation prématurée des accouplements.

I.4.2 Les défauts des engrenages

I.4.2.1 Définition

Un engrenage est composé d'un ensemble de deux roues dentées engrenant l'une avec l'autre, permettant de transmettre de la puissance entre deux arbres rapprochés avec un rapport de vitesse constant.

Il y a plusieurs types d'engrenages, et on distingue ;

- Les engrenages parallèles (les deux arbres sont parallèles).
- Les engrenages concourants (les deux arbres sont tels que leurs prolongements se coupent).
- Les engrenages gauches (les deux arbres occupent une position relative quelconque).



Figure I.11 Types d'engrenages

I.4.2.2 La fréquence d'engrènement :

Si nous considérons un engrenage composé de deux roues dentées 1 et 2 et présentant Z_1 et Z_2 dents et tournant aux fréquences f_1 et f_2 respectivement. A chaque fois qu'une dent de la roue menant s'engage dans la roue menée, il se produit une prise de charge périodique au rythme d'engagement des dents selon une fréquence d'engrènement f_e égale à la fréquence de rotation de la roue multipliée par son nombre de dents.

$$f_e = f_1 \times Z_1 = f_2 \times Z_2 \quad (I.5)$$

Si la denture est correcte, le spectre est constitué de composante dont les fréquences correspondent à la fréquence d'engrènement et ses harmoniques [Sche 94].

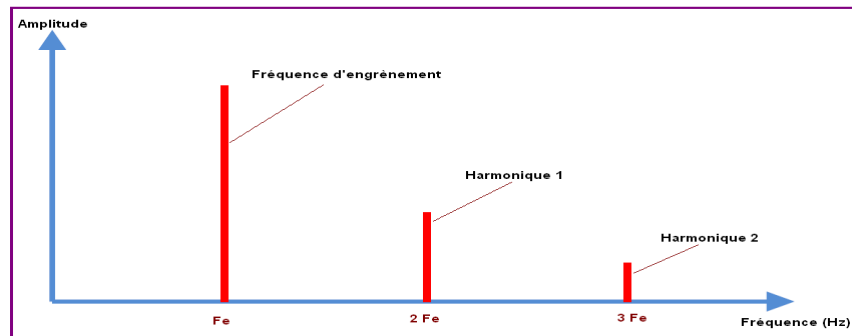


Figure I.12 Spectre d'un engrenage sain

I.4.2.3 Signatures vibratoires des défauts d'engrènement :

- **Détérioration d'une dent**

Si l'une des roues présente une dent détériorée, il se produit un choc dur, à chaque tour du pignon. Le spectre correspondant montre un peigne de raies dont le pas est égales à la fréquence de rotation du pignon détérioré s'étalant jusqu'aux hautes fréquences.

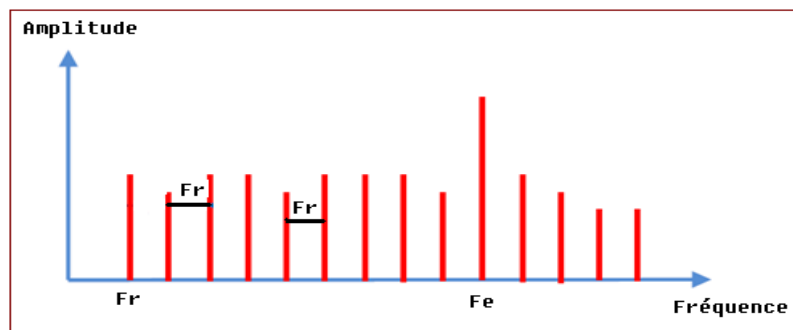


Figure I.13 Spectre d'un engrenage avec une dent détériorée

- **Détérioration de deux dents sur les deux roues**

Si les deux roues dentées présentent chacune une dent détériorée, les chocs peuvent être importants lorsque les deux défauts se rencontrent. La rencontre s'effectue à la fréquence f_{co} appelée fréquence de coïncidence et telle que : [Arqu 98]

$$f_{co} = \frac{f_e}{PPCM(z_1 \times z_2)} \quad (I.6)$$

PPCM : plus petit commun multiple de z_1 et z_2 .

La fréquence de coïncidence est inférieure aux fréquences de rotation f_1 et f_2 . Le spectre montre non seulement les deux peignes correspondant aux fréquences de rotation de chaque roue, mais aussi un peigne de raies de pas correspondant aux fréquences de coïncidence f_{co} . [Arqu 98]

- **Détérioration de l'ensemble de la denture**

Lorsque l'ensemble de la denture est défectueux, les chocs se produisent au passage de chacune des dents. Le spectre est constitué d'un peigne de raies dont la fréquence correspond à la fréquence d'engrènement, mais cette fois avec une amplitude

élevée. Le spectre peut représenter des raies à la fréquence de rotation correspondant à des équilibrages imparfaits.

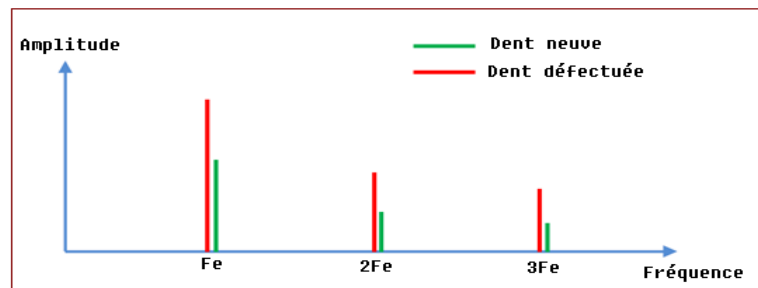


Figure I.14 Spectre d'un engrenage avec dent neuve et dent défectueuse

- **Entraxe insuffisant (jeu insuffisant au fond de denture)**

Si l'entraxe des arbres portant les deux roues est insuffisant, il se produit un engrènement en fond de denture. La dent menant force à l'engagement et au déengagement ce qui provoque une usure des deux cotés de la denture.

En analyse spectrale, ce phénomène se traduit par l'apparition d'une raie d'amplitude à deux fois la fréquence d'engrènement F_e et la disparition partielle, voir totale de l'amplitude à cette fréquence.

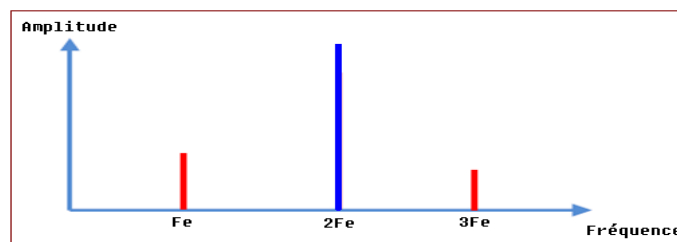


Figure I.15 Spectre d'un engrenage avec jeu insuffisant en fond de denture

- **Jeu de fond de denture trop grand**

Un jeu de fond de denture trop grand a pour conséquence un choc dur à chaque passage d'une dent à l'autre. On obtient alors un spectre de choc dur périodique, à la fréquence d'engrènement (présence de nombreuses harmoniques de niveau du même ordre de grandeur).

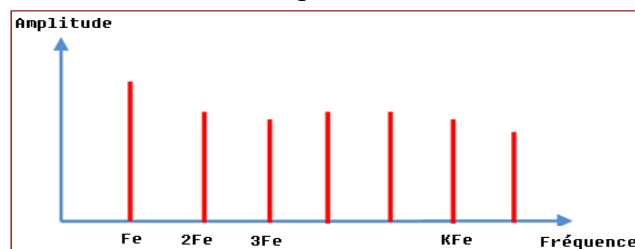


Figure I.16 Spectre d'un engrenage avec un Jeu de fond de denture trop grand

Ce jeu trop grand peut être :

- Une conséquence de l'usure de la surface de denture, le spectre montre les niveaux des harmoniques élevées.
- Dû au montage, le spectre apparait des l'origine.
- **Défauts induisant une modulation d'amplitude**

Si l'arbre ou le pignon présente un défaut d'excentricité, ou de faux rond, il va apparaitre une modulation d'amplitude du signal vibratoire par la fréquence de rotation due à la modélisation de l'effort d'engrènement.

Le spectre d'une vibration théorique, présente autour de la fréquence d'engrènement (fréquence porteuse) ou de ses harmoniques, des raies latérales dont le pas correspond à la fréquence de rotation de l'arbre qui porte le défaut. C'est ce qu'on appelle des bandes latérales de modulation d'amplitude. Cette modulation d'amplitude a pour effet de faire apparaitre autour de la fréquence d'engrènement deux bandes latérales $F_e - F_r$ et $F_e + F_r$ [Sche 94].

Il faut noter que les amplitudes de ces bandes latérales sont généralement très faibles devant l'amplitude de la fréquence porteuse, et ne sont visibles que dans des spectres exprimés en décibel.

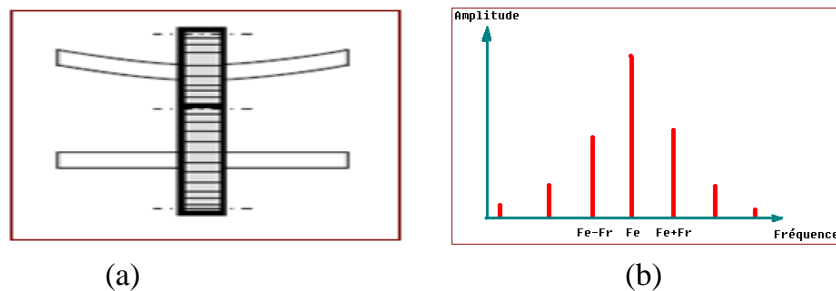


Figure I.17 (a) : L'arbre de pignon est tordu (b) : Modulation d'amplitude de F_e et F_r

I.4.2.4 Défauts répartis

a. Usure abrasive et adhésive: enlèvement de matière dû au glissement des deux surfaces de contact l'une par rapport à l'autre. Le développement de cette usure est lié à la charge mécanique à transmettre et à la vitesse de glissement, ainsi qu'à la présence d'éléments abrasifs dans le lubrifiant.

L'usure normale est inversement proportionnelle à la dureté superficielle de la denture et elle progresse lentement. Elle est négligeable pour les dentures de petit module et très durcies (60Hrc). Une usure anormale se produit lorsque le lubrifiant est pollué de particules abrasives ou lorsqu'il est corrosif. Elle conduit à un mauvais fonctionnement voire à une mise hors service.

b. Pitting ou piqûres [Bada 99]: il s'agit de trous plus ou moins profonds qui affectent toutes les dents, en particulier dans la zone du cercle primitif. Cette avarie se produit surtout sur des engrenages en acier de construction relativement dur, et donc, plus fragile, sensible au nombre de cycles de contrainte et résulte de la fissuration de la surface par fatigue avec perte de particules créant des trous de 0,5 à 1mm de diamètre (figure (I.18)). Le Pitting est moins à craindre lorsque la viscosité du lubrifiant est bonne, car dans ce cas, le film d'huile séparant les surfaces en

contact est plus épais. Cette avarie peut apparaître à la suite de légers désalignements d'axes par exemple, à cause de surpressions locales.



Figure I.18 Pitting ou piqures

I.4.2.5 Défauts localisés

- a) **Ecaillage** : (Figure I.19) il s'agit également de trous mais ceux-ci sont moins nombreux, plus profonds et plus étendus que ceux du Pitting. L'écaillage est lié à l'absence de film d'huile entre les surfaces ; cette absence est causée par l'échauffement créé par la vitesse de frottement et de glissement entre les profils des dents.



Figure I.19 Défaut d'écaillage

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

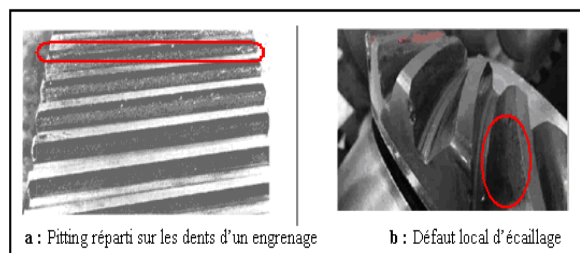


Figure I.20 Défauts réels d'engrenage répartis et localisés.

I.4.3 Constituant d'un roulement à billes et ses fréquences caractéristiques

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 un organe de lubrification. 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.

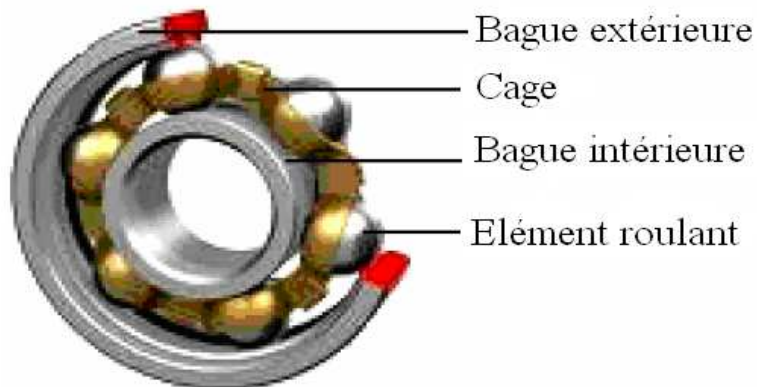


Figure I.21 Constitution d'un roulement [FENI 08]

I.4.3.1 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	vibrations

Tableau I.2 Défaut indépendant 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 Défaut dépendant de fatigue

Ce type d'avarie se manifeste par l'apparition de fissures qui croit 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. [Moha 08]

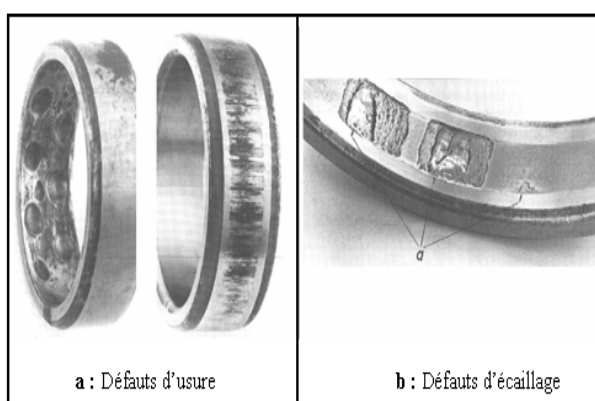


Figure I.22 Défauts réels de roulements répartis (a) et localisés (b) [Moha 08] [Bren 02]

I.4.3.2 Sources des défauts sur les roulements à billes

I.4.3.2.1 Défauts de montage

- a- 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 illustre la figure (I.23).

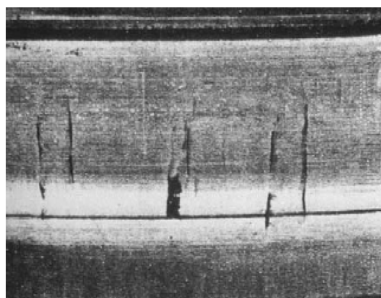


Figure I.23 Criques de corrosion sur une piste de roulement [Traj 08]

-b- Défaut de lubrification [Traj 08]

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.24).

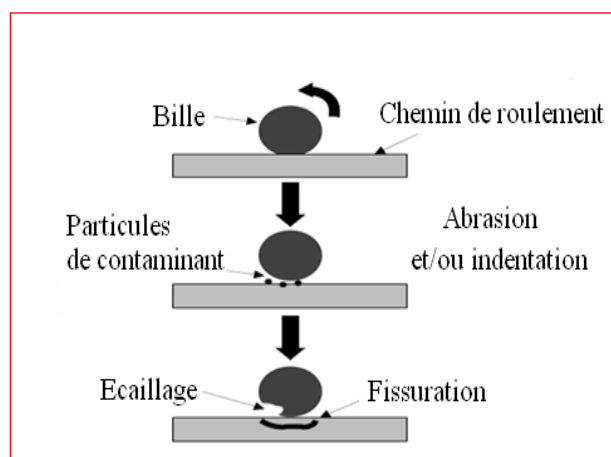


Figure I.24 Mécanismes généraux d'usure en présence de contaminant [Traj 08]

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.

I.4.3.3 Fréquences caractéristiques pour les défauts d'un roulement

Les défauts que l'on peut y rencontrer sont les suivants : écaillage, grippage, corrosion (qui entraîne l'écaillage); ...etc. 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 les équations (I.7) (I.8) (I.9) (I.10) : [Bren 02][Eric et al 05][Kira 06][Boul 09]

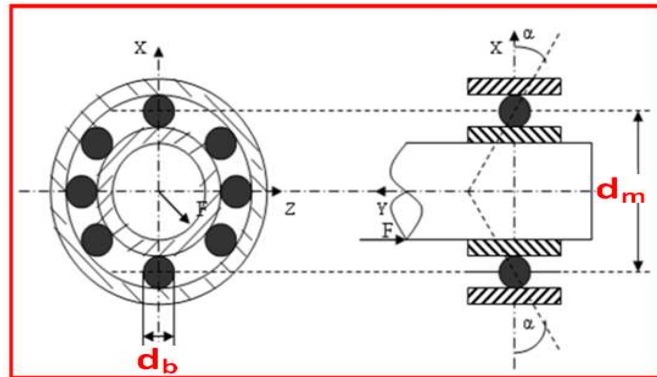


Figure I.25 Caractéristiques d'un roulement

- N : le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles).
- d_m : le diamètre primitif.
- d_b : le diamètre des éléments roulants.
- α : angle de contact.

a) Défaut sur la bague intérieure

- Sa fréquence caractéristique est donnée dans (I.7). Cette fréquence est modulée par sa fréquence de rotation de l'arbre (bandes latérales autour de la raie de défaut).

$$f_{d,bi} = \frac{N}{2} \left(1 + \frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right) (f_{rot} - f_{ext}) \quad (I.7)$$

Avec :

f_{rot} : fréquence de rotation de la bague intérieure

f_{ext} : Fréquence de rotation de la bague extérieure.

N : le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles).

d_m : le diamètre primitif.

d_b : le diamètre des éléments roulants.

α : angle de contact.

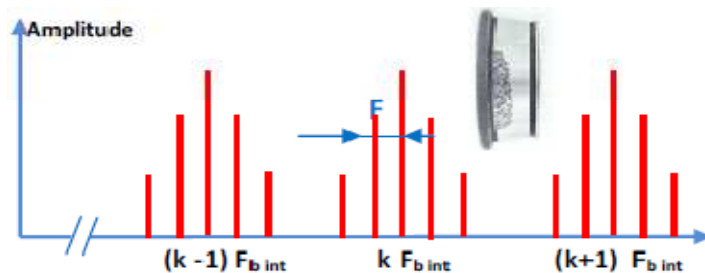


Figure I.26 Défaut de type écaillage affectant la bague intérieure

b) Défaut sur la bague extérieure

- Sa fréquence caractéristique est donnée dans l'équation (I.8). Bien que la charge appliquée sur la bague externe soit constante, on peut remarquer une modulation d'amplitude à la fréquence de rotation de l'arbre autour de la fréquence de défaut.

$$f_{d,be} = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right) (f_{rot} - f_{ext}) \quad (I.8)$$

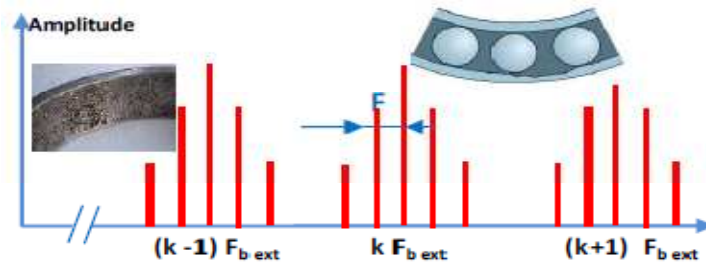


Figure I.27 Défaut de type écaillage affectant la bague extérieure

c) Défaut sur la cage

- La fréquence de passage d'un défaut de cage est donnée par l'équation (I.9) : Ce défaut se manifeste par la présence de raies à la fréquence $f_{d,ca}$ et ses harmoniques. A l'instar de la bague interne, on pourra constater des bandes latérales autour de $f_{d,er}$ (fréquence de défaut d'élément roulant) et $2.f_{d,er}$, ces bandes seront distantes d'une fréquence égale à la fréquence de défaut de la cage $f_{d,ca}$.

$$f_{d,ca} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right) f_{rot} + \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right) f_{ext} \quad (I.9)$$

d) Défaut sur l'élément roulant

- La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou de rouleau), sur la bague externe ou sur la bague intérieure, est donnée par l'équation (I.10) :
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.

$$f_{d,er} = \frac{1}{2} \frac{d_m}{d_d} \left(1 - \left(\frac{d_b}{d_m} \cos(\alpha) \right)^2 \right) (f_{rot} - f_{ext}) \quad (I.10)$$

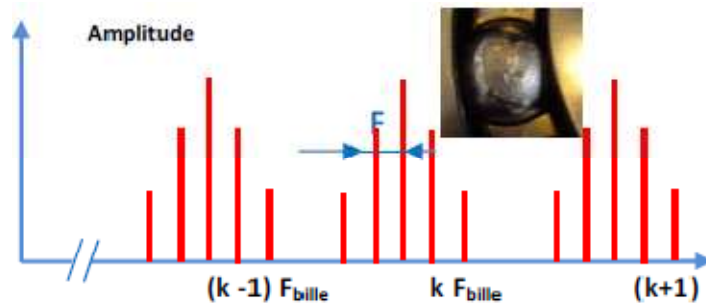


Figure I.28 Défaut de type écaillage sur un élément roulant

I.5 La surveillance

La surveillance : c'est l'observation « une observation systématique et significative ».

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

La surveillance se compose donc de deux fonctions principales qui sont la **détection** et le **diagnostic**. [Zemo 03][Moha 08]

I.5.1 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. [Moha 08]

I.5.2 Le diagnostic

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

Deux tâches essentielles en diagnostic :

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

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

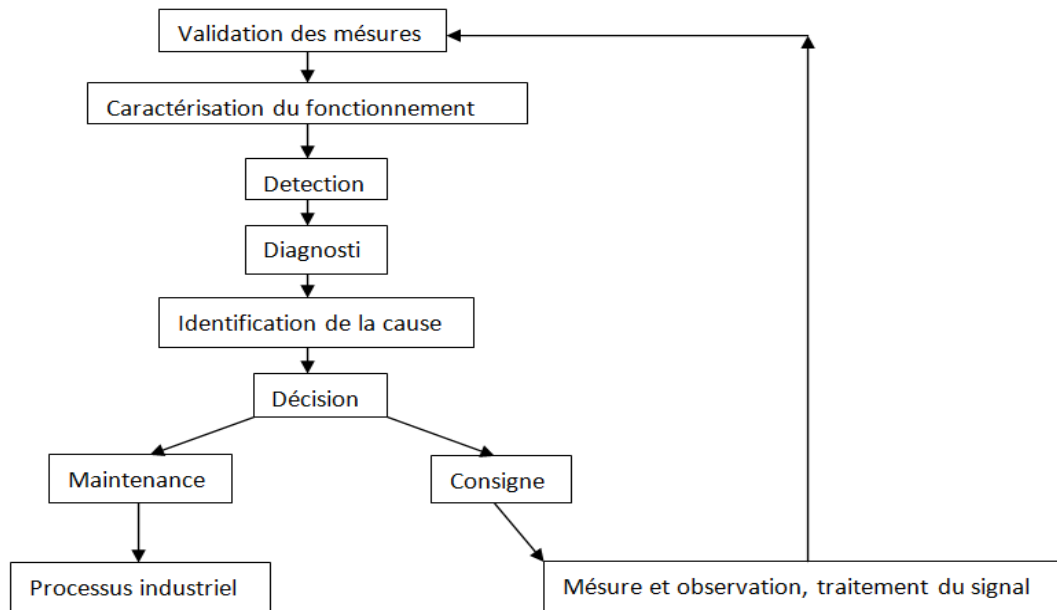


Figure I.29 Les différentes étapes du diagnostic industriel [Salh 08]

I.6 Techniques d'analyse des signaux vibratoires

I.6.1 Analyse temporelle

L'analyse temporelle peut se faire soit à l'échelle du signal, c'est à dire en utilisant des indicateurs obtenus à partir d'une fenêtre glissante sur le signal, cela permet la détection et la localisation du défaut, soit à l'échelle d'un ensemble de signaux, les indicateurs ont une valeur scalaire calculée directement sur la totalité d'un signal.

Le nombre d'échantillons pris en compte dans le domaine doit être suffisamment élevé pour éliminer le signal individuel de tout ce qui n'est pas lié cinématiquement à la rotation de l'arbre considéré.

Cet outil est aisé à employer lorsque le signal est simple (vibration de type sinusoïdal du balourd d'un rotor par exemple), mais devient inexploitable dans le cas de sollicitations multiples et de faible influence sur les défauts.

I.6.2 Analyse spectrale par les indicateurs spectraux

Elle englobe les indicateurs spectraux qui sont associés à un signal de représentation spectrale (spectre, zoom, cepstre, spectre de fonction de modulation, fonction de transfert...).

I.6.2.1 Analyse fréquentielle

L'analyse dans ce domaine est basée sur la transformation du signal du domaine fréquentiel, l'avantage de l'analyse dans ce domaine par rapport au domaine temporel, est son aptitude d'identification et d'isolation facile de certains composants fréquentiels d'intérêt.

Ainsi cette analyse de spectre permet de mettre en évidence les différentes périodicités dans le signal original. Pour obtenir le spectre $X(f)$ de $x(t)$, on applique la fonction mathématique de la transformée de Fourier :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t). e^{-i2\pi ft} dt \quad (I.11)$$

On prend par exemple un signal sinusoïdal périodique simple et stationnaire avec une fréquence de 120 Hz. L'analyse spectrale permet d'extraire la fréquence fondamentale qui existe dans ce signal.

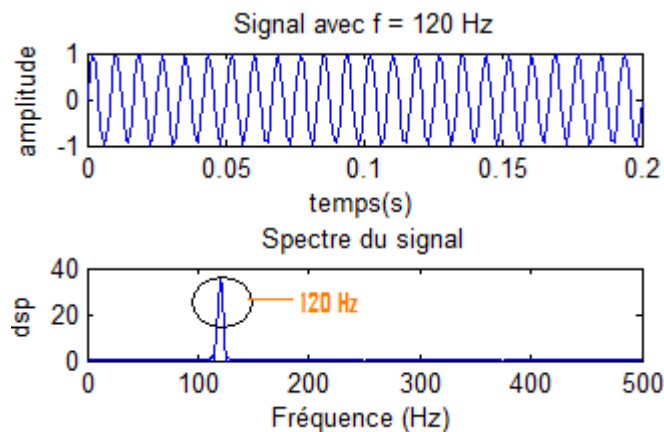


Figure I.30 Fréquence fondamentale d'un simple sinus

L'outil le plus utilisé comme indicateur dans l'analyse spectrale est l'énergie ; elle est définie par :

$$E[X(f)X^*(f)] \quad (I.12)$$

Avec $X(f)$ est la transformée de fourrier du signal $x(t)$, 'E' est l'espérance mathématique, et (*) dénote le conjugué complexe de $X(f)$. [Zian 07]

- Elle indique la présence de défauts grossiers, mais ne permet pas de les localiser dans le cycle de rotation.
- Elle est inadaptée à la détection des signaux transitoires anormaux, car c'est une technique pour le cas des signaux stationnaire. [Anto 03]

I.6.2.2 L'analyse de l'enveloppe (aussi appelée démodulation de l'amplitude) :

Elle est basée sur La transformée d'Hilbert [Voir annexe] qui est un outil très utilisé pour le diagnostic des machines tournantes. La transformée d'Hilbert produit un signal temporel complexe $Z(t)$ défini par (1.13):

$$Z[X(t)] = x(t) + jH[x(t)] \quad (\text{I.13})$$

L'enveloppe est le module de ce signal, elle représente une évaluation de la modulation présente dans le signal dû aux bandes latérales. Elle révèle la modulation dans les signaux causés par un équipement défectueux. De plus, elle enlève le signal porteur et cela diminue l'influence de l'information sans apport pour le diagnostic des défauts. La figure (I.31) représente le spectre enveloppe d'une boîte à vitesse, avec et sans défaut. Nous remarquons une présence de deux pics au niveau de la bande fréquentielle [200 – 250 Hz].

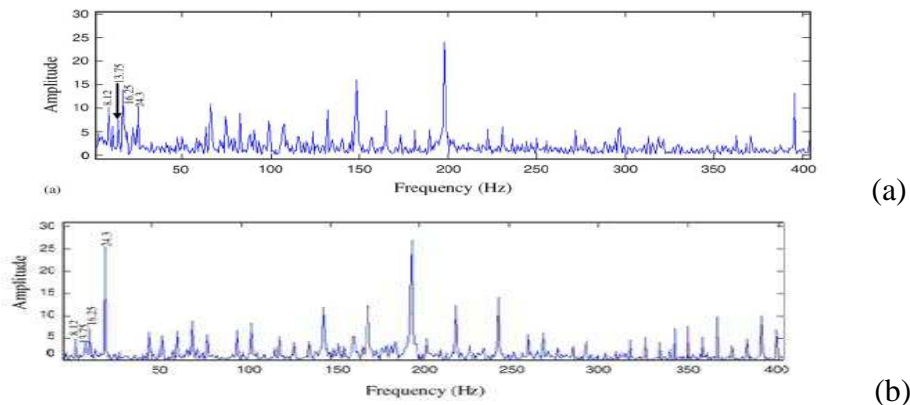


Figure I.31 Spectre d'enveloppe d'une boîte à vitesse (a) sans défaut, (b) avec défaut

I.6.2.3 L'analyse cepstrale [Feda 05][Moha 08]

C'est une méthode d'analyse qui a été développée pour le traitement de signal et qui a montré ses avantages par rapport à la transformée de Fourier rapide (FFT) dans certains cas.

Le cepstre a la capacité de détection des harmoniques et des bandes latérales, La figure (I.32) représente le cepstre provenant d'une boîte à vitesses.

Le cepstre est défini comme étant la transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre de puissance :

$$C(\tau) = F^{-1}[\log_{10}S(f)] \quad (\text{I.14})$$

La variable τ qui a la dimension d'un temps est appelée quéfrence. [Bren 02]

La dénomination des concepts a été obtenue par permutation des lettres correspondant dans le champ fréquentiel (tableau[1.4]) :

Analyse spectrale	Analyse cepstrale
Spectre	Cepstre
Fréquence	Quéfrence
Harmonique	Rahmonique
Phase	Saphe
Filtre	Lifter

Tableau I.4 Nomenclature entre spectre et cepstre

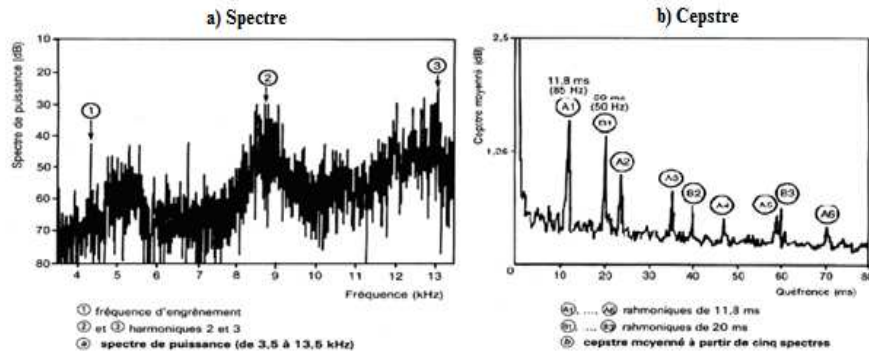


Figure I.32 Exemple d’analyse cepstrale d’un signal vibratoire provenant d’une boîte à vitesses : a) Spectre, b) Cepstre. [Fedá.05][Bada 99]

I.6.3 Méthodes non stationnaires et non linéaires

I.6.3.1 Analyse temps – fréquence

L’analyse de Fourier ne permet pas l’étude de signaux dont la fréquence varie dans le temps. De tels signaux nécessitent la mise en place d’une analyse temps-fréquence qui permettra une localisation des périodicités dans le temps et indiquera aussi la période varie d’une façon continue, si elle disparaît puis réapparaît par la suite, etc.

L’analyse temps-fréquence concilie les avantages de l’analyse spectrale et de l’analyse temporelle, en caractérisant le signal vibratoire à la fois en temps et en fréquence. C’est une analyse fine qui permet de détecter des changements anormaux dans la répartition fréquentielle d’une signature vibratoire à un instant précis dans le cycle. Elle apporte par ailleurs une solution pour séparer des signatures vibratoires proches qui se recouvrent en temps et/ou en fréquence. [Anto 03]

L’analyse temps-fréquence a été développée pour les signaux non stationnaires. L’analyse temps – fréquence traditionnelle utilise des distributions qui représentent l’énergie ou puissance des signaux en deux dimensions de temps et de fréquence pour révéler les meilleurs modèles de diagnostic.

La figure (I.33) montre un signal chirp et sa représentation temps fréquence, on peut voir que sa fréquence est variable dans le temps. Uniquement cette présentation donne une bonne localisation pour les fréquences.

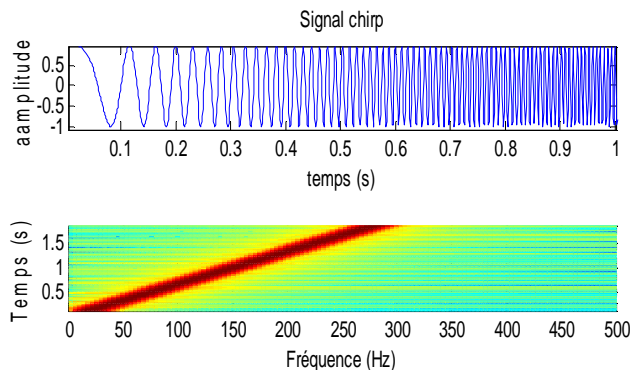


Figure I.33 a) Signal chirp, b) Sa représentation temps fréquence

Même chose pour un signal de deux et trois fréquences, on peut avoir la représentation de ce signal comme la montre la figure (I.34).

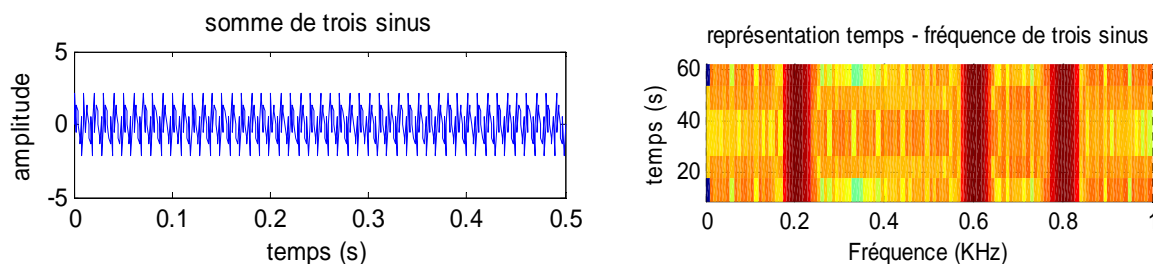


Figure I.34 Représentation de la somme de trois sinus dans le plan temps fréquence

I.6.3.2 Analyse temps-échelles

Elle est basée sur la transformée en ondelettes. Elle consiste à décomposer le signal en une série d'ondelettes dilatées ou non et localisées temporellement. Cette analyse est multi résolution. Nous obtenons une bonne résolution fréquentielle en basses fréquences, et temporelle en hautes fréquences. [Raad 03]

Notons que les ondelettes sont utilisées soit pour réaliser un dé-bruitage du signal, soit pour réaliser un diagnostic en analyse vibratoire.

Une ondelette désigne une fonction qui oscille sur un intervalle de longueur finie (un temps donné si la variable est de type spatial). [Chie 07]

Cette technique sera notre méthode pour le prétraitement et le diagnostic des défauts d'engrenage et des roulements dans ce mémoire, et sera expliquée de façon détaillée dans le chapitre II.

I.6.3.3 la décomposition en modes empiriques (EMD)

Introduite par Huang et al, la décomposition en modes empiriques (EMD), est une méthode empirique et adaptative de représentation de signaux non stationnaires et non linéaires.

Le rôle de l'EMD est de décomposer un signal en une série restreinte de composantes dites IMF pour (Intrinsic mode function), vérifiant certaines propriétés, et chaque composante doit être une fonction oscillante de moyenne locale nulle, modulée en amplitude et en fréquence. [Dame 08]

Cette méthode, comme pour la décomposition en ondelette, sera utilisée dans ce travail comme méthode de prétraitement et de diagnostic des signaux d'engrenages et des roulements. Elle sera détaillée aussi dans le chapitre II.

I.6.4 Analyse statistique par indicateurs scalaires

Elle englobe les indicateurs scalaires statistiques qui sont associés à un signal brut ou ayant fait l'objet d'un traitement préalable (filtrage, démodulation). On trouve, les grandeurs caractéristiques de l'amplitude (valeur efficace, amplitude crête, taux de modulation...), de la distribution d'amplitude (facteur de crête, kurtosis).

L'analyse statistique utilise les premiers moments statistiques de la densité de probabilité du signal vibratoire.

- **Valeur efficace (RMS)** : c'est une valeur très caractéristique du signal, vu qu'elle a une relation directe avec l'énergie contenue dans celui-ci :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x^2(t) dt} \quad (I.15)$$

Où : $x(t)$ est la fonction représentative du signal et « t » le temps d'analyse.

L'avantage d'un tel indicateur est son extrême facilité de mise en œuvre. Cependant, il est peu sensible, on l'utilise en général quand la puissance du signal vibratoire en fonctionnement sain est faible par rapport à la puissance du défaut [Boul 03].

Cet indicateur est traditionnellement utilisé pour des signaux de type accélérations et sur une large bande de fréquences entre 0 et 20kHz. Cependant, il n'est pas rare de voir des valeurs RMS calculées sur des bandes de fréquences correspondant à des résonances de structure pour augmenter la sensibilité de l'indicateur. [Chie 07]

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

$$M_3 = S_k = \frac{1}{\sigma^3} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^3 p(x) dx \quad (I.16)$$

C'est une quantité sans dimension, Elle sera positive ou négative selon l'étalement de la courbe à droite ou à gauche, respectivement, de la valeur moyenne.

- **Kurtosis** : qui, mathématiquement est le moment d'ordre 4, est couramment nommé en traitement de signal par « Kurtosis ». Il représente le taux d'aplatissement de la distribution, il donne une évaluation de l'importance du pic du sommet de la courbe, il est défini par [Feda 05] :

$$M_4 = K = \frac{1}{\sigma^4} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^4 p(x) dx \quad (I.17)$$

Ou par : [Chit 01]

$$K_u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right]^4 \quad (I.18)$$

Ce moment est utilisé pour détecter la présence de chocs dans le signal vibratoire. En effet, pour un signal de distribution gaussienne, le kurtosis est égal à 3.

Kurtosis	Sévérité
1.5	Bon : signal harmonique
2.8 à 3.2	Passable : signal aléatoire
3.2 à 4	Elevé
>4	Critique

Tableau (I.5) : Critère de sévérité du kurtosis [Pala 11]

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

$$F_c = \frac{V_{crête}}{RMS} \quad (I.19)$$

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

En rappelant que cet indicateur vaut $\sqrt{2}$ pour une vibration de type sinusoïdale.

I.7 Conclusion

L'analyse vibratoire est très importante dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des organes mécaniques dans les machines tournantes. Elle extrait des informations concernant l'état de fonctionnement de ces dernières en utilisant des méthodes du traitement du signal.

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu général sur les techniques de la surveillance pour ces machines tournantes basées sur les traitements et les méthodes les plus utilisés dans le domaine de traitement des signaux vibratoires.

Parmi les méthodes exposées, on trouve l'analyse par les indicateurs statistiques et spectraux qui seront utilisés durant ce travail après l'application des méthodes de prétraitement telles que la décomposition en mode empirique (EMD) et la transformée en ondelettes. Ces dernières sont détaillées dans le chapitre II.

L'ensemble de ces indicateurs est très facile à mettre en œuvre. Le plus souvent, ces différents indicateurs sont traités simultanément pour profiter des avantages de chacun et confirmer les résultats. Ces indicateurs indiquent une modification du comportement vibratoire de l'ensemble de la structure mais ne permettent pas la localisation de l'élément qui modifie ce comportement. [Chie 07]. Un deuxième niveau est alors nécessaire pour définir la cause de cette variation du niveau de vibration : le diagnostic par utilisation des spectres et de la représentation temps – fréquence.

Chapitre II

II.1 Introduction

La plupart des signaux sont non stationnaires, ce qui empêche la méthode de la transformée de Fourier (**FT**) et la transformée de Fourier à court terme (**TFCT**) de pouvoir les étudier à cause de leurs limitations vers ce type de signaux.

Dans le présent chapitre, on va présenter une étude préliminaire sur les méthodes destinées à ce type de signaux. Elles sont les méthodes de transformée en l'ondelette (**TO**) ou (**WT**) pour « wavelet transform » et la décomposition en modes empiriques (**EMD**).

Dans la première partie, la méthode de transformation en ondelettes est expliquée de façon détaillée en donnant un aperçu général sur cette méthode son historique, le principe d'utilisation, les différents types d'ondelettes, et la manière de calcul de la transformation des signaux analysés.

La deuxième partie est consacrée à l'autre méthode de décomposition qui est l'EMD. Comme pour les ondelettes, ce chapitre donne un aperçu général sur le principe de calcul et décomposition des signaux analysés par cette méthode.

La troisième partie du chapitre donne un état de l'art de quelques travaux utilisant les méthodes (**TO**) et (**EMD**) dans le domaine du diagnostic mécanique.

II.2 Transformée en ondelettes

II.2.1 Historique des ondelettes

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 Alfréd 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 1986 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.

II.2.2 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 [Ayad 05].

Elle doit répondre à deux critères : [Albe 02]

- 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.

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

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 :

$$c_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cdot \psi_{a,b}(t) dt \tag{II.2}$$

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 (1) figure (II.1) autour d'un temps b (figure (II.1)), 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. Quand 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 [Meye 87].

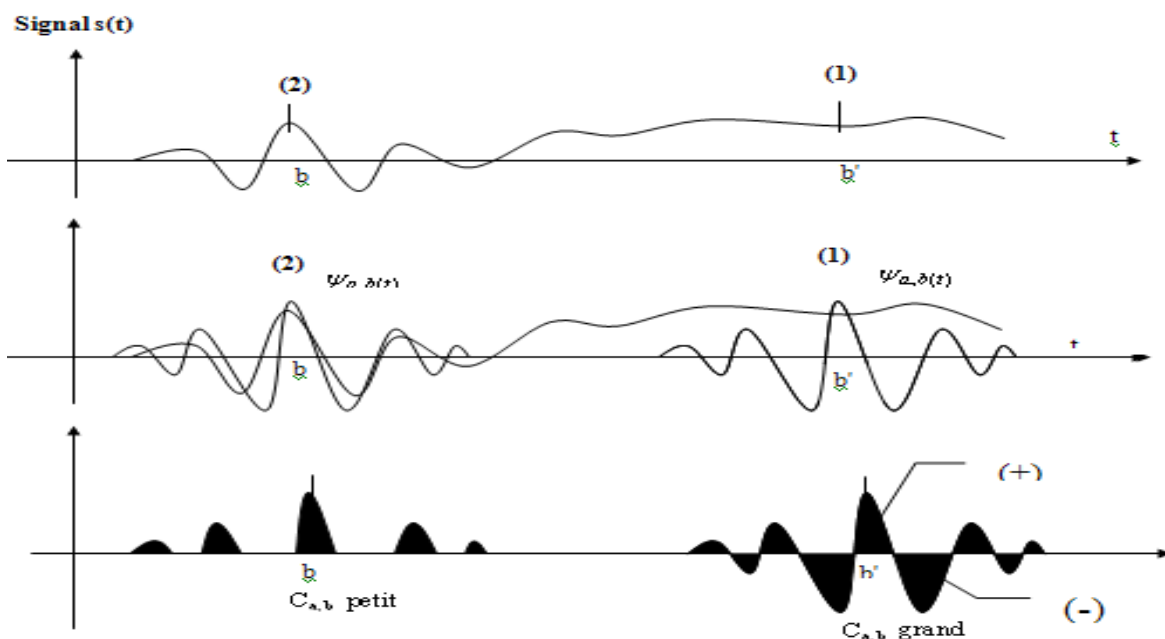


Figure II.1. Projection de l'ondelette sur le signal [Meye 87].

II.2.3 La famille d'ondelettes :

Il ya plusieurs ondelettes mères utilisées pour le calcul de la transformée en ondelette 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 [Mich 03]:

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. Familles d'ondelettes

II.2.3.1 Ondelette de Haar :

C'est Alfred Harr qui a construit en 1909 des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes. Haar a défini une fonction h(t) qui correspond à l'ondelette de Haar.

$$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II. 3})$$

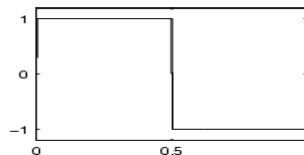


Figure II.2. Forme de l'ondelette Haar

II.2.3.2 Ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes à un paramètre permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire. Pour N, c'est l'ordre de l'ondelette dbN [Mich 03].

Pour $N=1$, on a l'ondelette db1, c'est uniquement l'ondelette de Haar. La figure (II.3) montre les formes des ondelettes Daubechies pour différents ordres.

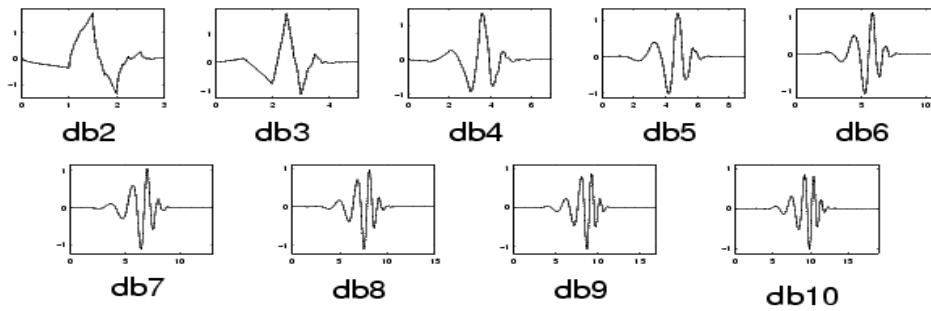


Figure II.3. Formes des ondelettes Daubechies

Cette famille d'ondelettes possède les propriétés suivantes [Mich 03]:

- Les ondelettes dbN sont asymétriques, en particulier pour les faibles valeurs de N, sauf l'ondelette de Haar.
- La régularité augmente avec l'ordre N.
- L'analyse est orthogonale.

II.2.3.3 Les symlets de Daubechies

Daubechies a construit des ondelettes à support compact les plus symétriques possibles appelées Symlets; en effet, il n'existe pas d'ondelettes à support compact dans une analyse multi-résolution orthogonale qui soient symétriques, exceptées l'ondelette de Haar qui est antisymétrique.

Les symlets ont le même nombre m de moments nuls que les ondelettes de Daubechies pour un support donné: on a à nouveau $d = 2m$, et le nombre d'éléments non nuls du filtre est $2m$. Nous les nommerons D6s, D8s, etc, toujours en référence au support des fonctions de base.

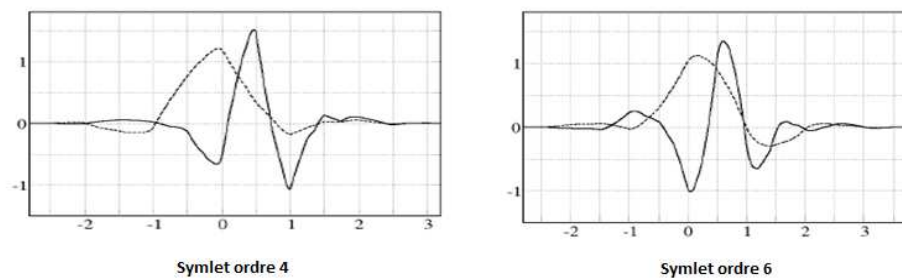


Figure II.4. Formes des ondelettes Symlet

II.2.3.4 Ondelette de Morlet

Cette fonction ne vérifie qu'approximativement la condition d'admissibilité, elle est définie par :

$$\psi(x) = Ce^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \tag{II.4}$$

Où « C » est une constante de normalisation de reconstruction. La figure () montre la forme de cette ondelette.

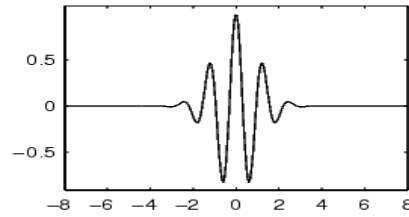


Figure II.5. Ondelette de Morlet

II.2.3.5 Ondelette chapeau mexicain

C'est une fonction qui est proportionnelle à la dérivée seconde de la fonction de densité de probabilité gaussienne :

$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}\right)(1 - x^2)e^{-x^2/2} \tag{II.5}$$

Elle oscille très peu comme la figure (II.6) montre.

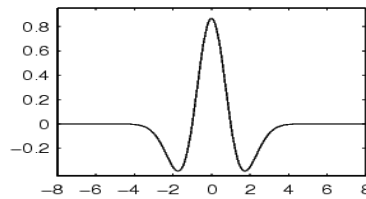


Figure II.6. Ondelette chapeau mexicain

II.2.3.6 Ondelettes de Meyer

L'ondelette de Meyer est l'une des premières ondelettes. Elle a été construite par Y.Meyer au milieu des années 1980. Il s'agit d'une ondelette orthogonale qui n'a pas un support compact [Michel 03]. La forme de cette ondelette est donné par la figure(II.7) :

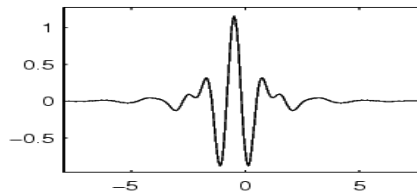


Figure II.7. Ondelettes de Meyer

La fonction ψ est définie dans le domaine fréquentiel, sachant que :

$$\psi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{1/2} e^{i\omega/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} \nu \left(\frac{3}{2\pi} |\omega| - 1\right)\right) & \text{si } \frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \\ (2\pi)^{1/2} e^{i\omega/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} \nu \left(\frac{3}{2\pi} |\omega| - 1\right)\right) & \text{si } \frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3} \\ 0 & \text{si } |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right] \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

Remarques

- Les ondelettes de Morlet ne permettent pas de construire une base orthogonale.
- Les ondelettes de Daubechies sont les plus couramment utilisées.
- Les ondelettes de Daubechies forment une famille infinie et sont notées db1, db2, db3,... dans la boite à outils de Matlab. Une ondelette de Daubechies dbk utilise 2k coefficients et est donc calculée à partir de 2k points

II.2.4 Ondelettes et résolution temps-échelle

Si l'on souhaite simplement analyser un signal non stationnaire, on peut produire sa représentation temps échelle en utilisant des vecteurs de facteurs d'échelle « a » et de décalage « b » très longs et variant selon un pas faible. La représentation obtenue contient alors beaucoup d'information redondante. Mis à part le problème du temps de calcul, cette redondance facilite souvent l'interprétation.

Plus le facteur de dilatation « a » est élevé, plus l'ondelette est étendue selon l'axe du temps, et plus elle est concentrée selon l'axe des fréquences. Par conséquent, la précision en temps et en fréquence est variable en fonction du facteur d'échelle.

Facteur d'échelle	fréquence	Précision en temps	Précision en fréquence
Faible	Haute	Elevée	faible
Elevé	Basse	Faible	Elevée

Le pavage du plan temps échelle n'est donc pas régulier comme celui du plan temps fréquence.

En analyse avec transformée de Fourier à court terme « TFCT », la taille de la fenêtre est toujours la même figure(II.8), elle ne dépend pas de la fréquence. Autrement dit, la précision en temps et en fréquence est identique pour les hautes et les basses fréquences.

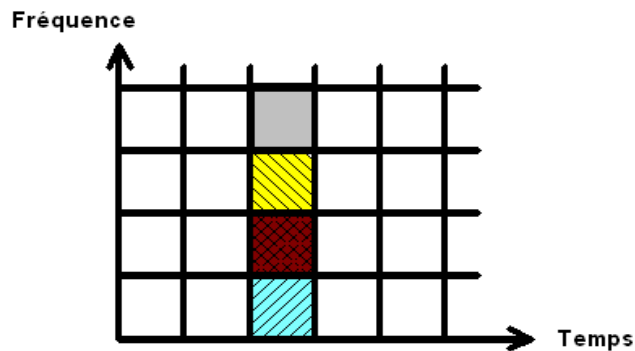


Figure II.8. Résolution temps-fréquence de la TFCT

L'avantage de faire varier ces largeurs devient alors évident : on minimise le nombre de translations en temps et en fréquences de la fenêtre en optimisant la largeur de celle-ci. Ainsi, dans les basses fréquences, une grande largeur en fréquences n'est pas nécessaire ; on peut donc utiliser des rectangles plus larges en temps. Aux hautes fréquences, on va utiliser des rectangles plus larges en fréquences et plus localisés en temps.

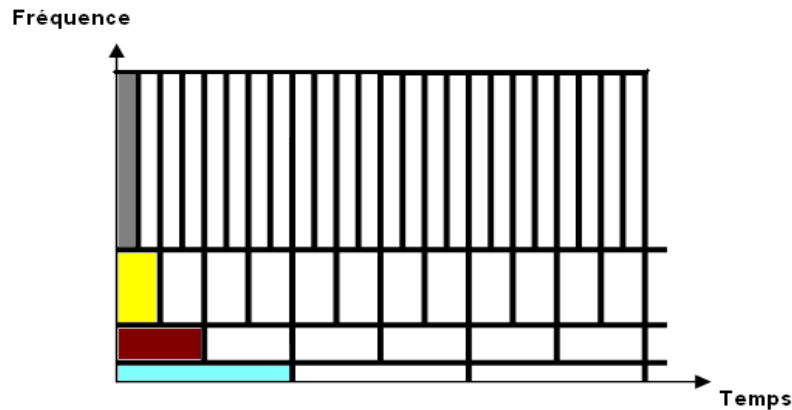


Figure II.9. Résolution temps fréquence de TO

Chaque case correspond à une valeur de la TO dans le plan temps fréquence.

- Aux basses fréquences, les tailles des cases sont plus courtes (ce qui correspond à de meilleures résolutions de fréquence, puisqu'il y a moins d'ambiguïté concernant la valeur exacte de la fréquence), mais leurs largeurs sont plus grandes (ce qui correspond à la résolution faible de temps, puisqu'il y a plus d'ambiguïté concernant la valeur exacte du temps)

- À des fréquences plus élevées la largeur des cases diminue, la résolution de temps est meilleure, et les tailles des cases augmentent, la résolution de fréquence devient plus faible. La résolution temporelle est donc plus importante pour les hautes fréquences que pour les basses fréquences. Inversement, la résolution fréquentielle est plus importante pour les basses fréquences que pour les hautes fréquences.

Les ondelettes permettent de pallier donc à l'inconvénient de la TFCT en adaptant la précision en fonction de la fréquence. Une résolution simultanée est obtenue par la transformée en ondelettes dans laquelle la fenêtre d'analyse peut avoir des durées différentes.

II.2.5 La transformée en ondelette

L'idée de l'ondelette est de pouvoir faire varier les largeurs en temps et en fréquences d'une fonction tout en la translatant le long du signal comme dans la transformée de Fourier fenêtrée.

A partir de l'ondelette mère $\psi(t)$; on construit par translation et dilatation une famille de fonctions $\psi_{a,b}(t)$ qui en sont les atomes de base. Ces fonctions de $\psi_{a,b}(t)$ sont données par la relation (II.8) [Mich 03] [Fred 98]:

$$\psi_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II. 7})$$

Le paramètre (b) de l'ondelette représente sa translation sur l'axe du temps, par contre le paramètre (a) donne le contrôle de la fréquence de l'ondelette, sachant que $a = 1/f$. « f » étant la fréquence. [Ayad 05]

Si $a < 1$, l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ devient très concentrée par rapport à l'ondelette mère $\psi(t)$ et son contenu fréquentiel penchera vers les hautes fréquences du plan d'analyse.

Si $a > 1$, l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ est très large, et le contenu fréquentiel penchera vers les basses fréquences du plan d'analyse.[Ayad 05]

Il y a plusieurs types de la transformée en ondelette ; les principaux, sont cites dans ce qui suit :

II.2.5.1 La transformée en ondelette continue (TOC) ou (CWT)

Elle est semblable à la transformée de Fourier à courte terme (TFCT), seulement la fenêtre glissante utilisée pour l'analyse est variable en fonction du temps.

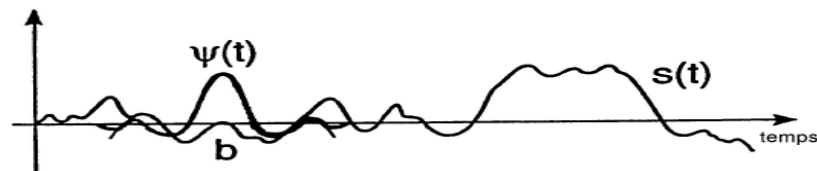


Figure II.10. Balayage de l'ondelette sur signal pour calculer « TOC »

La transformée en ondelette continue est une fonction de deux paramètres « a » pour les paramètres d'échelle, et « b » pour les paramètres de translation.

La transformée en ondelette continue d'une fonction $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ est définie dans le domaine temporel par le produit scalaire suivant [Mahg 00]:

$$X_{TO(a,b)} = \langle x, \psi_{a,b} \rangle \quad (II.8)$$

Alors :

$$X_{TO(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (II.9)$$

En effectuant le changement de variable $t_1 = \frac{t}{a}$ on aura :

$$X_{TO(a,b)} = \sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} x(at_1) \psi^* \left(t_1 - \frac{b}{a} \right) dt_1 \quad (II.10)$$

b : est le paramètre de localisation temporelle.

a : est le paramètre de localisation fréquentielle.

\sqrt{a} : permet d'assurer la même énergie pour l'ondelette dilatée.

II.2.5.2 La transformée en ondelette discrète (TOD)

La transformée en ondelettes discrète est issue de la version continue, à la différence de cette dernière, la TOD utilise un facteur d'échelle et une translation discrétisés.

Dans ce cas les paramètres a et b deviennent : [Mahg 00]

$$a = a_0^m \quad \text{et} \quad b = n b_0 a_0^m \quad n, m \in \mathbb{Z}$$

Avec

a_0 : est un paramètre de dilatation.

b_0 : est un paramètre de translation.

On appelle transformée en ondelette discrète toute base d'ondelette travaillant avec un facteur d'échelle $a=2^n$. Ce type de la transformée est pratique en implémentation sur tout système numérique. [bouz 07]

II.2.6 La multi-résolution

Cette technique consiste à décomposer le signal avec la transformée en ondelette en passant par deux filtres. L'un est un passe bas pour avoir les approximations qui représentent l'allure générale du signal, et l'autre est un passe haut pour avoir ses détails. Le schéma de la figure (II.11) montre l'opération.

Les coefficients d'approximation $A_{j,k}$, de l'équation (II.11) [Mahg 00], à la résolution 2^{j-1} sont obtenus à partir des coefficients d'approximation à la résolution 2^j par filtrage en utilisant un filtre de réponse impulsionnelle $h[n]$ suivi d'un décimateur d'ordre 2, et les coefficients de détail $d_{j,k}$ sont obtenus à partir des coefficients d'approximation $A_{j,k}$, de l'équation (II.12), par filtrage en utilisant un filtre de réponse impulsionnelle $g[n]$ suivi d'un décimateur d'ordre 2 figure (II.11).

$$A_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n] A_{j-1,2k+n} \quad (\text{II. 11})$$

$$D_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n] A_{j-1,2k+n} \quad (\text{II. 12})$$

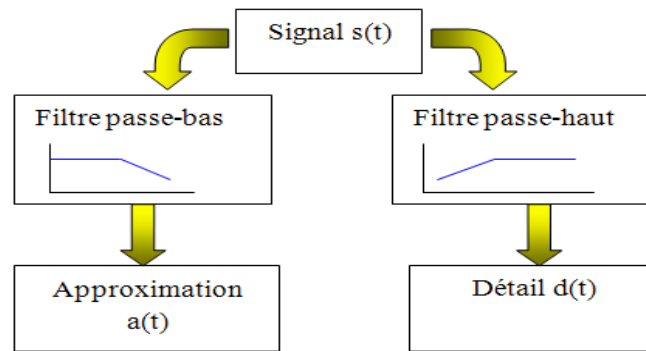


Figure II.11. Transformée en ondelette par multi résolution

La forme générale de signal au cours de la décomposition est illustrée dans la figure (II.12)

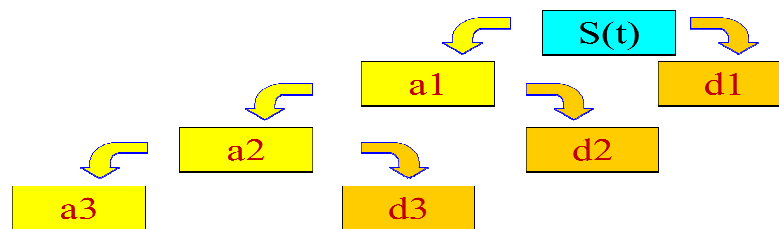


Figure II.12. Décomposition de signal en approximations et détails

Donc le signal décomposé s'écrit sous la forme (II.13):

$$S(t)=d_1+d_2+d_3+a_3 \quad (II.13)$$

Ici le niveau présenté est de valeur 3 comme exemple.

II.2.7 La transformée en paquet d'ondelettes

La méthode de paquets d'ondelettes est une généralisation de la décomposition en ondelettes qui offre une gamme plus riche de possibilités pour l'analyse du signal.

Dans l'analyse en ondelette, un signal est décomposé en approximations et en détails.

L'approximation est alors elle-même coupée en approximation et détail de deuxième niveau, et le processus est répété. Pour une décomposition de « n » niveaux, il y a (n+1) manières possibles de décomposer ou coder le signal.[Bouz 07][Mich 03]

Dans l'analyse en paquets d'ondelettes, les détails aussi bien que les approximations peuvent être décomposés. Ceci rapporte plus de $2n+1$ de différentes décompositions du signal. L'arbre de décomposition en paquets d'ondelettes est représenté dans la figure (II.13).

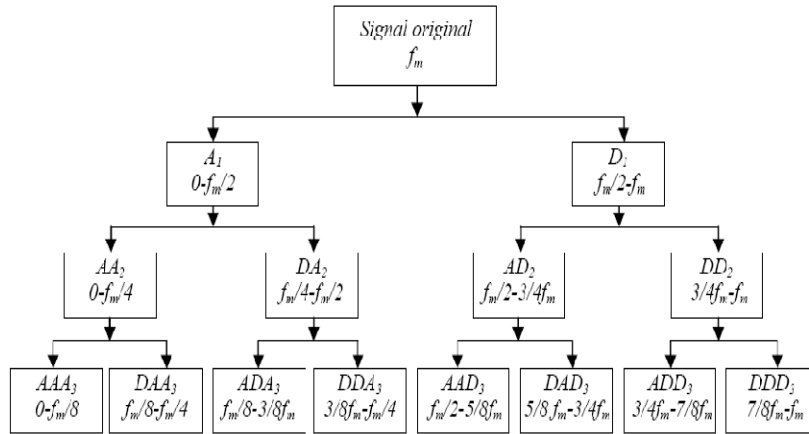


Figure II.13. Transformée en paquet d'ondelette [Bouz 07]

II.2.8 Choix de l'ondelette et du nombre de niveaux de calcul pour la décomposition

Le choix de l'ondelette (type et ordre) adaptée à l'analyse des signaux comme ceux des engrenages et des roulements n'est pas une chose aisée pour atteindre l'objectif escompté. Dans le souci de répondre au choix délicat du type d'ondelette et de son ordre, et afin de mettre plus en relief l'analyse de ces types de signaux en fonction de l'importance de leurs souffles surajoutés, nous avons appliqué un certain nombre d'ondelettes dans l'analyse des signaux étudiés dans le chapitre 3.

Le nombre approprié de niveaux de la décomposition (**n_{LS}**) dépend de la fréquence d'échantillonnage (**f_s**) du signal à analyser.

Pour chacune des approches de diagnostic basées sur la décomposition en ondelettes, le nombre de niveau doit être choisi judicieusement afin de permettre aux signaux à niveau élevé (approximation et détails) de couvrir toute la gamme des fréquences le long desquelles le composant dû aux défauts change pendant tous les régimes de fonctionnement.

À partir de la condition (II.14), on peut calculer le nombre minimum de niveaux de décomposition nécessaire pour obtenir un signal d'approximation de sorte que la limite supérieure de sa bande de fréquence associée soit sous ou au voisinage de la fréquence fondamentale : [Bouz 07]

$$2^{-(n_{LS}+1)}f_s < f \tag{II.14}$$

En effet, le niveau de décomposition du signal d'approximation qui inclut les harmoniques autour du fondamental, est le nombre entier (**n_{LS}**) exprimé par l'équation (II.15) :

$$n_{LS} = \text{int} \left(\frac{\log \left(\frac{f_s}{f} \right)}{\log(2)} \right) \tag{II.15}$$

Avec « **int** » pour les entiers, **f_s** : fréquence d'échantillonnage, **f** : fréquence principale.

Donc pour une fréquence d'échantillonnage de 20KHz, et pour la fréquence de rotation 16.67 Hz, en appliquant l'équation (II.15), le nombre de décomposition recommandé est :

$$n_{Ls} = \text{int} \frac{(\log(2 * \frac{10^4}{16.67}))}{\log(2)} = 10$$

II.3 La décomposition en modes empiriques (EMD)

II.3.1 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. [Dema 08]

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 conduit 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). [Cexu 05].

II.3.2 Propriétés de la méthode de l’EMD

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

	Fourier	STFT	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 EMD avec autres méthodes

II.3.3 Algorithme de Tamisage pour EMD

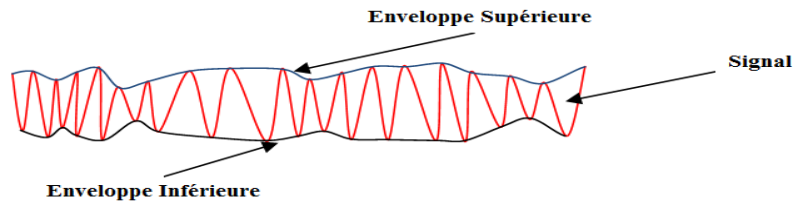
Cet algorithme est utilisé dans plusieurs travaux [Hualou 05][LI Hong 06], car la méthode de l'EMD n'a pas une théorie bien précise. Elle est basée directement sur cet algorithme, et pilotée directement par les données. Le programme d'exécution de cette algorithme écrit par [Rill 07] dans l'annexe.

Etape 1) Fixation du seuil ε

Etape 2) initialisation du résidu : $R_0(t) = s(t)$, et de l'indice : $j = 1$

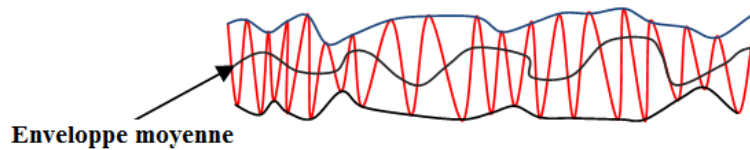
Etape 3) Extraction du $j^{\text{ème}}$ IMF :

- a) Initialisation de l'IMF : $h_0 = R_{j-1}(t)$, $k=1$ (k donne le nombre de tamisage)
- b) Identification des extremas locaux de $h_{k-1}(t)$
- c) Calcul l'enveloppe supérieure $E_s(t)$ et inférieure $E_i(t)$ par interpolation (splines cubiques) de $h_{k-1}(t)$.



d) Calcul la moyenne des enveloppes :

$$m_{k-1}(t) = (E_s(t) + E_i(t))/2$$



e) Mise à jour, soustraction de la forme d'onde :

$$h_k(t) \leftarrow h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t),$$

f) Calcul du critère d'arrêt :

g)

$$CdA (K) = \sum_{t=0}^T \frac{(h_{k-1}(t) - h_k(t))^2}{(h_{k-1}(t))^2}$$

h) Si le critère d'arrêt est satisfait :

$$[CdA(k) < \varepsilon \text{ (} h_k \text{ est un IMF)}]$$

alors affecter $IMF_j(t) = h_k(t)$ si non , répéter les sous étapes de (b) à (f) avec $k = k + 1$

Etape 4) Mise à jour du résidu : $R_j(t) = R_{j-1}(t) - IMF_j(t)$

Etape 5) Si $R_j(t)$ a encore au moins 2 extremas alors répéter l'étape 3 avec $j = j + 1$, sinon l'EMD est terminée.

Etape 6) $R_j(t)$ est alors le résidu, , à l'itération N ou le nombre de modes, de $s(t)$.

La décomposition s'achève lorsque la dernière approximation ne présente plus d'oscillation.

Le résultat du tamisage conduit à une représentation du type :

$$s(t) = \sum_{j=1}^N IMF_j(t) + R_N(t) \quad (II.16)$$

Une IMF vérifiant les conditions : [Gao et al 08] [Qihua et al 07]

- 1) chaque mode a le même nombre (à 1 près) de passage par zéro et d'extrema.
 - 2) la moyenne des enveloppes supérieures et inférieures des modes est nulle.
- N est le nombre de modes trouvé.

Notons que l'EMD ne nécessite pas de prétraitement. La méthode est entièrement pilotée par les données.

Il a été montré que l'EMD se comportait comme l'équivalent d'un banc de filtres adaptatif sélectionnant les fréquences principales contenues dans le signal. [Flan 04]

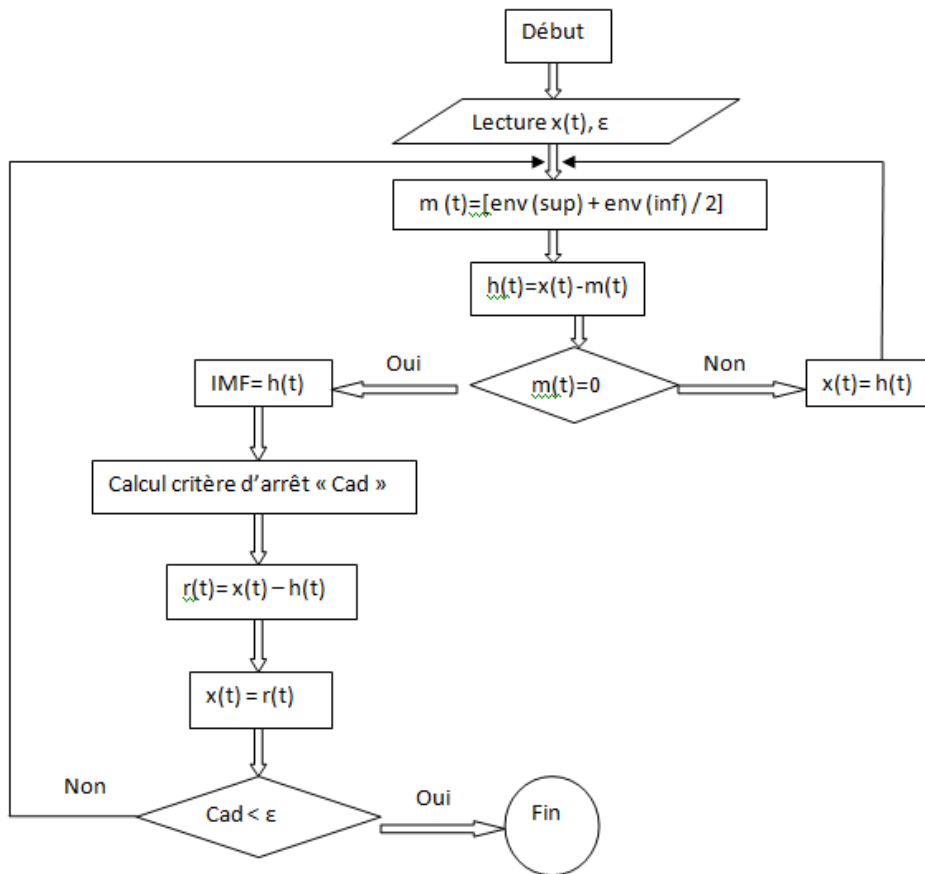


Figure II.14. Organigramme pour la décomposition en mode empirique « EMD »

• **Décomposition avec EMD d'un signal simple**

Pour la méthode EMD appliquée à un signal simple de deux signaux sans bruit, l'exemple suivant montre la décomposition de ce signal, ensuite le dé-bruitage.

Soit le signal $x(t)$:

$$x(t) = \sin(\omega_1 t) + \sin(\omega_2 t).$$

Avec $\omega_1 = 2\pi 50$ rad/s, et $\omega_2 = 2\pi 120$ rad/s et $f_1 = 50$ Hz, $f_2 = 120$ Hz.

Le signal temporel et son spectre sont montrés dans la figure (II.15).

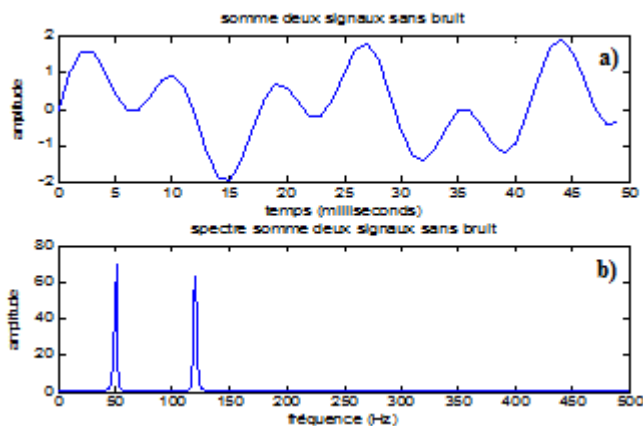


Figure II.15. Somme de deux sinus : a) Signal temporel, b) Spectre.

En appliquant la méthode de l'EMD, pour les deux signaux précédents. Le signal d'IMF1 est donné par la figure (II.16.a), et son spectre par la figure (II.16.b).

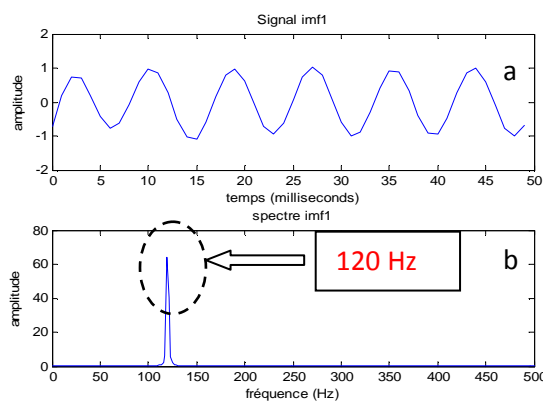


Figure II.16 : a) signal IMF1, b) Spectre de l'IMF1

Le signal d'IMF2 et son spectre sont illustré par la figure (II.17)

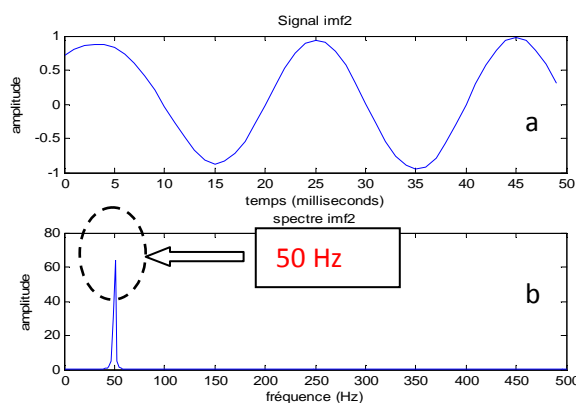


Figure II.17 : a) signal IMF2, b) Spectre de l'IMF2

D'après cet exemple, on voit que la décomposition EMD commence par le signal qui a la fréquence élevée en allant vers le signal de basse fréquence.

II.4 Bibliographie sur l'application de l'EMD et les ondelettes dans le diagnostic des machines tournantes :

La méthode EMD et la méthode de la transformée en ondelettes ont été employées dans plusieurs travaux concernant le diagnostic et la maintenance des machines tournantes. Dans ce qui suit, quelques travaux sont cités.

Z.K. Peng, Peter W [Peng et al 05 (a)] ont appliqué une méthode dite (**Huang Hilbert Transform** « **HHT** ») basé sur la méthode de décomposition en modes empiriques « **EMD** », la transformée d'Hilbert « **TH** » pour extraire l'enveloppe, et la transformée en paquets d'ondelette « **WPT** » pour améliorer la méthode de l'**HHT** originale. Ils appliquent WPT sur le signal à analyser comme prétraitement pour décomposer le signal en un ensemble de signaux à bande étroite, puis la méthode de l'EMD s'appliquera sur ces signaux issus de WPT. Après la sélection des IMFs importantes, la TH est appliquée sur ces IMF pour extraire l'enveloppe de chaque IMF, et avoir les fréquences instantanées recherchées pour étudier la présence d'un défaut de frottement sur une machine rotative. L'organigramme pour cette méthode est illustré dans la figure (II.18)

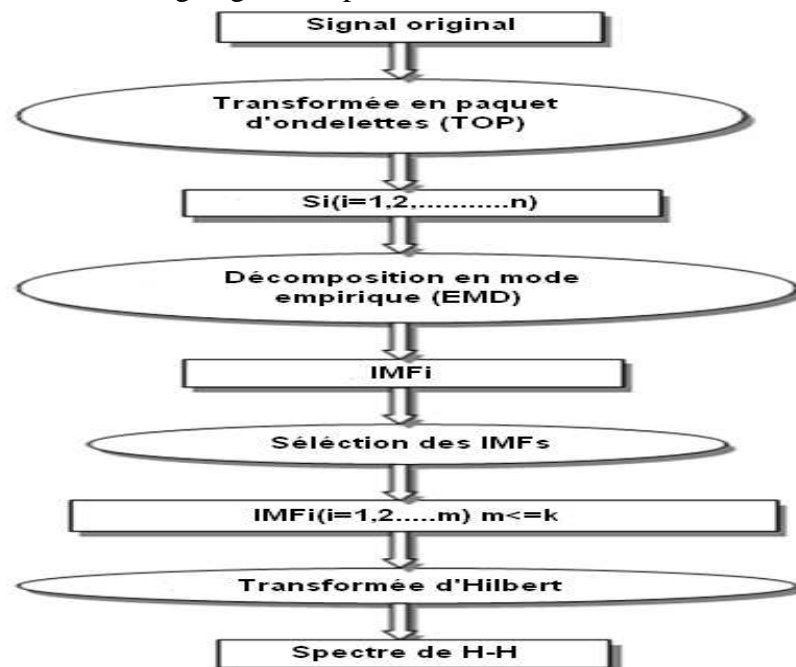


Figure (II.18) : Etapes pour l'opération de HHT

Z.K. Peng, Peter W [Peng et al 05 (b)]: Dans ce travail, ils ont fait une comparaison entre la transformée de Hilbert–Huang transform « **HHT** » et la transformée en ondelettes « **WT** » afin de faire une étude sur la capacité de chaque méthode pour détecter la présence d'un défaut sur les roulements.

Dans cette étude, ils ont mis une opération de sélection des IMFs les plus importants basée sur le calcul de coefficient de corrélation entre les IMFs et le signal à analyser.

La conclusion retirée de ce travail est résumée en trois points :

- 1- La méthode de **HHT** améliorée a une bonne résolution dans le domaine temporelle et fréquentielle par rapport au scalogramme basée sur les ondelettes.

- 2- Cette amélioration pour **HHT** lui a donné une meilleure efficacité de l'informatique, donc elle est plus appropriée pour l'analyse granulométrique du signal (haute ou basse).
- 3- Le spectre de la méthode **HHT** améliorée a souvent le phénomène d'ondulation dans sa fréquence recherchée, ce qui peut tromper l'analyse des signaux.

Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu [Cheng et al 06] : Le but principal de ce travail est de proposer une nouvelle méthode d'extraction des défauts de roulements basée sur la décomposition en modes empiriques (EMD) et la méthode autorégressive (AR).

Puisque la méthode du modèle AR ne s'applique que sur les signaux stationnaires, alors que les signaux de roulements sont des signaux non stationnaires, la méthode de décomposition en modes empiriques « EMD » est utilisée ici comme une opération de prétraitement pour décomposer le signal non stationnaire d'un roulement à rouleau en plusieurs composantes vibrantes dites « IMF » pour (Intrinsic Mode Function) qui se manifestent comme un signal mono mode.

Dans ce cas là, le modèle de « AR » peut s'appliquer sur chaque IMF pour extraire les paramètres de « AR ».

Avec l'application d'EMD et **AR**, les résultats des analyses expérimentales montrent que l'approche proposée peut être d'une manière efficace appliquée, au diagnostic de défaut de roulements à rouleaux efficacement.

Qihua Du, Shunian Yang [Qihua Du 07]: Dans ce travail, la décomposition en modes empiriques (EMD) est introduite avec la méthode d'enveloppe pour analyser les signaux de roulement et faire un diagnostic afin d'extraire les fréquences caractéristiques.

Les signaux de vibration des roulements à billes sont analysés en détail. Les résultats montrent que la méthode proposée est supérieure à la décomposition en ondelettes discrètes.

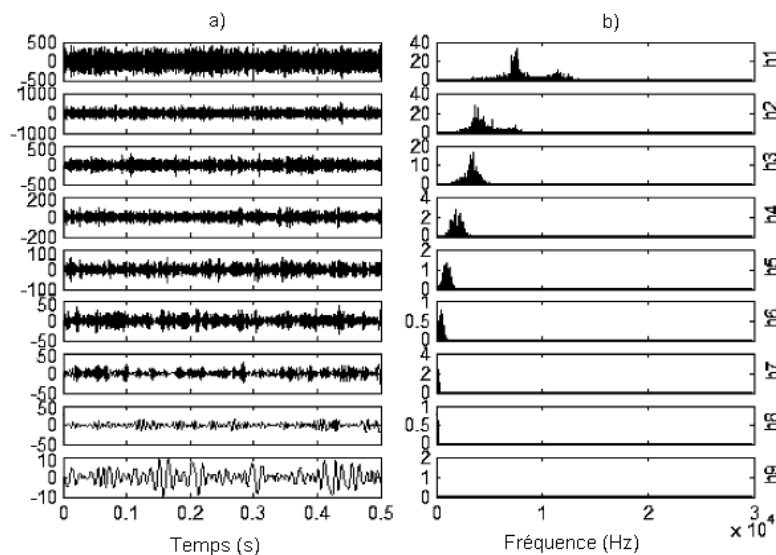


Figure II.19. Décomposition avec EMD : a) IMFS de la décomposition, b) spectre fréquentiel de chaque IMF

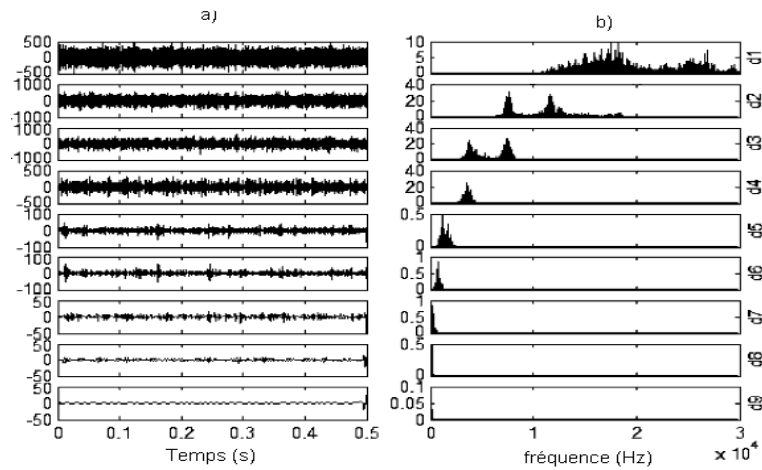


Figure II.20 Décomposition avec ondelettes discrète : a) signal temporel b) spectre fréquentiel pour détails.

Les figures (II.19) et (II.20) montrent que la méthode de l'EMD localise les fréquences instantanées mieux que la décomposition en ondelettes discrète (DWT).

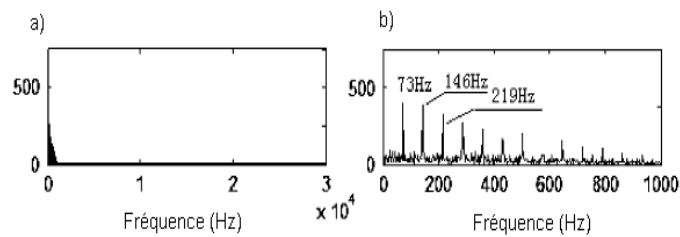


Figure II.21 Spectre d'enveloppe IMF de la composante h2 : a) spectre d'enveloppe total de h2 : b) spectre d'enveloppe de h2 avec zoom local.

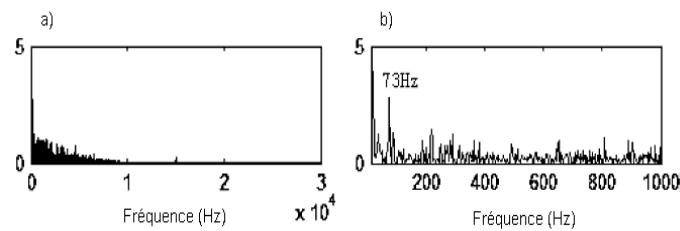


Figure II.22 Spectre d'enveloppe de la même bande fréquentielle de h2 avec ondelette discrète : a) spectre d'enveloppe total : b) spectre d'enveloppe avec zoom local.

Les figures (II.21) et (II.22) montrent que la méthode de l'EMD localise les fréquences instantanées mieux que la décomposition en ondelettes discrète (DWT).

Dans le travail de **V.K. Rai, A.R. Mohanty [Rai et al 07]**, la méthode de l'EMD est utilisée pour le diagnostic de roulement en se basant sur les fréquences caractéristiques des défauts qui se trouvent sur ces constituants (bague intérieure, bague extérieure, et les billes).

Le dispositif expérimental comprend un banc d'essai, un moteur asynchrone avec variateur de vitesse pour un ensemble arbre-rotor. L'arbre est pris en charge sur palier à roulement profonde à billes avec défauts artificiellement. L'angle de contact pour le palier sans

charge peut être considérée comme nul. L'accéléromètre (B & K 4399) et la carte d'acquisition de données (NI 6110) ont été utilisés pour mesurer et acquérir des données numériques sans vibration. Le moteur tourne à une vitesse constante de 30 Hz rotation de l'arbre f_r .

Le calcul de ces fréquences aide à déterminer les bandes fréquentielles, ce qui aide à définir les IMFs qui correspondent à ces bandes. La figure (II.23) montre la fréquence caractéristique de défaut dans la bague intérieure ' f_{bi} ' et ces harmoniques, plus la fréquence de rotation ' f_r '.

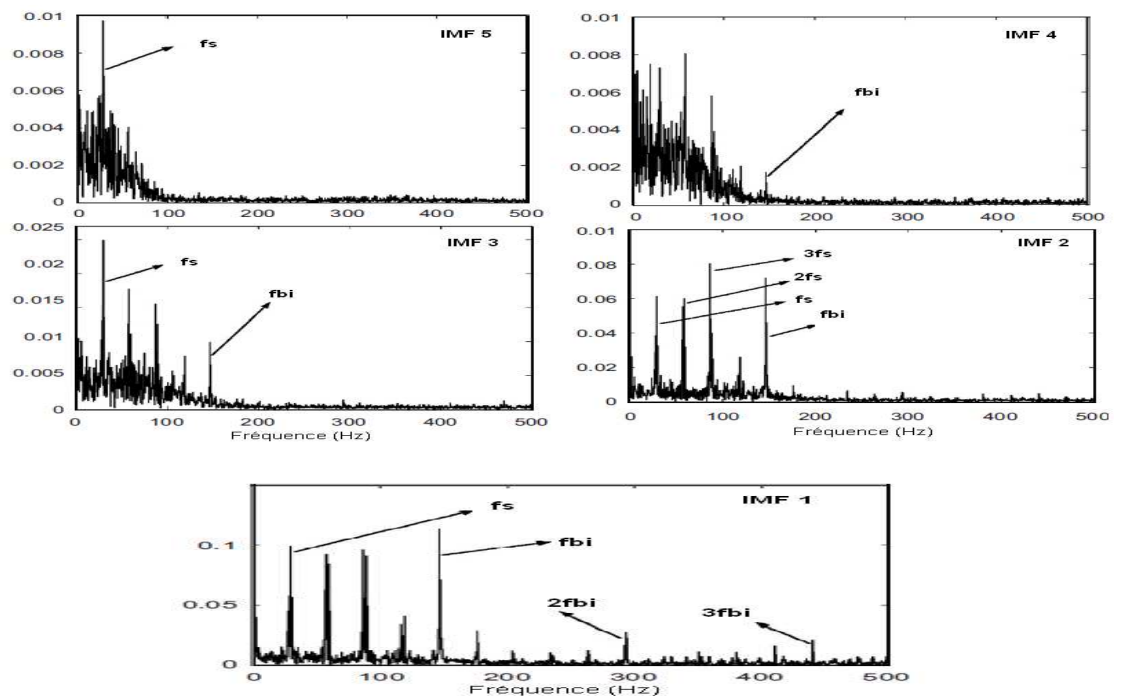


Figure II.23 Spectre d'enveloppe : IMF1, IMF2, IMF3, IMF4, et IMF5.

Les auteurs de ce travail se sont basés sur la FFT de chaque IMF pour ressortir les fréquences de chaque défaut dans les constituants de roulement.

Dans le de **Yang Yu, YuDejie, Cheng Junsheng [Yang 06]** travail, la méthode de l'EMD est hybridée avec les réseaux de neurones « ANN » pour le diagnostic des roulements.

L'auteur calcule les IMFs avec la méthode de l'EMD. Puis, l'énergie de chaque IMF va être l'entrée dans le réseau de neurones pour identifier l'état de fonctionnement de roulement.

Les résultats obtenus dans ce travail sont :

- La méthode de l'EMD est parfaite pour analyser les signaux non stationnaires et non linéaires.
- La combinaison entre l'EMD et la méthode de réseau de neurones donnera un outil très efficace pour avoir un diagnostic intelligent.
- La méthode de « ANN » basée sur l'énergie des IMFs a une capacité d'identification plus élevée que la méthode de « ANN » hybridée avec les transformées en paquets d'ondelettes.

Dans le travail de **Yaguo Lei a, Zhengjia He , Yanyang Zi [Yaguo Let al 09]**, plusieurs méthodes sont utilisées pour avoir un outil efficace et intelligent de diagnostic des machines tournantes. Parmi ces méthode, on trouve la décomposition en modes empiriques (**EMD**) et la transformation en paquets d'ondelettes (**WPT**) qui sont utilisées comme un outil de prétraitement afin d'extraire les informations caractéristiques d'une manière fiable et précise, d'autres méthodes telles que des paramètres sans dimension, une technique non supervisée qui est la fonction de base radiale (**RBF**) du réseau ont été également appliqué.

Les paramètres sans dimension dans le domaine temporel sont extraits de chacun des signaux vibratoires d'origine et des signaux prétraités pour former un ensemble de fonctionnalités combinées. Par ailleurs, la technique non supervisée est utilisée pour calculer la classification.

Enfin, selon les facteurs de décision, les fonctions correspondantes sensibles sont sélectionnées et introduites dans le réseau RBF pour identifier automatiquement des différentes conditions de fonctionnement de la machine. La figure (II.24) montre un organigramme concernant ces étapes.

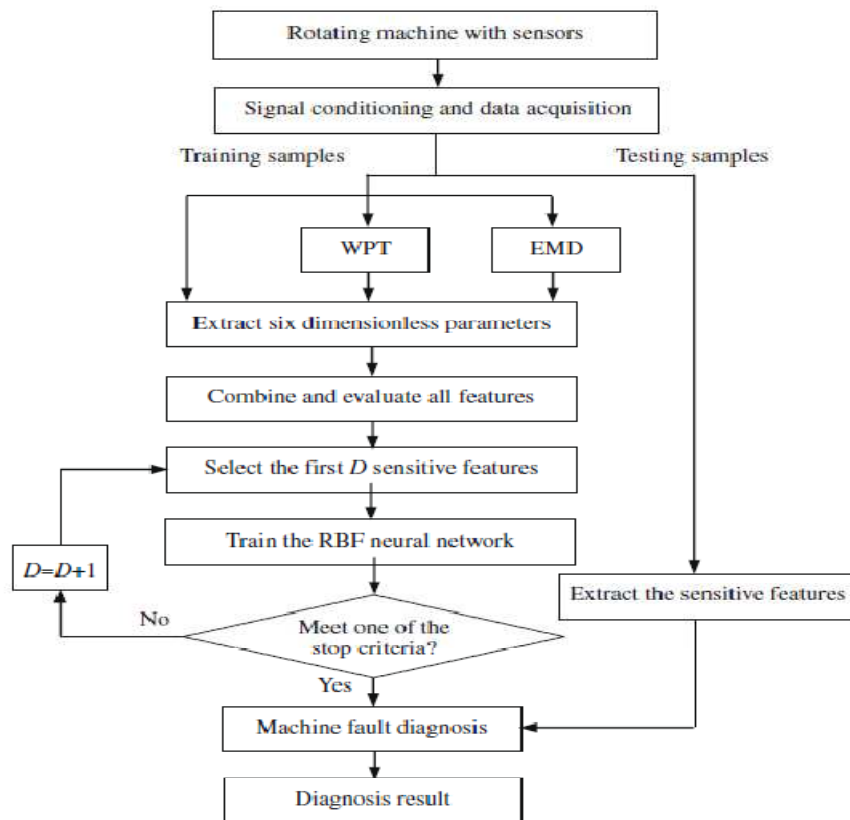


Figure II.24 Organigramme d'analyse de signal de la machine tournante [Yagu et al 09]

Le banc d'essai utilisé dans ce travail est illustré par la figure (II.25) :

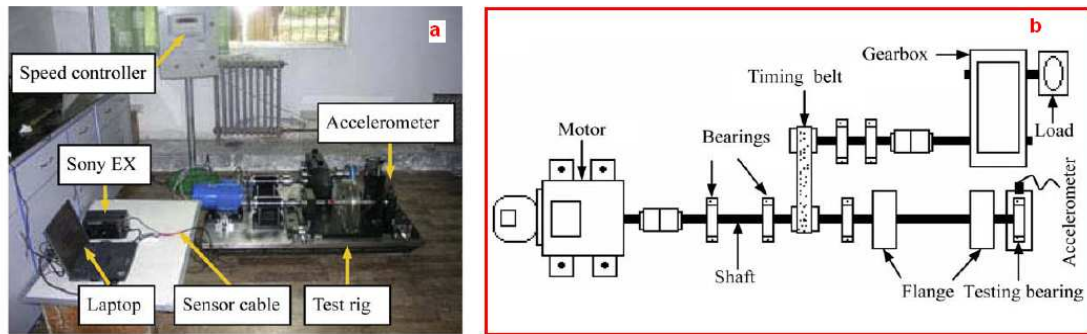


Figure II.25 a) Système expérimental :
 b) Structure du banc schématisée [Yaguo Lei 09]

D'après les résultats obtenus dans ce travail, la méthode proposée a la capacité de diagnostiquer des défauts de faible amplitude. Elles confirment l'efficacité de la méthode de diagnostic de panne proposée qui intègre WPT, EMD, la technique de classification non supervisée et le réseau RBF.

Guang-ming Xian [Guan10] Dans ce travail, une combinaison entre la transformée en ondelette discrète (DWT) basée sur la multi-résolution et la méthode de support à vaste marge (SVM) pour le diagnostic d'une machine hydraulique de moulage par injection. Pour cela, la transformée en ondelettes discrète de type « Db2 » est utilisée pour extraire les caractéristiques du signal vibratoire concernant les défauts mécaniques au quatrième niveau de décomposition.

La méthode de support à vaste marge (SVM) est utilisée pour classer le type de défaut présenté sur le roulement à rouleaux sphériques testé.

Les résultats expérimentaux montrent que la combinaison entre SVM et DWT augmente le taux de classification concernant les défauts mécaniques.

II.14 Conclusion:

Ce chapitre a été consacré à donner un aperçu général sur les méthodes destinées à l'analyse des signaux non stationnaires et non linéaires, telles que la méthode de la transformée en ondelette (TO) et la décomposition en modes empiriques (EMD).

Après avoir donné les notions de ces méthodes, un état de l'art sur leurs applications dans le domaine de diagnostic des défauts mécaniques a été présenté. Ceci pour avoir une idée sur les algorithmes à suivre et utiliser, et les différentes méthodes combinées.

Dans le chapitre 3, on va utiliser ces méthodes pour étudier les signaux d'engrenage et de roulement qui sont générés à partir d'un modèle mathématique de simulation.

Chapitre III

III.1 Introduction :

Etudier les défauts des engrenages et des roulements est très important dans le but de maintenir le bon fonctionnement des machines tournantes et de les détecter de façon précoce avant que cette machine ne tombe en panne. Ces deux constituants jouent respectivement un grand rôle dans la transmission de puissance et dans le guidage. Ce qui implique que le savoir des signes ou des symptômes d'existence d'un ou plusieurs défauts aidera à augmenter la durée de vie des machines, donc maintenir leur bon fonctionnement.

Dans le présent chapitre, les engrenages et les roulements sont présentés à l'aide des modèles mathématiques afin de générer les signaux de ces constituants dans les conditions différentes (avec l'existence de défaut mais sans bruit, et avec l'existence de défaut et de bruit en même temps), pour voir la robustesse et la sensibilité des indicateurs calculés à partir de ces signaux.

Les méthodes de décomposition en ondelettes et l'EMD sont appliquées aussi sur ces signaux simulés pour voir s'il y a une amélioration ou non dans la sensibilité de ces indicateurs, et voir la capacité de ces méthodes d'extraire les fréquences caractéristiques dans les différents cas.

III.2 Bruit

Le rapport signal sur bruit est défini par :

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^n y^2(i)}{\sum_{i=1}^n e^2(i)} \right) \quad (III.1)$$

Avec :

(y) signal à analyser.

(e) bruit additionné.

Nous créons en premier lieu un signal simulé d'un engrenage. On additionnera ensuite le bruit blanc aléatoire généré par MATLAB, pour différents SNR pour produire un signal bruité.

III.3 Modèle mathématique de défauts d'engrenage

Certains défauts d'engrenage, manifestent leur présence par une modulation d'amplitude et de fréquence du signal d'engrènement. Il est donc possible à partir des méthodes de démodulation d'amplitude et de phase de détecter la présence d'un défaut.

Si l'on considère un engrenage dont le signal vibratoire est moyenné de manière synchrone par rapport à la fréquence f_r de rotation d'une roue de Z dents, on a :

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

où :

M est l'ordre d'analyse du signal d'engrènement.

X_m est l'amplitude de l'harmonique m

Z nombre des dents.

f_r : Fréquence de rotation de l'arbre.

ϕ_m : Phase.

Si l'engrenage comporte maintenant un défaut, tel qu'une fissure en pied de dent, cela se traduira par une modulation d'amplitude et de phase du signal d'engrènement. Le signal modulé est donné par:

$$y(t) = \sum_{m=0}^M X_m (1 + a_m(t)) \times \cos(2\pi m Z f_r t + \phi_m + b_m(t)) \quad (\text{III. 3})$$

$$a_m(t) = \sum_{n=0}^p A_{mn} \cdot \cos(2\pi n f_r t + \alpha_{mn}) \quad (\text{III. 4})$$

$$b_m(t) = \sum_{n=0}^p B_{mn} \cdot \cos(2\pi n f_r t + \beta_{mn}) \quad (\text{III. 5})$$

$a_m(t)$ et $b_m(t)$ représentent respectivement les modulations d'amplitude et de fréquence du signal d'engrènement dues à la présence d'un défaut de denture. Ces fonctions sont définies par leurs séries de Fourier.

Dans le spectre, la modulation d'amplitude créera des raies latérales autour des pics d'engrènement. L'espacement des raies satellites est égal à la fréquence de rotation de la roue portant le défaut. L'étendue des raies satellite dépend étroitement de la forme du signal modulant.

On peut donc à partir des hypothèses formulées précédemment, faire une démodulation d'amplitude et de phase sur le signal $y(t)$ de l'équation (III.3). La figure (III.1) montre un signal temporel à partir d'un modèle d'un engrenage qui porte un défaut. Nous avons considéré le cas des signaux de CETIM, c'est-à-dire $Z=20$, $f_r=16.66$ Hz, et la fréquence d'échantillonnage $f_e=20000$ Hz.

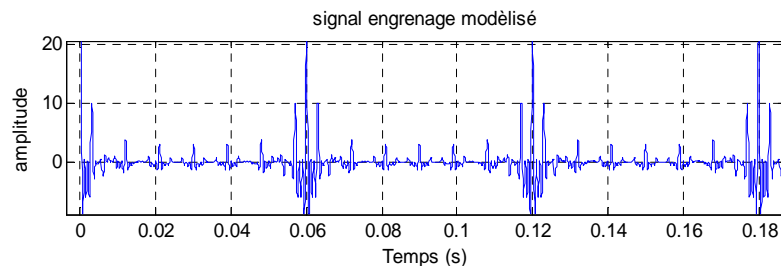


Figure III.1. Signal temporel d'un engrenage modélisé avec défaut sans bruit

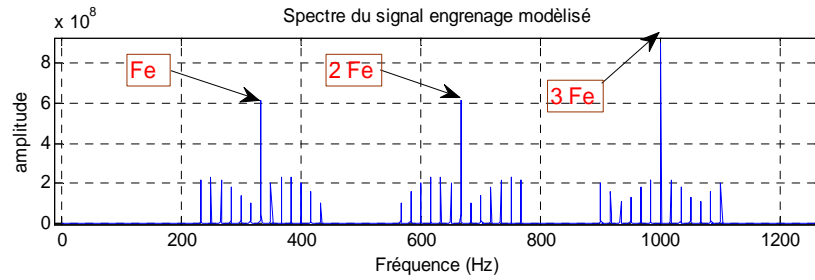


Figure III.2. Spectre du signal d'engrenage modélisé avec défaut sans bruit

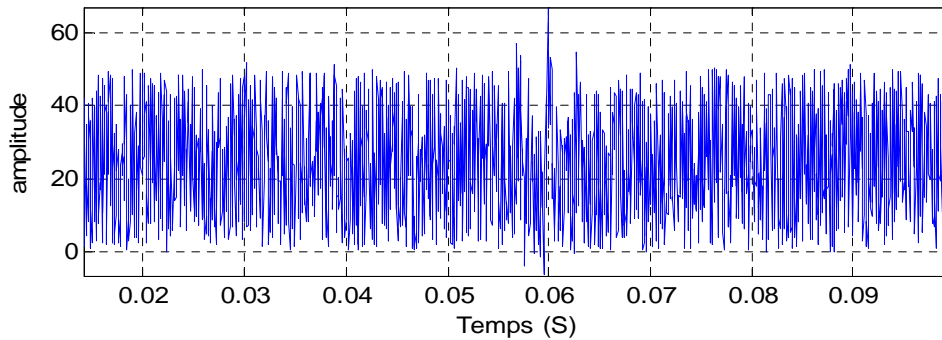


Figure III.3. Signal temporel d'un engrenage modélisé avec défaut et bruit (SNR= -55 dB)

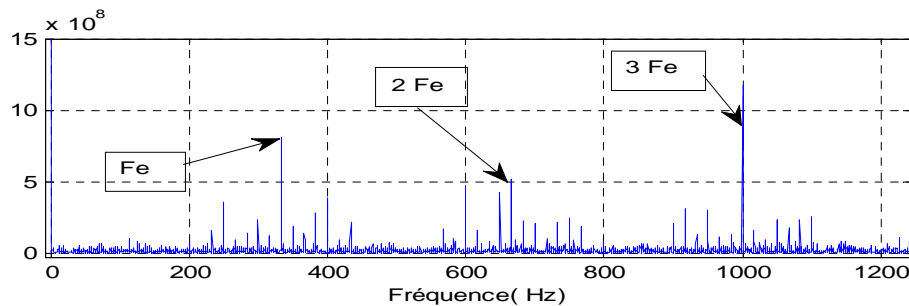


Figure III.4. Spectre du signal d'engrenage modélisé avec défaut et bruit (SNR= -55 dB)

Nous voyons clairement dans les deux figures (III.1) et (III.2) précédentes, le signal temporel d'un engrenage modélisé avec son spectre. Ce dernier montre bien les pics de fréquence d'engrènement et ses harmoniques, en plus, les raies latérales représentant la fréquence de rotation.

III.4 Calcul des indicateurs scalaires

Des indicateurs de surveillance de type statistiques sont calculés pour le signal d'engrenage modèle pour voir l'influence du bruit sur leur robustesse.

D'après les résultats du tableau (III.1), l'effet de masque généré par le bruit introduit diminue la sensibilité de l'indicateur, comme le montrent le kurtosis et le facteur de crête.

Par contre l'énergie représentée par la valeur efficace augmente avec l'augmentation du bruit.

La commande de `rand(size(t))` de MATLAB génère à chaque utilisation des valeurs aléatoires concernant le bruit. Tous les commandes et programmes sont donnés en annexe 5.

	SNR(dB)	kurtosis	f_ crête	V_ efficace (RMS)
Sans_ bruit		28.077	8.6	608.76
bruit_01	69	28,074	8,6	608,96
bruit_07	30	27,687	8,809	617,056
bruit_2	9	25,435	9,124	672
bruti_7	-16	11,714	8,771	1175
bruit_10	-23	6,903	8,148	1558
bruit_20	-37	2,736	6,527	2930
bruit_50	-55	1,885	4,818	7184

Tableau III.1. Valeurs des indicateurs pour différentes valeurs (niveaux) du bruit

Les courbes III.5, III.6 et III.7 montrent l'allure de chaque indicateur.

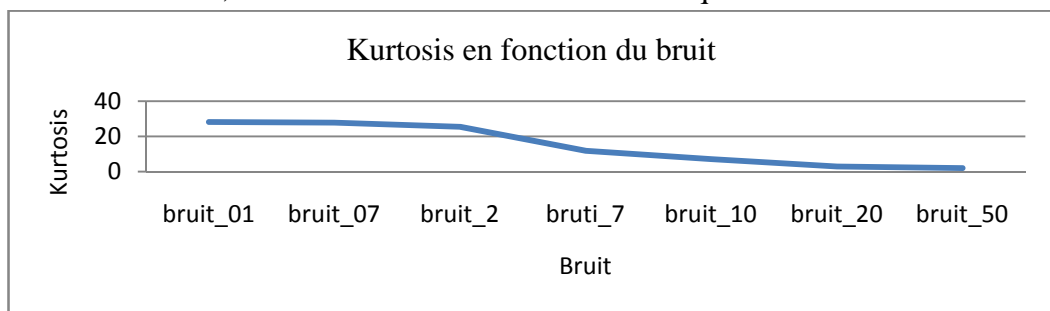


Figure III.5. Variation du kurtosis en fonction de bruit

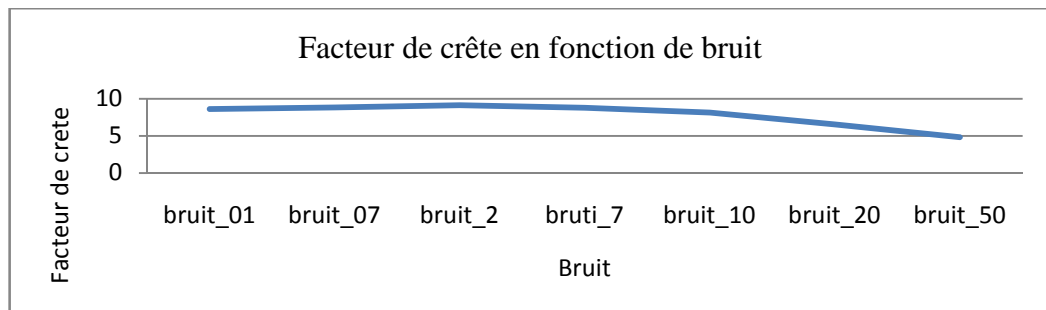


Figure III.6. Variation de facteur de crête en fonction de bruit

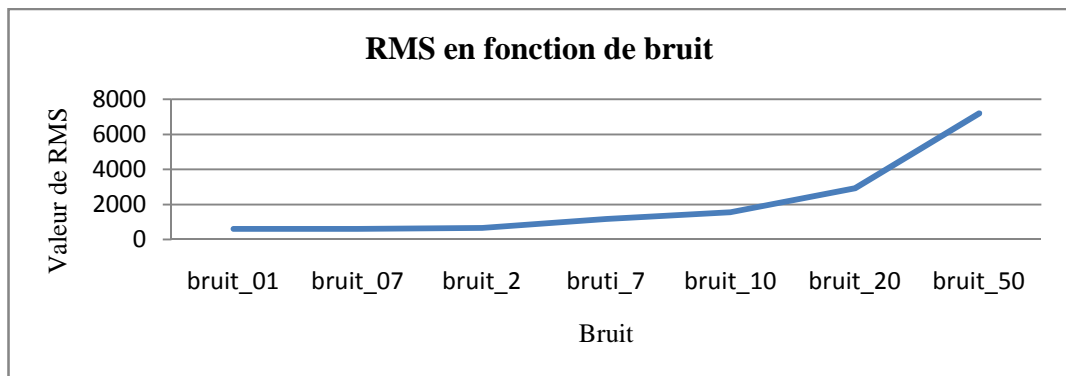


Figure III.7. Variation de RMS en fonction de bruit

III.5 Application de l'EMD sur le signal modelé sans bruit :

On a décomposé le signal généré par le modèle mathématique d'engrenage avec la méthode EMD. Cette décomposition a donné neuf (9) IMF plus un résidu. La figure (III.8) montre les quatre premiers IMFs importants qui incluent les fréquences caractéristiques qui sont la fréquence de rotation de l'arbre, et la fréquence d'engrènement. Les autres IMFs sont ajoutés avec le résidu, car ils ne donnent aucune information. On peut faire la sélection aussi pour les IMFs importants par la corrélation entre le signal original et les composantes de l'EMD.

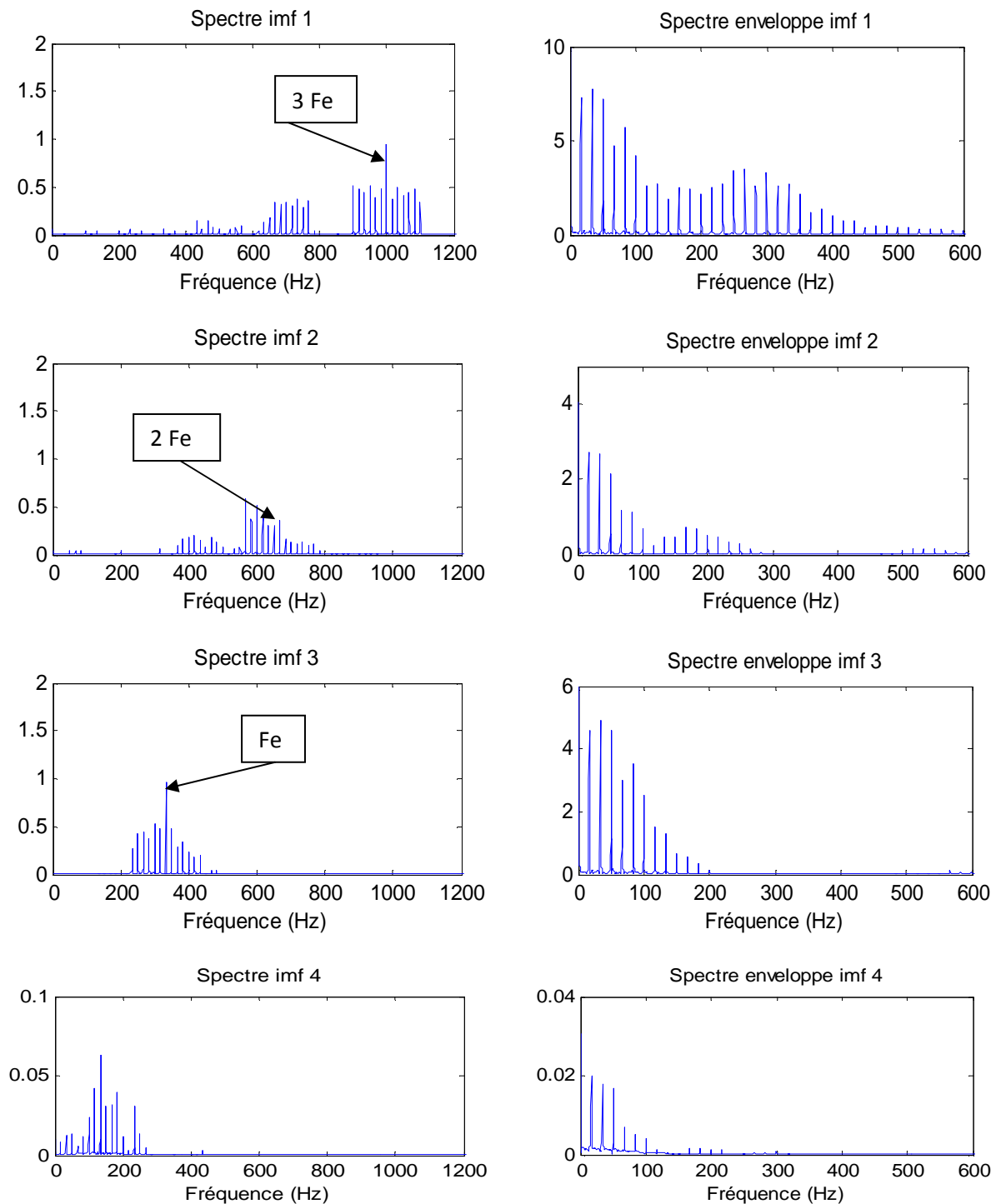


Figure III.8. Les quatre premiers IMFs importants du signal sans bruit

Comme indique la figure (III.8), les composantes (IMF) du signal d'engrenage modélisé montrent bien les fréquences caractéristiques. Nous avons marqués que :

- Chaque composante couvre une bande fréquentielle.
- La décomposition se fait de hautes fréquences vers les basses fréquences.
- Cette décomposition peut jouer le rôle d'un filtre sélectif.
- Imf1 représente la bande fréquentielle qui inclut la troisième harmonique de la fréquence d'engrènement.
- Imf2 représente la bande fréquentielle qui inclut la deuxième harmonique de la fréquence d'engrènement.
- Imf3 représente la bande fréquentielle qui inclut la fréquence d'engrènement.
- Les spectres d'enveloppe montrent les raies latérales de la fréquence de rotation de l'arbre qui enlèvent aussi la fréquence d'engrènement. C'est la démodulation du signal pour chaque imf.

Le tableau (III.2) illustre les indicateurs statistiques de surveillance pour les IMFs concernant le signal sans bruit.

	kurtosis	Facteur de crête	RMS
imf1	13,846	6,248	402,517
imf2	7,434	4,354	249,311
imf3	10,646	5,311	318,198
imf4	8,01	8,787	21,749
imf5	6,626	8,824	14,495
imf6	44,596	15,723	6,569
imf7	6,947	8,826	4,778
imf8	28,412	8,872	4,531
imf9	3,579	2,632	10,658
imf10	3,11	2,471	1,802

Tableau III.2. Indicateurs statistiques pour le signal d'engrenage modélisé avec défaut et sans bruit

III.6 Application de l'EMD sur le signal modélisé avec bruit

Le signal maintenant est bruité avec un bruit de SNR= -55 dB, et l'application de l'EMD sur ce signal a donné 17 IMFs. Elle montre que le bruit contient les hautes fréquences. Cette décomposition, donne les trois premiers IMF contenant le bruit avec des hautes fréquences. Dans les IMF4, IMF5, et IMF6, on peut extraire respectivement les harmoniques de la fréquence d'engrènement 999.99 Hz, 666.66 Hz, et la fréquence d'engrènement 333.33 Hz.

A partir de cette décomposition, le spectre d'enveloppe ressort la fréquence de rotation 16.67 Hz avec ses harmoniques dans l'IMF4, IMF5, et IMF6.

Les autres IMF sont ajoutés avec le résidu, car ils ne donnent aucune information.

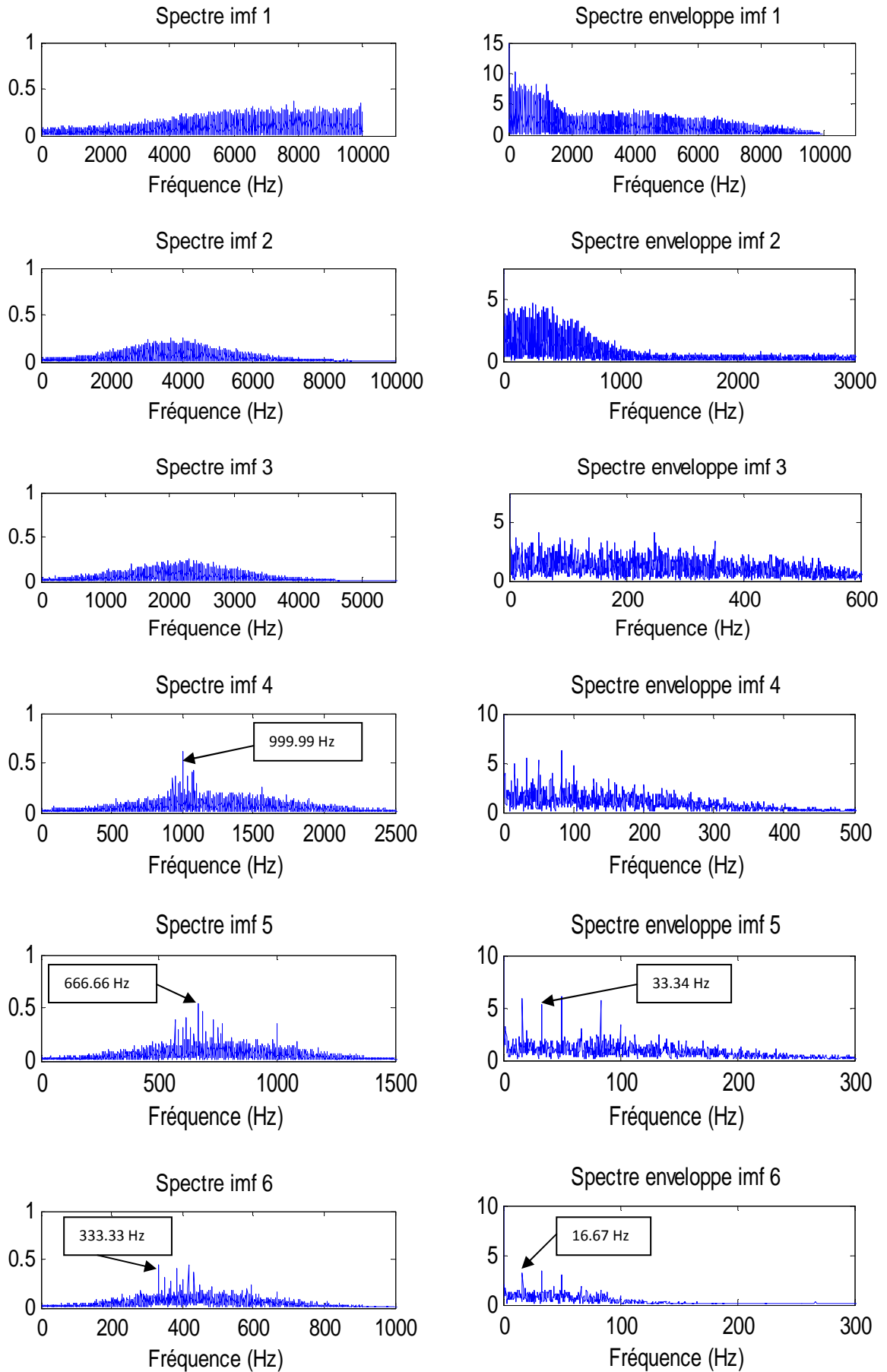


Figure III.9. Décomposition du signal avec SNR= -55 dB

Les indicateurs statistiques pour les IMFs calculés à partir du signal bruité sont mentionnés dans le tableau (III.3). Les valeurs de ces indicateurs n'indiquent pas qu'il y a défaut. L'information concernant les fréquences caractéristiques est dans l'IMF4, IMF5, et IMF6, voir figure (III.9). Ces IMFs couvrent la bande fréquentielle incluant la fréquence d'engrènement et ses harmoniques.

	kurtosis_b	Facteur de crête _b	RMS_b
imf1	1,667	2,422	2733,3
imf2	2,538	3,584	1482,6
imf3	2,769	3,655	1157,6
imf4	3,135	5,552	947,51
imf5	3,193	4,7	778,34
imf6	2,816	3,325	586,735
imf7	3,35	4,82	484,957
imf8	2,921	3,486	364,985
imf9	3,092	3,157	263,644
imf10	3,472	3,613	134,396

Tableau III.3. Indicateurs statistiques pour le signal d'engrenage modélisé avec bruit

Les valeurs du kurtosis et du facteur de crête sont très influencés par le bruit. Ils sont incapables de détecter la présence des défauts dans les signaux bruités à cause de l'effet de masque [boul 03] généré par le bruit. Ce qui implique l'importance de l'opération de filtrage des signaux pour pouvoir les examiner.

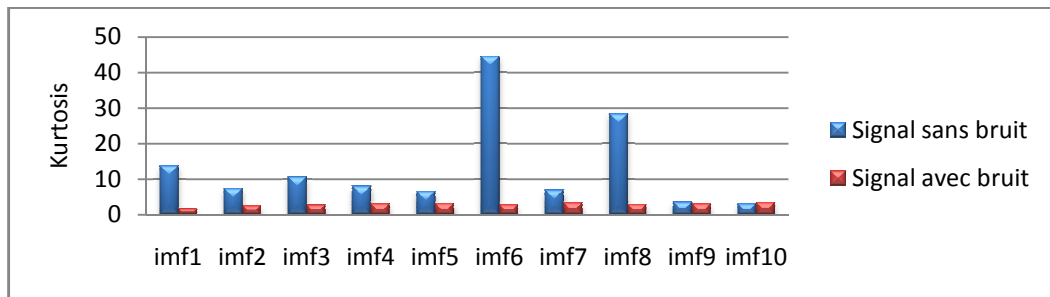


Figure III.10. Comparaison du Kurtosis entre le signal bruité et le signal sans bruit

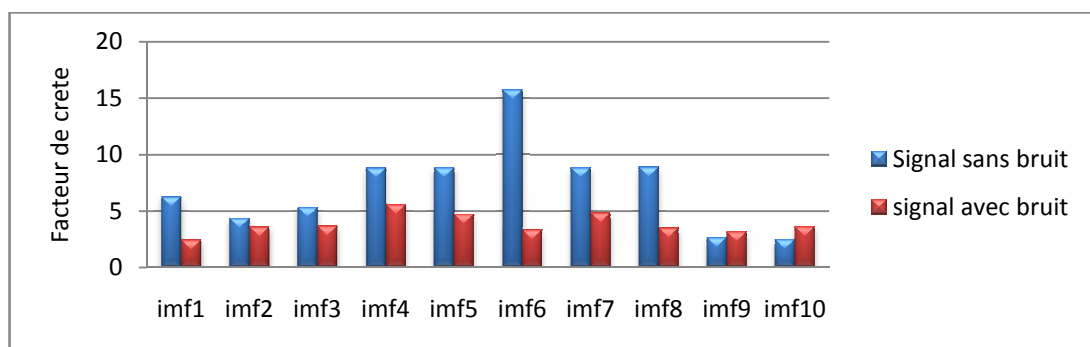


Figure III.11. Comparaison entre le facteur de crête pour le signal bruité et le signal sans bruit

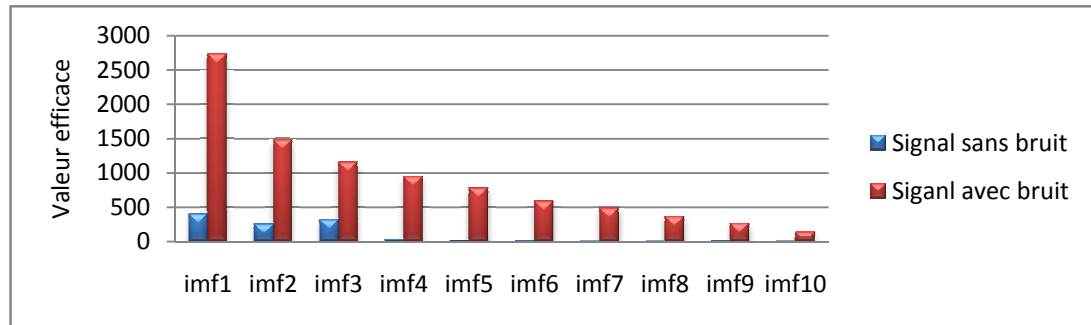


Figure III.12. Comparaison de la valeur efficace entre le signal sans bruit et le signal avec bruit.

L'observation des résultats de l'application de l'EMD sur un signal avec bruit et un signal sans bruit permet de faire les remarques suivantes :

- Quel que soit l'état du signal, le kurtosis est plus sensible que le facteur de crête.
- La valeur efficace (RMS), augmente avec l'augmentation du niveau de bruit. C'est un indicateur global.
- La sensibilité du kurtosis et du facteur de crête sera faible avec l'augmentation de niveau de bruit. Ceci est dû à l'effet de masque.

III.7 Application des ondelettes sur le signal d'engrenage modélisé:

a) Avec défaut et sans bruit

Les ondelettes de types, Symlet 4 et Symlet 8, en plus des ondelettes de type Daubchies db8, db 7 sont utilisées pour décomposer le signal d'engrenage simulé.

Le résultat de la décomposition est montré dans les figures (III.13), figure (III.15), figure (III.17), et figure (III.19). Ensuite le résultat concernant des détails significatifs est montré dans les spectres des figures (III.14), figure (III.16), figure (III.18) et figure (III.20).

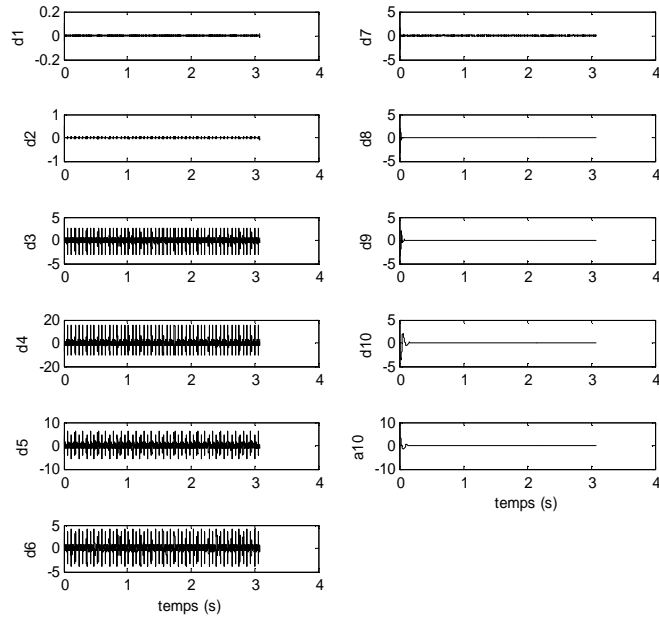


Figure III.13. Décomposition avec l'ondelette Symlet 8 (sym8)

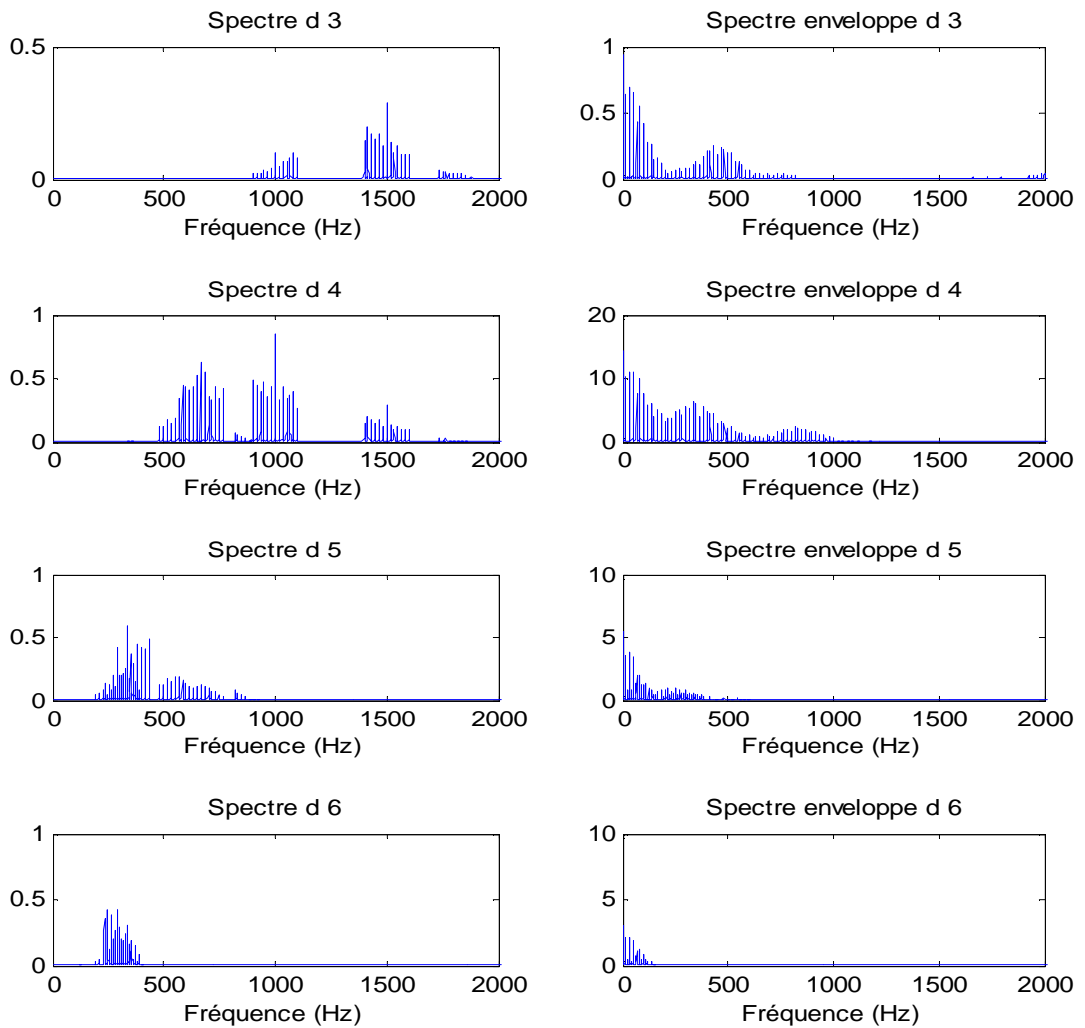


Figure III.14. Spectre des détails d3, d4, d5 et d6 pour l'ondelette Symlet 8 (sym8)

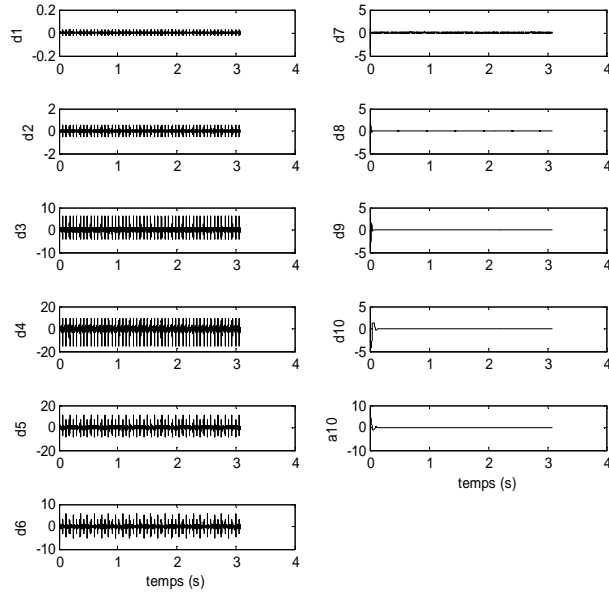


Figure III.15. Décomposition avec l'ondelette Symlet 4 (sym4)

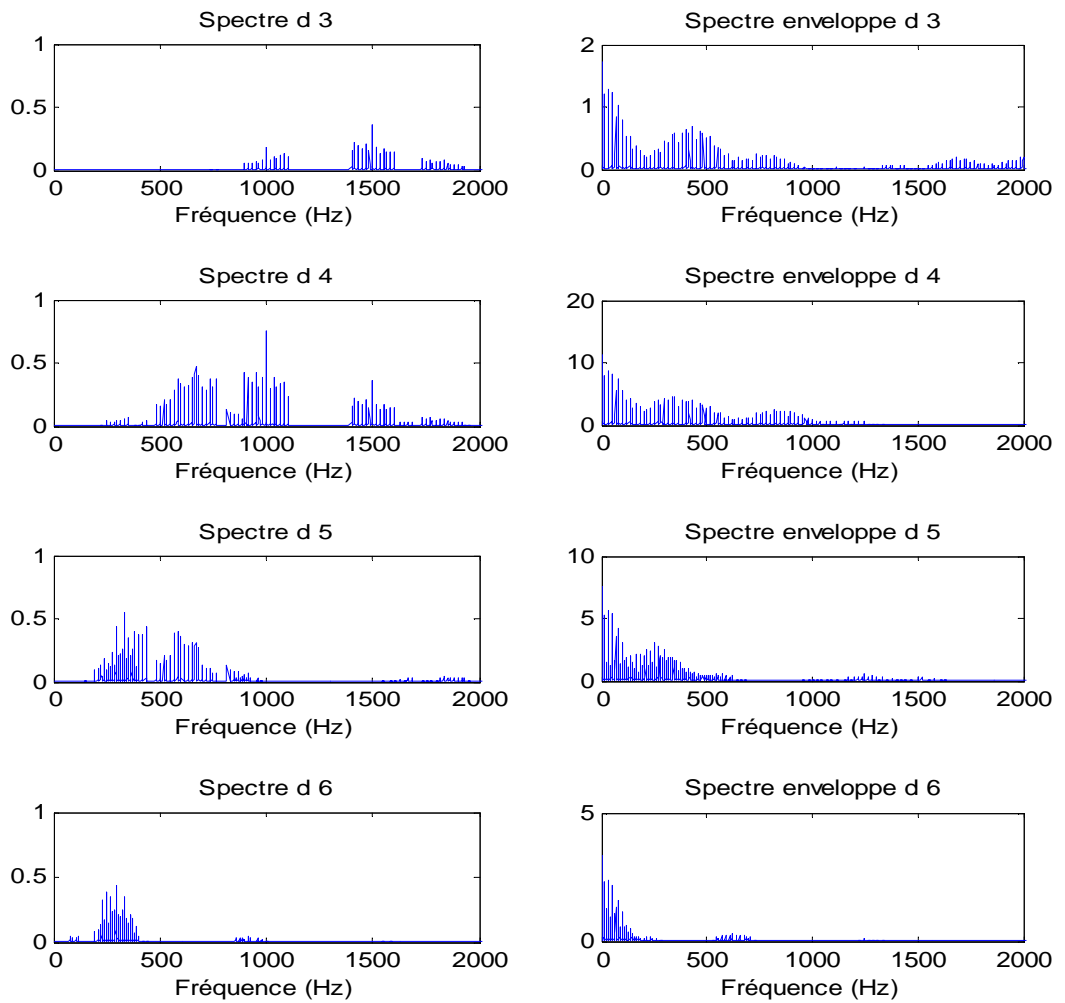


Figure III.16. Spectre des détails d3, d4, d5 et d6 pour l'ondelette Symlet 4 (sym4)

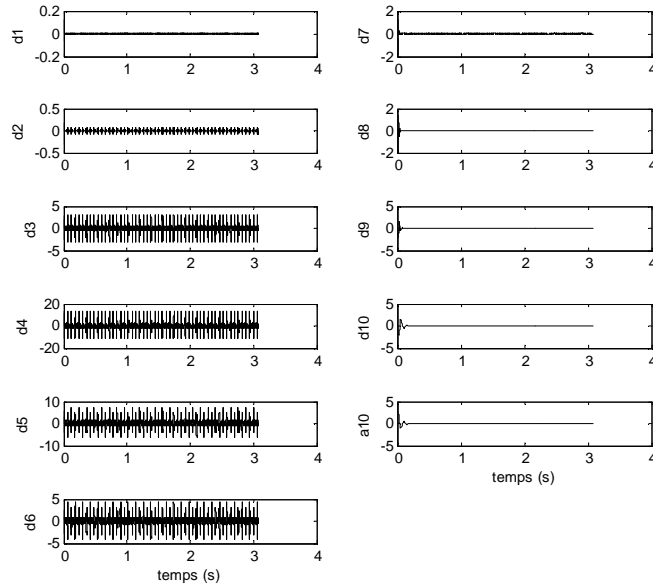


Figure III.17. Décomposition avec l'ondelette Daubchies 7 (db7)

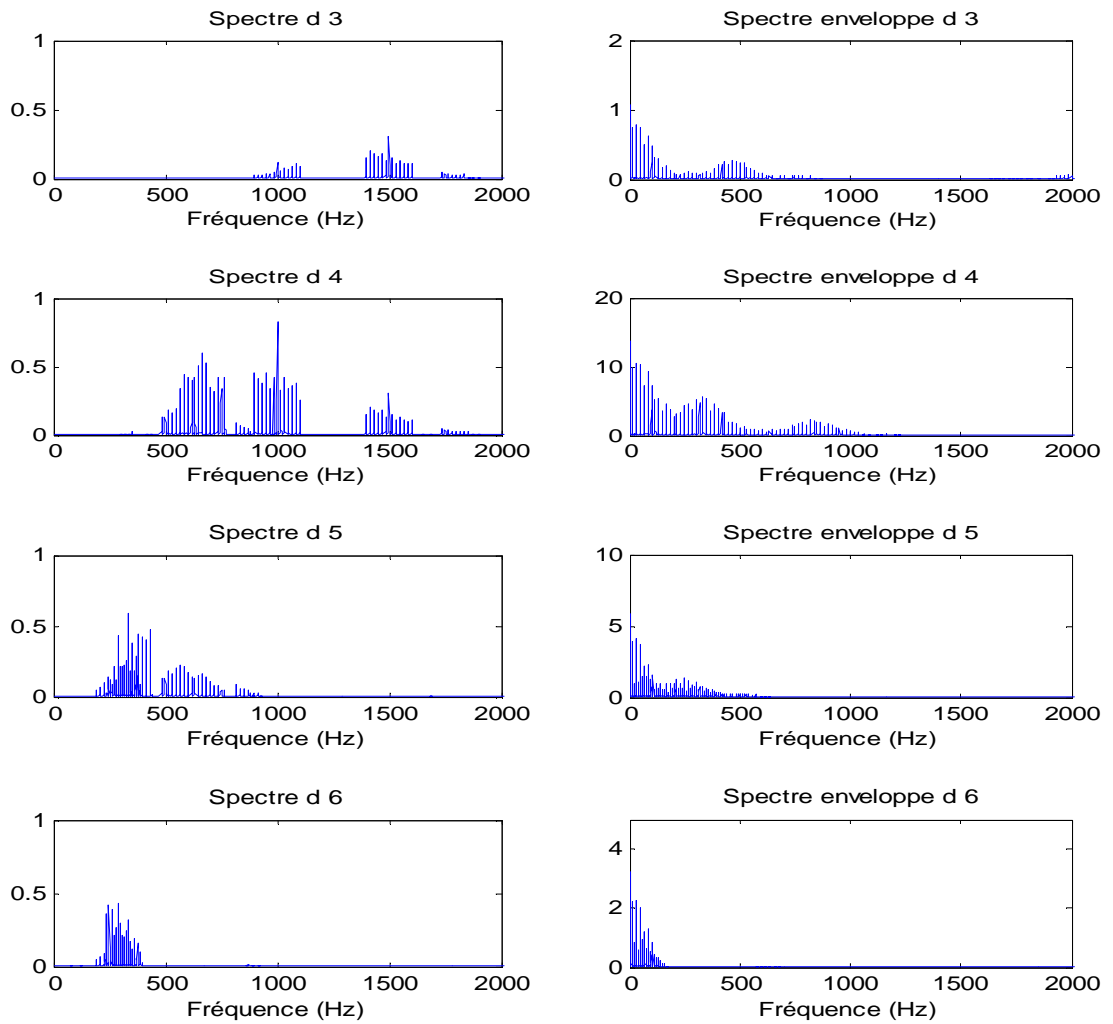


Figure III.18. Spectre des détails d3, d4, d5 et d6 pour l'ondelette Daubchies 7 (db7)

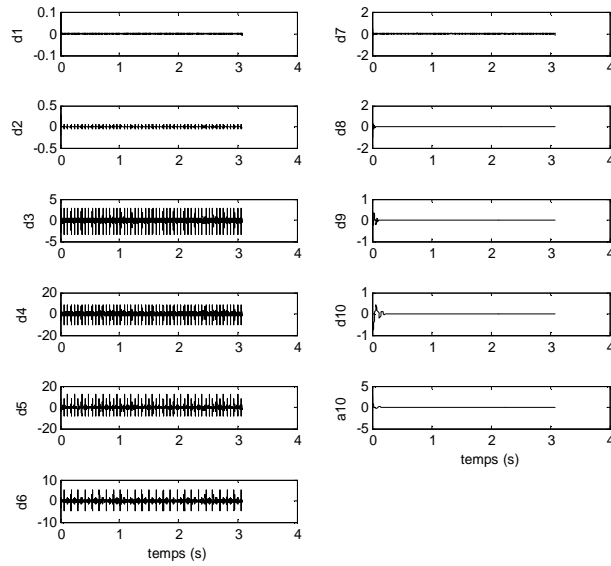


Figure III.19. Décomposition avec l'ondelette Daubchies 8 (db8)

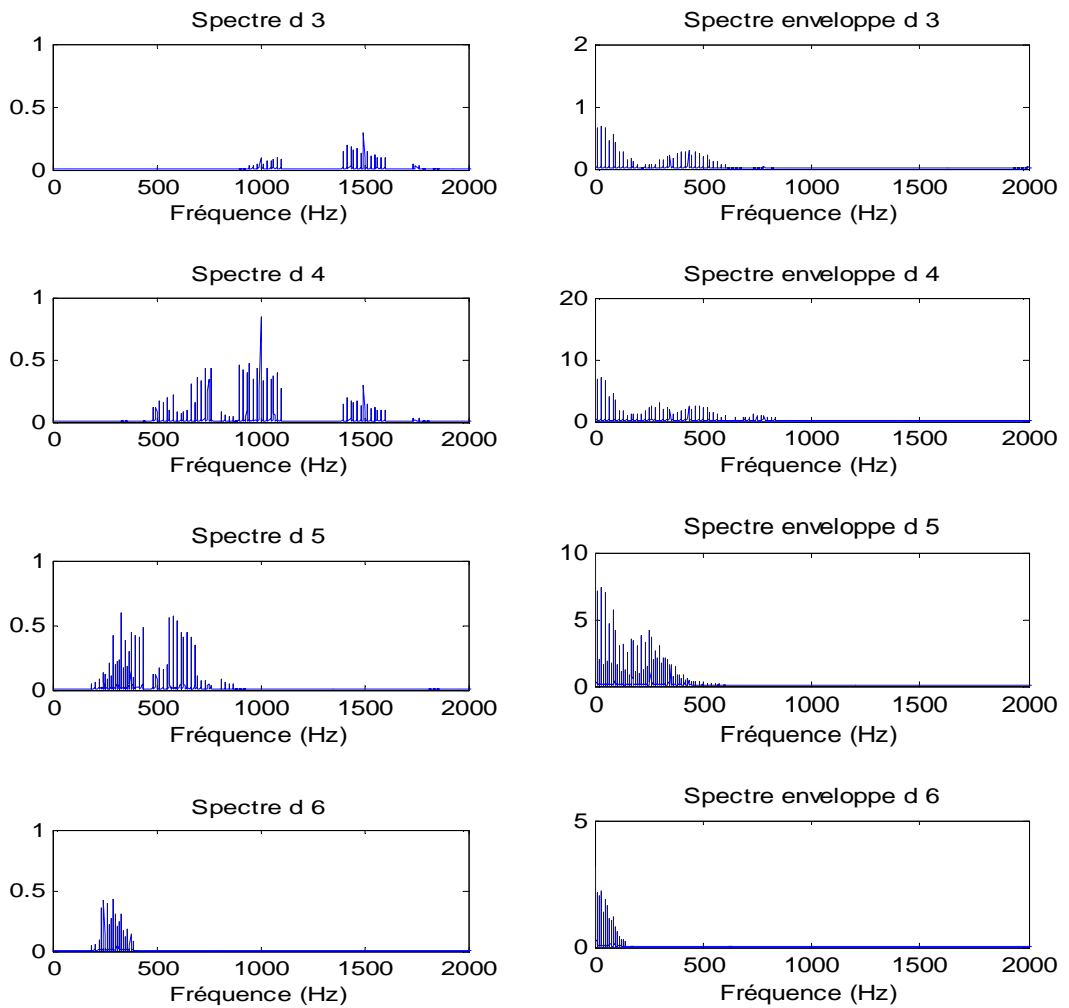


Figure III.20. Spectre des détails d3, d4, d5 et d6 pour l'ondelette Daubchies 8 (db8)

Après la décomposition, les détails les plus significatifs sont d3, d4, d5, d6. Les indicateurs statistiques de surveillance sont calculés à partir des signaux des détails précédents. Les figures (III.21.a) (III.21.b) (III.21.c) montrent ces résultats.

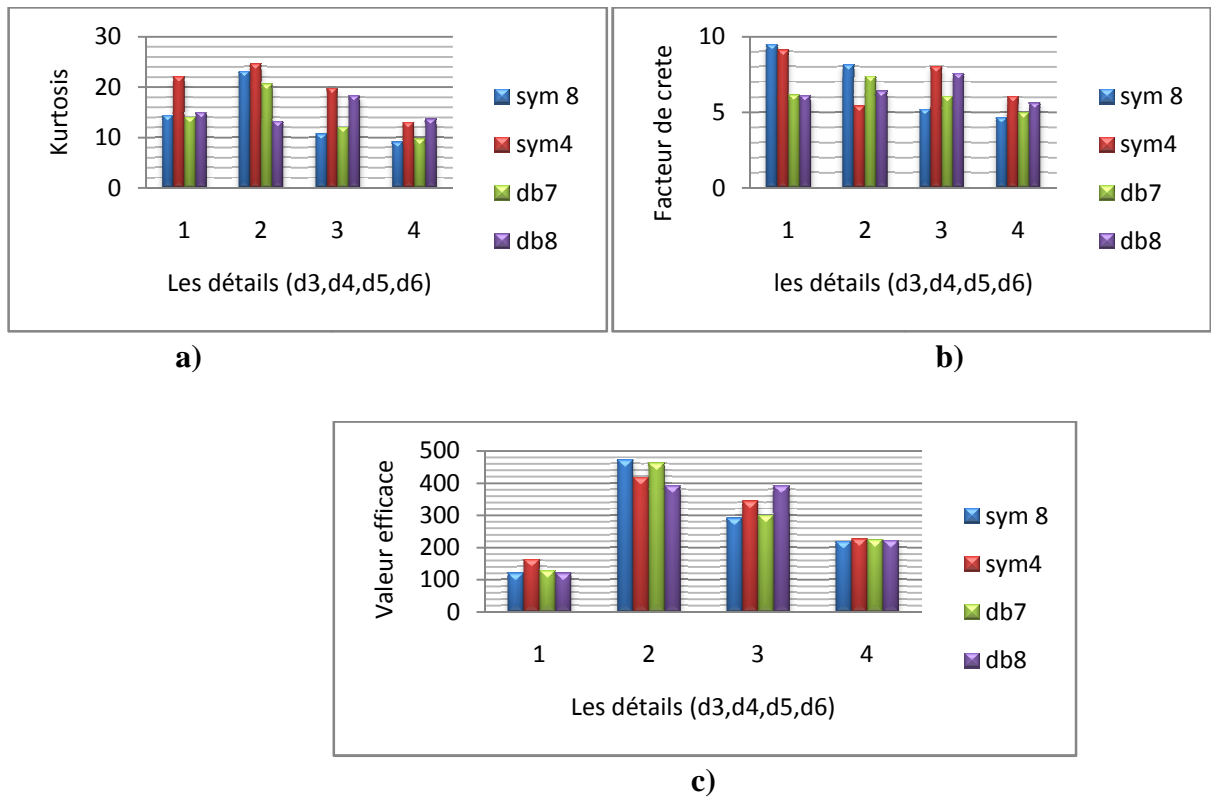
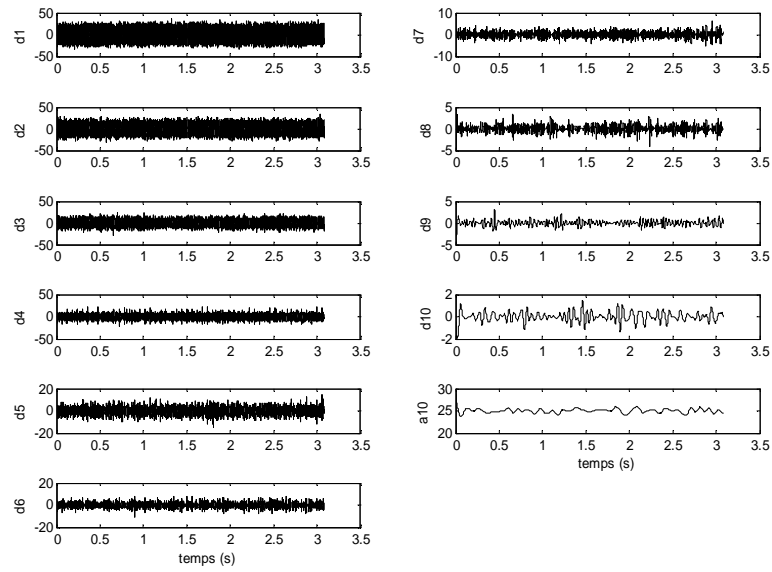


Figure III.21. Variation des indicateurs statistiques pour le signal simulé sans bruit avec les différents types d'ondelettes : a) kurtosis, b) facteur de crête, c) valeur efficace

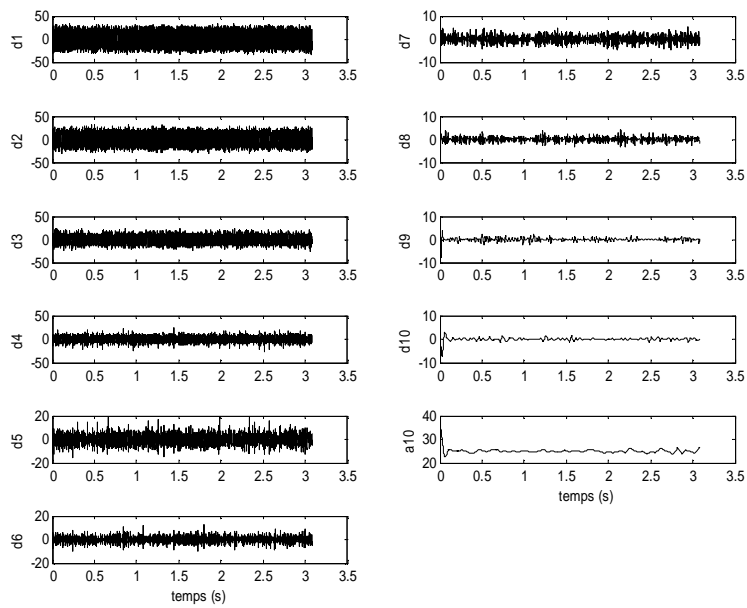
Les résultats précédents indiquent une augmentation dans les valeurs du kurtosis et la valeur efficace du détail d4. Par contre, le facteur du crête indique la présence du défaut de façon mieux dans le détail d3 avec les ondelettes (Symlet4 et Symlet 8).

b) Avec défaut et bruit (SNR = - 55dB)

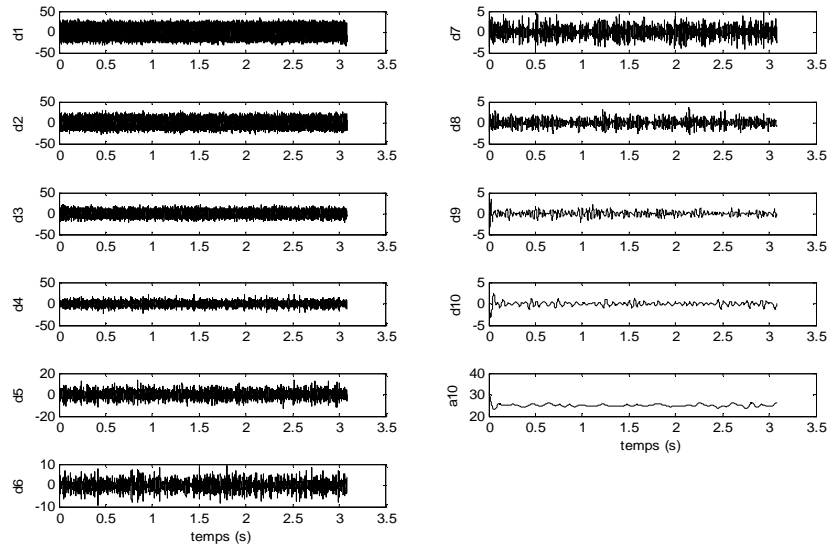
Le signal simulé de l'engrenage est additionné avec un bruit de SNR= -55 dB. Les memes ondelettes sont utilisées pour décomposer ce signal. Les résultats de la décomposition sont montrés dans les figures (III.22.a), (III.22.b), (III.22.c), et (III.22.d).



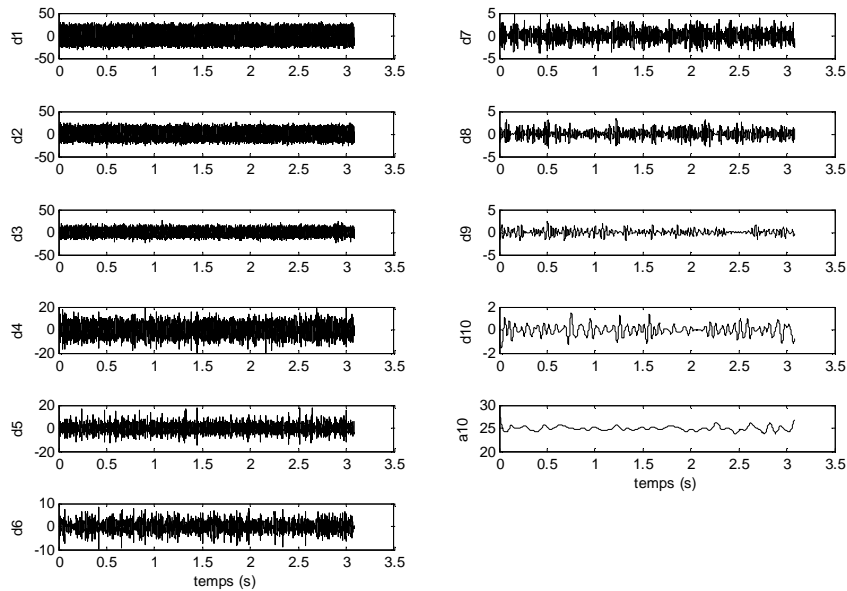
a) Sym 8



b) Sym 4



c) db7



d) db8

Figure III.22. Décomposition du signal simulé avec défaut et bruit (SNR = -55 dB)

a) Symlet 8, b) Symlet 4, c) Daubchies 7, d) Daubchies 8

Les indicateurs statistiques pour les détails d3, d4, d5 et d6 calculés à partir du signal bruité sont illustrés dans la figure (III.23). Les valeurs du kurtosis et facteur du crête indiquent la présence du défaut dans le détail d5 avec l'ondelette (Symlet 4).

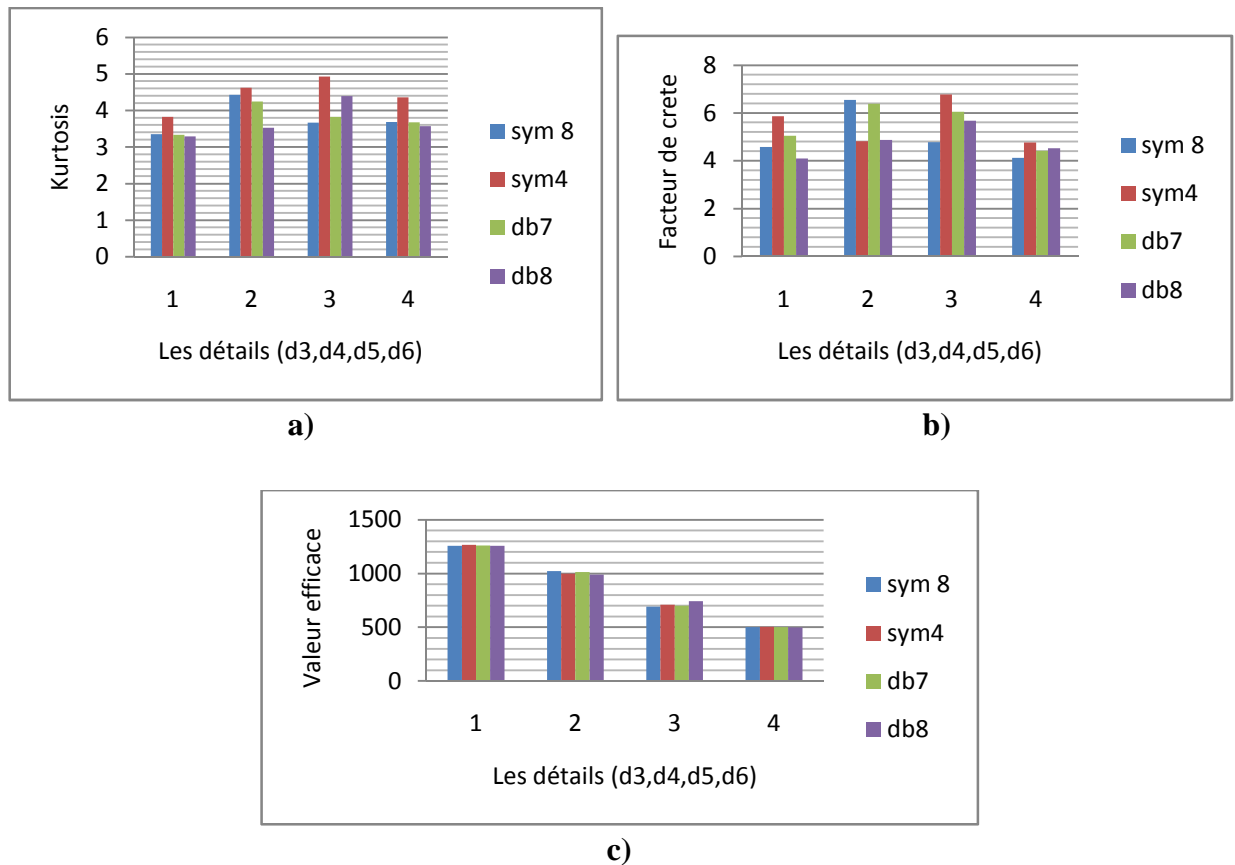


Figure III.23. Variation des indicateurs statistiques pour le signal simulé et bruité avec les différents types d'ondelettes : a) kurtosis, b) facteur de crête, c) valeur efficace

Par une comparaison entre les figures (III.21) et (III.23), on remarque :

- Dans le cas de l'absence de bruit, les valeurs des indicateurs kurtosis et facteur de crête indiquent l'existence de défaut pour une grande sensibilité.
- Dans le cas de présence de bruit, on remarque la diminution dans les valeurs du kurtosis et facteur de crête. Par contre, la valeur du RMS est augmentée trois fois.
- Comme avec la méthode de l'EMD, la décomposition par ondelette commence par les hautes fréquences et va vers les basses fréquences.
- L'ondelette Symlet 4 donne des résultats mieux que les autres ondelettes utilisées.

III.8 Modèle mathématique d'un roulement :

III.8.1 La simulation analytique de défauts

Dans ce domaine là, on trouve plusieurs travaux traitent des modèles mathématiques pour la création théorique d'un signal de roulement [Anto 03][Arqu.96][shee 04] [Meun et al 09].

Pour la génération d'un signal temporel comportant un défaut, il faut réaliser en théorie un produit de convolution entre un signal d'une force excitatrice et la réponse impulsionnelle de la structure. [Meun et al 09]

On peut prendre le modèle de [Shee 04], qui est utilisé dans plusieurs travaux. Ce modèle est donné par la formule suivante :

$$x(k) = e^{-\alpha kt'} (\sin 2\pi f_1 kt + \sin(2\pi f_2 kt)) \quad (\text{III. 6})$$

Et

$$t' = \text{mod} \left(kt, \frac{1}{f_0} \right) \quad (\text{III. 7})$$

Exemple 1

Dans ses travaux, Sheen [Sheen 04] a pris comme valeurs initiales les suivantes :

$$\alpha = 80, f_1 = 3000 \text{ Hz}, f_2 = 8000 \text{ Hz}, \text{ et } f_0 = 100 \text{ Hz}.$$

Le signal temporel d'un roulement avec une signalisation de défaut est donné dans la figure (III.24) et en présence du bruit dans la figure (III.25)

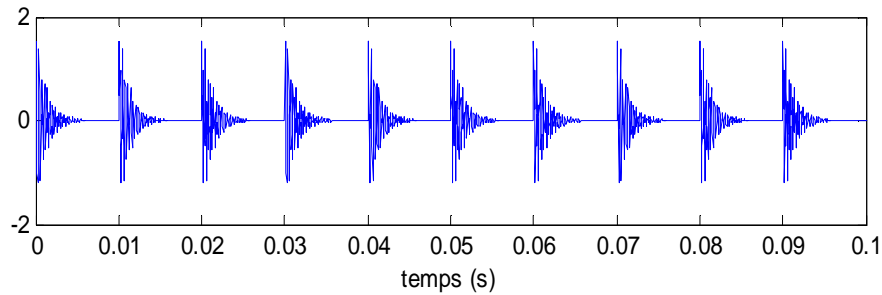


Figure III.24. Signal avec défaut sans bruit

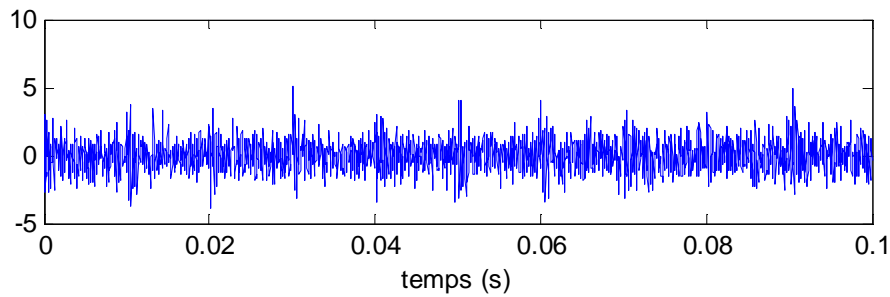


Figure III.25. Signal avec défaut et bruit

La figure (III.26) montre le spectre du signal modélisé pour un défaut sur un roulement sans bruit, et la figure (III.27) avec bruit.

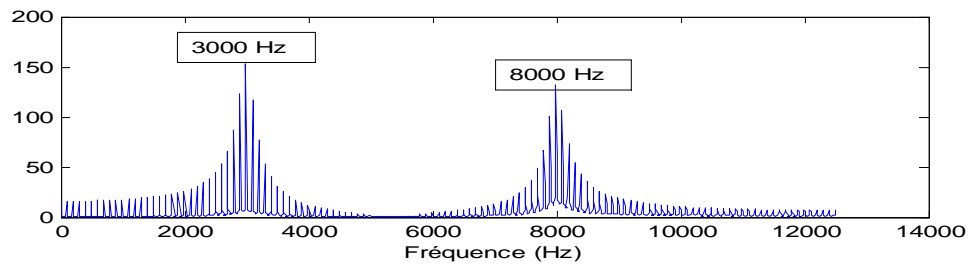


Figure III.26. Spectre pour signal modélisé sans bruit

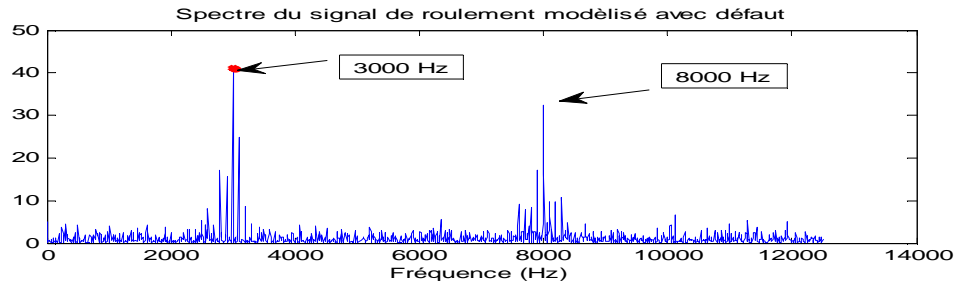


Figure III.27. Spectre pour signal modélisé avec bruit

A partir du spectre, les fréquences de résonance sont apparues, et autour d'elles, les raies latérales espacées d'une valeur représentant la fréquence caractéristique du défaut qui est de 100 Hz.

Le choix des indicateurs s'oriente sur le Kurtosis (rappel des seuils : si $K = 3$, le roulement est en bon état ; si $3 < K < 6$, le roulement est faiblement dégradé ; si $K > 6$ avec retour à 3, le roulement est dégradé) et le facteur crête (rappel des seuils : si $F_{\text{crête}} \leq 5$, le roulement est en bon état ; si $F_{\text{crête}} > 5$, le roulement est faiblement dégradé ; si $F_{\text{crête}}$ décroît, le roulement est dégradé) [Meunier et al 09], en plus la valeur efficace comme indicateur globale.

Le tableau (III.4) montre différentes valeurs SNR calculés avec MATLAB en utilisant l'instruction « `wagn ()` ». Cette instruction est disponible dans le « toolbox signal processing » de Matlab. Voir programme de l'annexe.

Bruit (SNR db)	Kurtosis	Facteur de crête	Valeur efficace	Energie
0	3.905	3.841	57.185	$4.256 \cdot 10^{-5}$
2	4.081	5.270	47.745	$1.818 \cdot 10^{-5}$
5	4.982	4.952	38.204	$1.088 \cdot 10^{-5}$
10	10.621	5.943	29.583	$4.673 \cdot 10^{-6}$
15	14.906	6.561	26.330	$2.30 \cdot 10^{-6}$
25	17.020	6.232	25.229	$8.803 \cdot 10^{-7}$
50	17.504	6.166	25.010	$1.022 \cdot 10^{-6}$
100	17.502	6.157	25.006	$1.015 \cdot 10^{-6}$
150	17.502	6.157	25.006	$1.015 \cdot 10^{-6}$

Tableau III.4. Valeurs des indicateurs en fonction de SNR pour signal roulement modélisé

On voit clairement que le bruit influe sur les valeurs et la sensibilité des indicateurs.

Pour le Kurtosis, sa valeur augmentera dans la présence de défaut et l'absence de bruit.

Pour le facteur de crête, il suit la même variation que le Kurtosis, sauf qu'il est peu sensible. Figure (III.28).

La valeur efficace, suit l'allure du signal et la variation de l'énergie, plus le bruit est grand, plus cette valeur augmente. Cet indicateur n'est pas bon pour la surveillance.

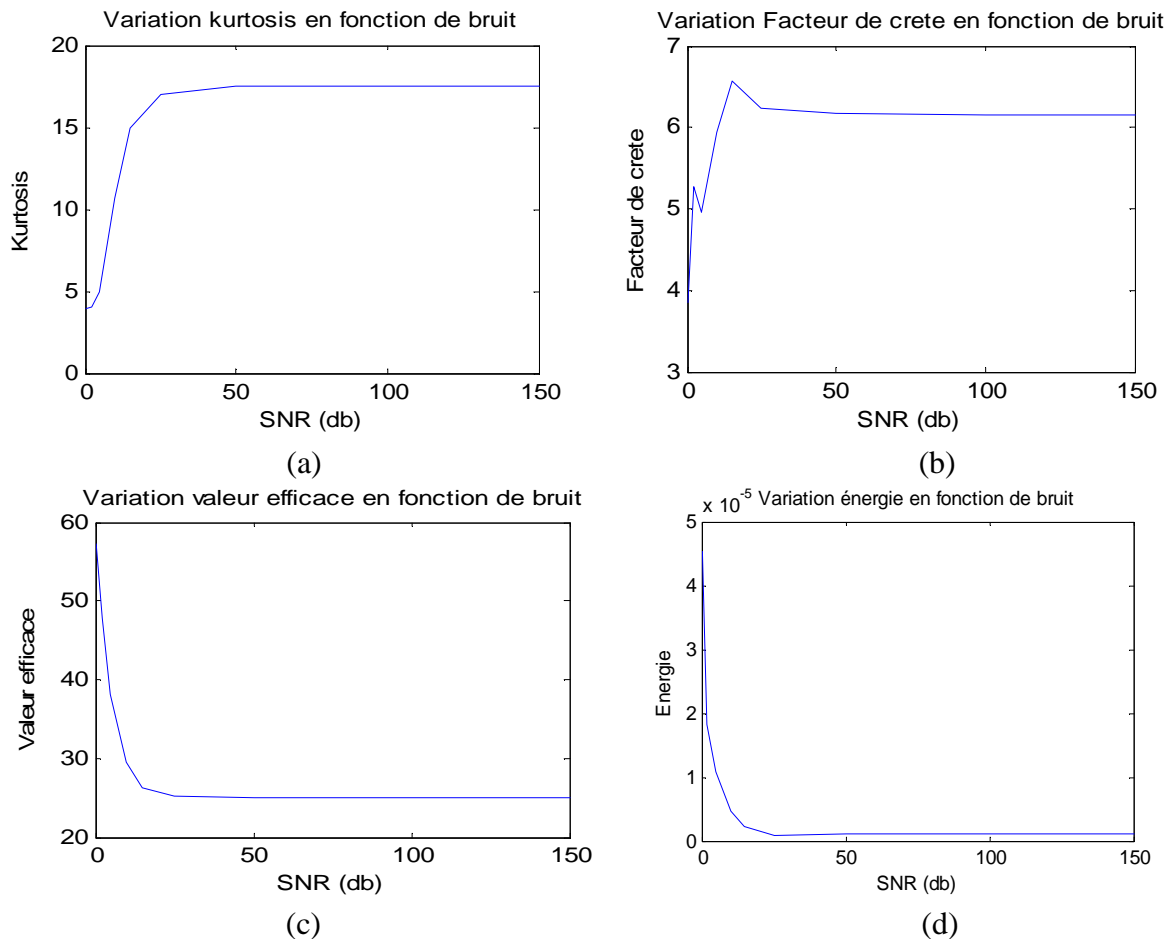


Figure III.28. Variation des indicateurs en fonction du niveau d' SNR

Donc le kurtosis et le facteur de crête ne sont pas des indicateurs robustes pour le changement des critères de signal. Mais ils sont très sensibles pour cette variation dans les critères.

Exemple 2 : Modèle pour les fréquences de banc d'essai de roulement

Durant la suite de ce travail, on s'intéresse seulement aux défauts de la bague intérieure du roulement du côté de l'accouplement du banc d'essais Westland (Voir chapitre IV). Pour ce banc, les fréquences caractéristiques qui sont adoptées pour concernent la charge 2 HP avec différents diamètres de défauts. Les paramètres sont les suivants

- La fréquence d'échantillonnage $F_e = 12000$ Hz
- La vitesse de rotation de l'arbre : $n = 1750$ tr/min soit la fréquence de rotation $f_r = 1750/60 = 29.16$ Hz.
- La fréquence du défaut de la bague intérieure: $f_{bi} = 5,415 * f_r = 157.9$ Hz
- Les diamètres des défauts sont respectivement, **0.007, 0.014, 0.021 et 0.028 inches.**
- La première fréquence de résonance f_1 est autour de **620 Hz**
- La première fréquence de résonance f_2 est autour de **2860 Hz**

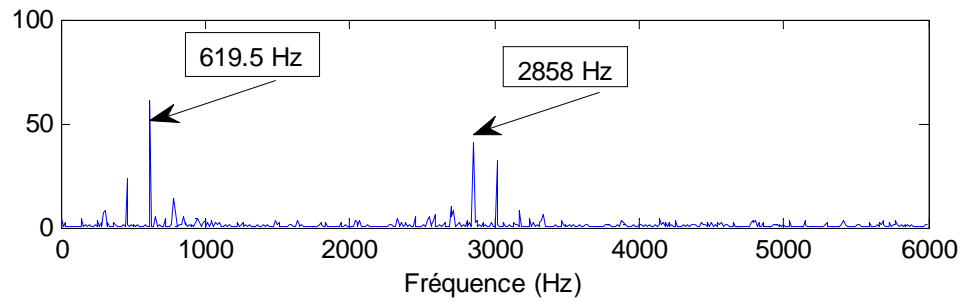
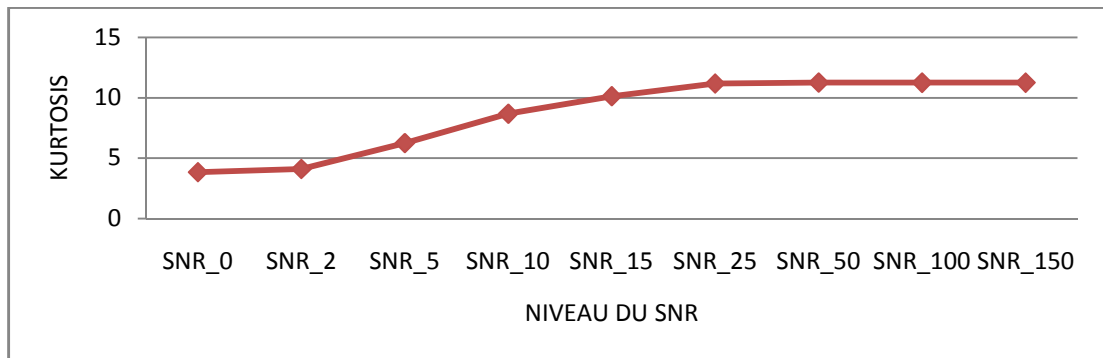


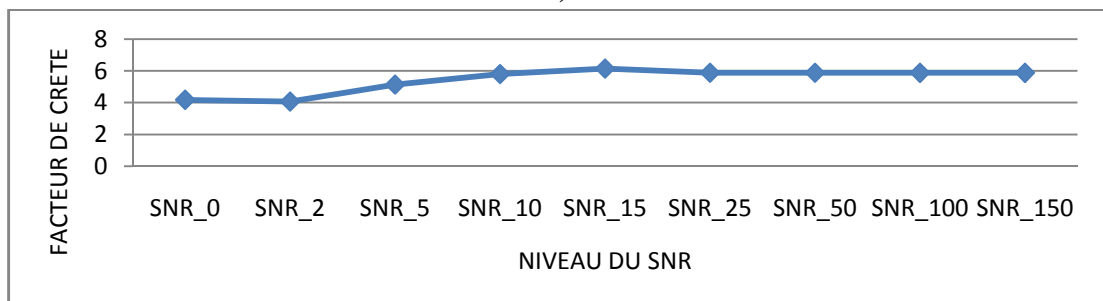
Figure III.29. Spectre pour extraire les fréquences de résonance

SNR	ku	fc	rms
0	3,839	40,179	40,479
2	4,097	4,07	35,824
5	6,246	5,138	29,485
10	8,675	5,794	25,668
15	10,119	6,138	23,527
25	11,175	5,881	22,94
50	11,247	5,88	22,803
100	11,242	5,873	22,808
150	11,242	5,873	22,808

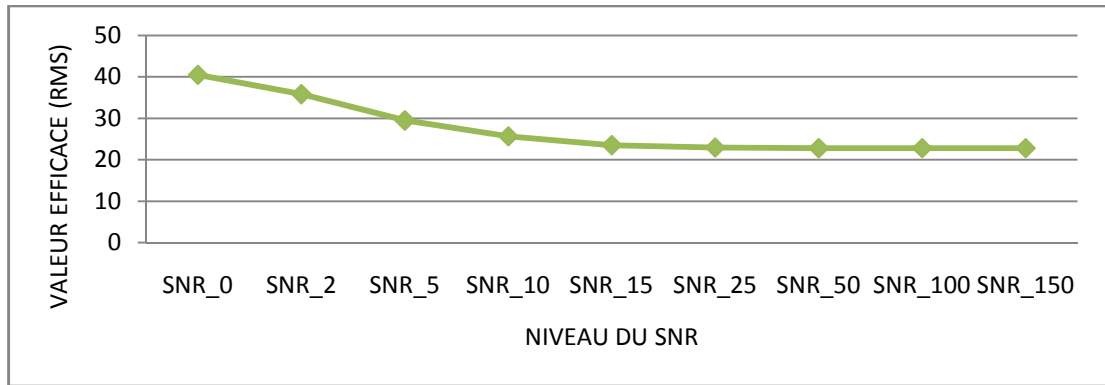
Tableau III.5. Valeurs des indicateurs en fonction de SNR



a)



b)



c)

Figure III.30. Variation des indicateurs statistiques en fonction du bruit :

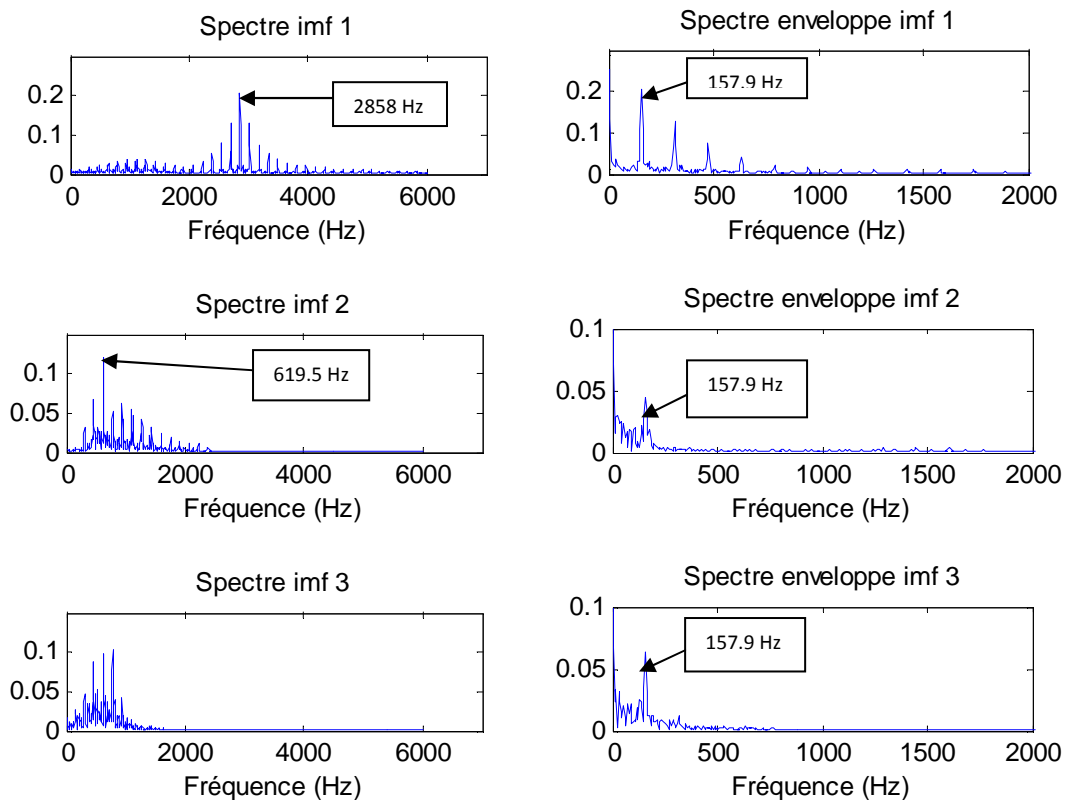
a) Kurtosis, b) facteur de crête, c) valeur efficace.

La diminution du niveau de bruit (augmentation SNR) rend les indicateurs facteur du crête et kurtosis sensibles, mais pas pour la valeur efficace.

III.8.2 Application de l'EMD sur le signal modélisé sans bruit :

La méthode de décomposition en mode empirique est appliquée sur le signal simulé de roulement du banc d'essai de DATA BEARING CENTER. Cette application a donné une décomposition sur 9 IMFs, dont le résidu.

Les quatre premiers IMF sont donnés par la figure (III.31). Leurs transformés d'enveloppe montrent la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure $f_{bi} = 157.9 \text{ Hz}$ et ses harmoniques.



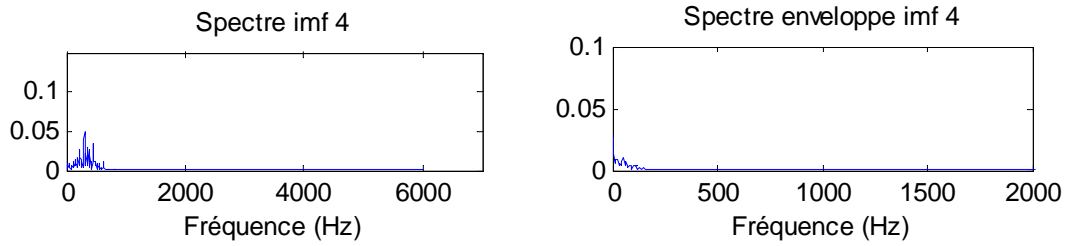


Figure III.31. Décomposition de signal simulé d'un roulement sans bruit avec EMD

Nous remarquons sur La figure (III.31) que la méthode EMD décompose le signal en partant des hautes fréquences vers les basses fréquences. Chaque IMF montre un spectre dans une bande fréquentielle précise.

Le premier « IMF1 » montre la fréquence de résonance **2860 Hz**, mais il ne manifeste pas l'existence de défaut. Par contre le spectre d'enveloppe de cet « IMF1 » montre la fréquence caractéristique de défaut qui est **157.9 Hz**.

Dans le deuxième « IMF2 », est montré la fréquence de résonance **620 Hz** et des rais latérales, par contre son spectre d'enveloppe fait ressortir la fréquence caractéristique de défaut **157.9 Hz**.

Le tableau (III.6) montre les indicateurs statistiques pour les quatre premiers IMFs :

	kurtosis	f_ crête	RMS
IMF 1	4,724	3,405	8,720
IMF 2	3,0015	2,829	6,046
IMF 3	2,9773	3,0623	6,293
IMF 4	2,943	2,6580	2,786

Tableau III.6. Indicateurs pour les quatre premiers IMFs pour le signal sans bruit

Pour le même signal avec un bruit (SNR = 0 dB)

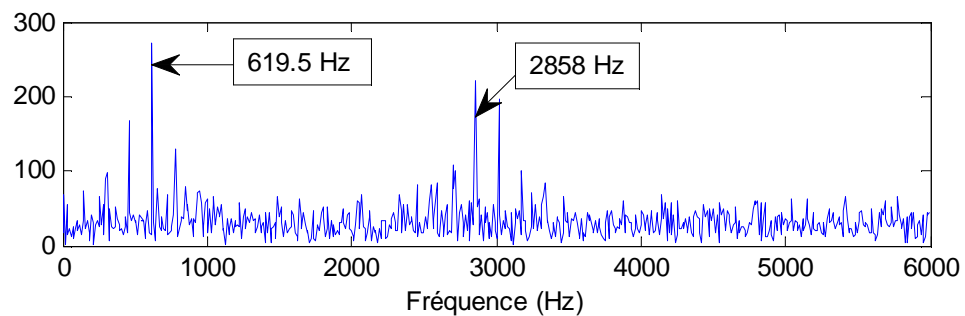


Figure III.32. Spectre du signal simulé bruité.

L'application de l'EMD sur ce signal donne plusieurs IMFs, dont les quatre premiers importants sont illustrés dans la figure (III.33)

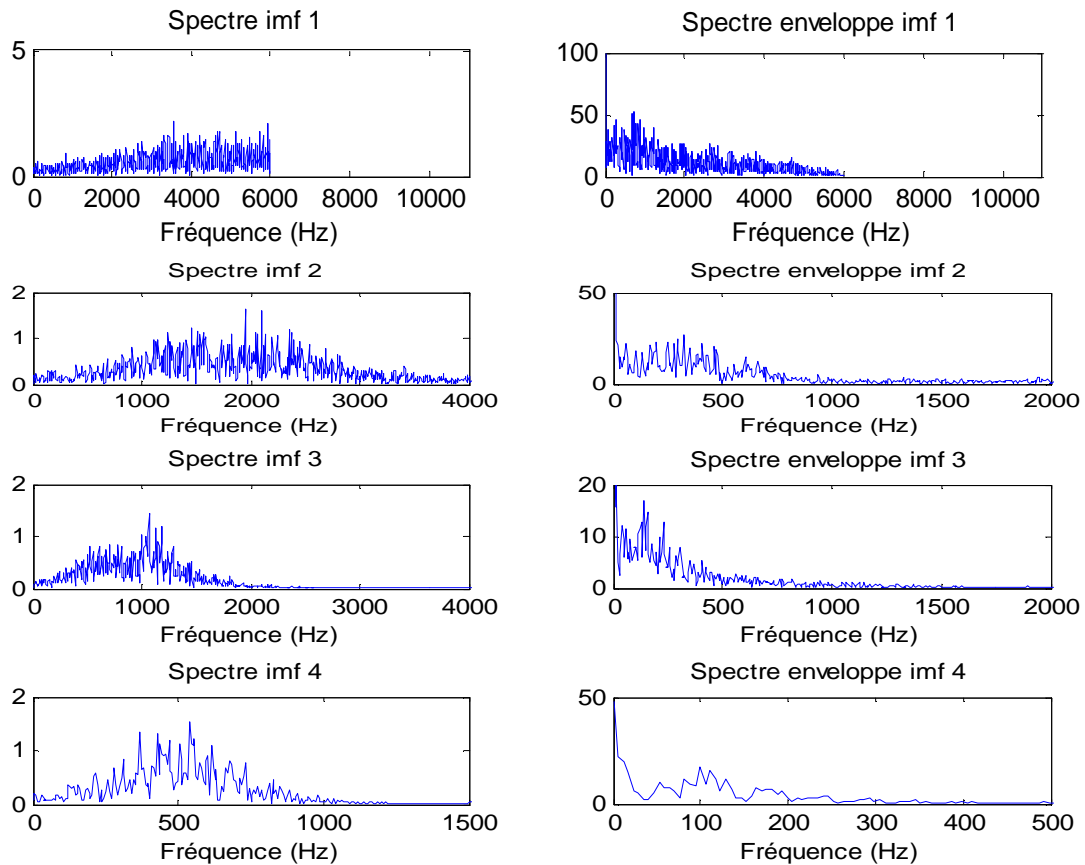


Figure III.33. Décomposition de signal simulé bruité d'un roulement avec EMD

Par l'observation des spectres de la figure (III.33), la méthode de l'EMD n'a pas pu ressortir les fréquences de résonances à cause du niveau de bruit élevé. Les valeurs du tableau (III.7) montrent que le kurtosis et le facteur de crête ne sont pas robustes face au changement dans le niveau du bruit qui masque de façon totale les fréquences de résonance et les fréquences caractéristiques du défaut.

Pour la valeur efficace, une importante augmentation dans ses valeurs, ce qui montre aussi que cet indicateur est globale. Il croit avec l'augmentation de bruit, figure (III.35).

	kurtosis	F_crête	V_efficace
imf 1	1,804	2,236	404,324
imf 2	2,766	2,929	215,914
imf 3	2,981	3,250	141,529
imf 4	3,259	3,629	120,025

Tableau III.7. Indicateurs statistiques pour quatre premiers IMFs pour le signal bruité

Une comparaison dans la figure (III.34) illustre la relation entre l'indicateur RMS et le bruit. Comme dans les engrenages, plus le bruit est élevé, le RMS sera élevé aussi dans la plupart des cas.

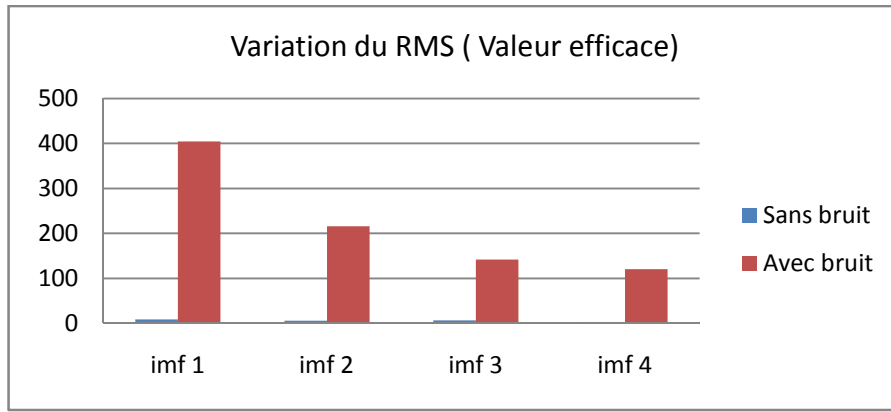
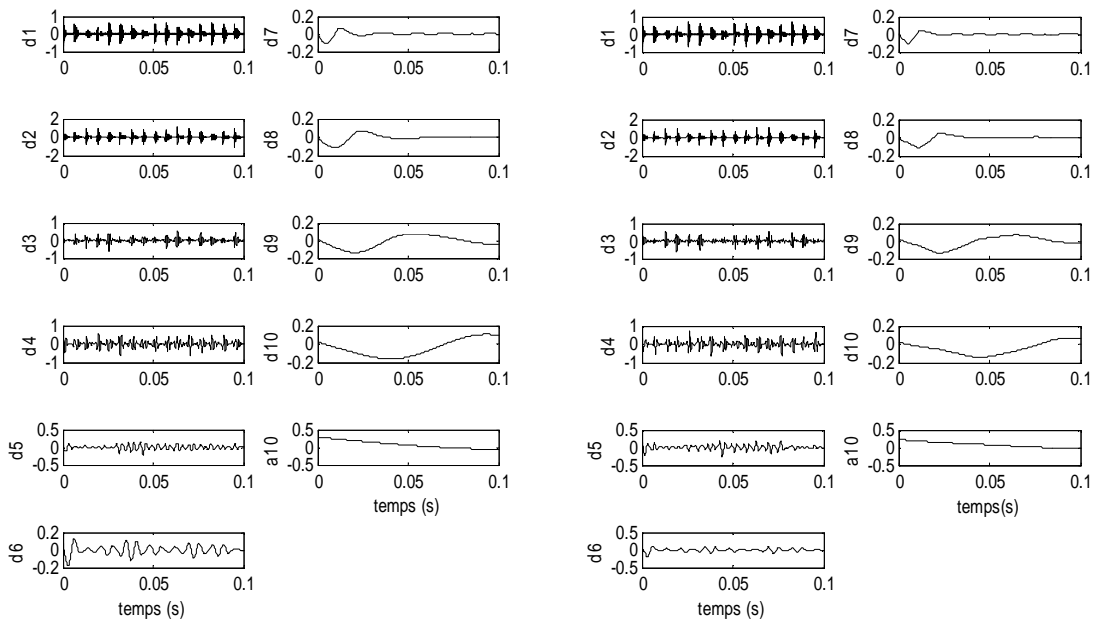


Figure III.34. Comparaison entre le RMS du signal sans bruit, et le RMS du signal avec bruit

III.8.3 Application de l'ondelette sur le signal simulé de roulement

Comme pour les engrenages, les ondelettes Symlet 4, Symlet 8, Daubchies 7, Daubchies 8 sont utilisées pour décomposer le signal simulé de roulement.

III.8. 3.1 Signal avec défaut et sans bruité



a) Sym 8

b) Sym 4

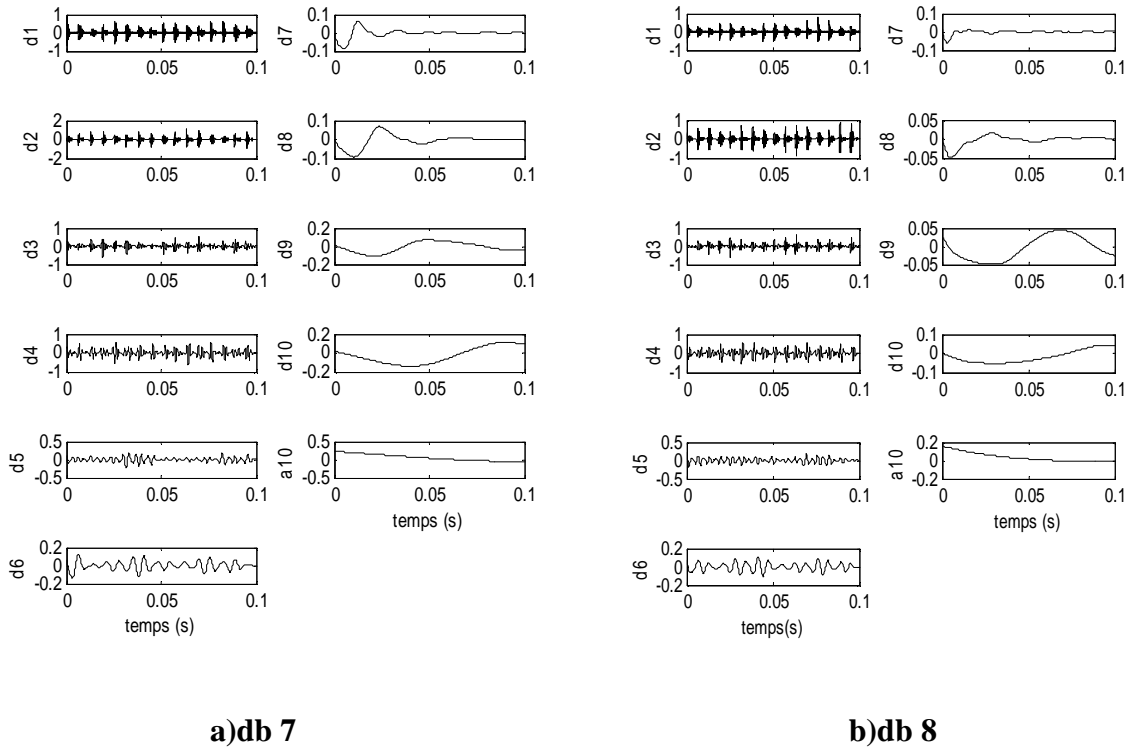
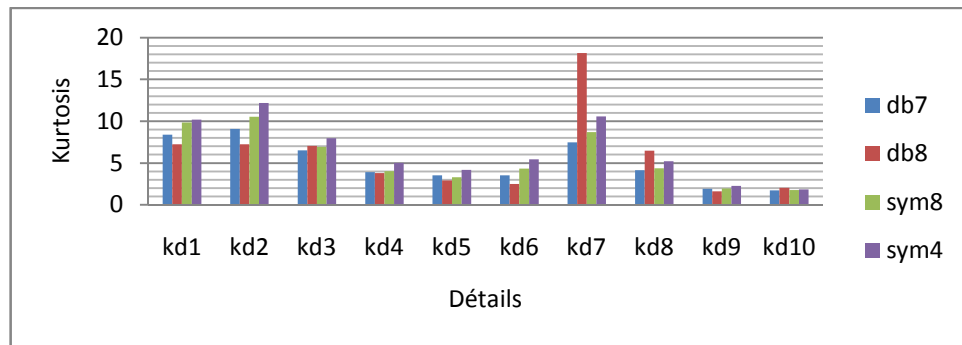
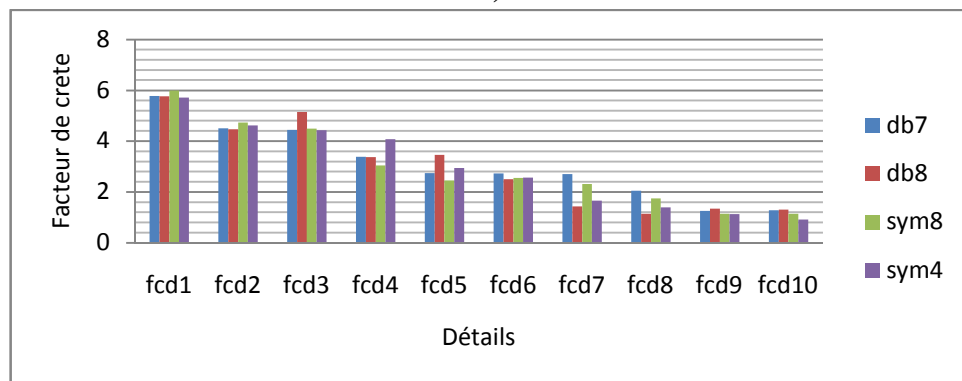


Figure III.35. Décomposition du signal simulé d'un roulement avec défaut et sans bruité

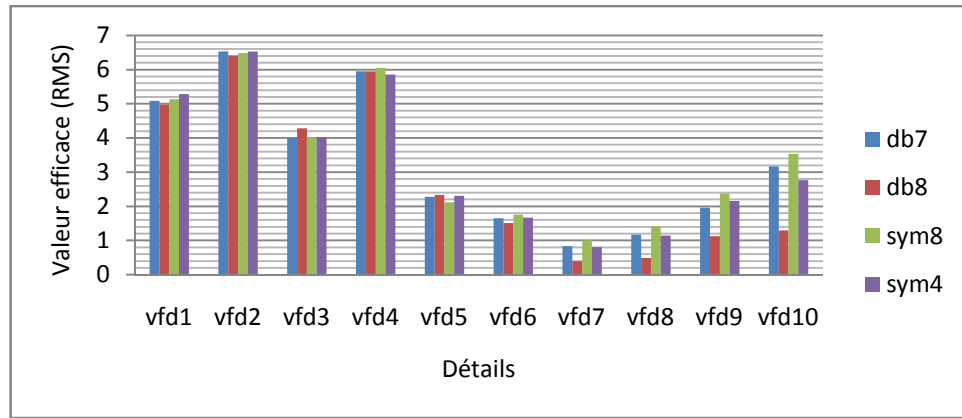
La représentation des indicateurs calculés pour le signal simulé de roulement avec défaut et sans bruit est donnée dans la figure (III.36).



a)



b)



c)

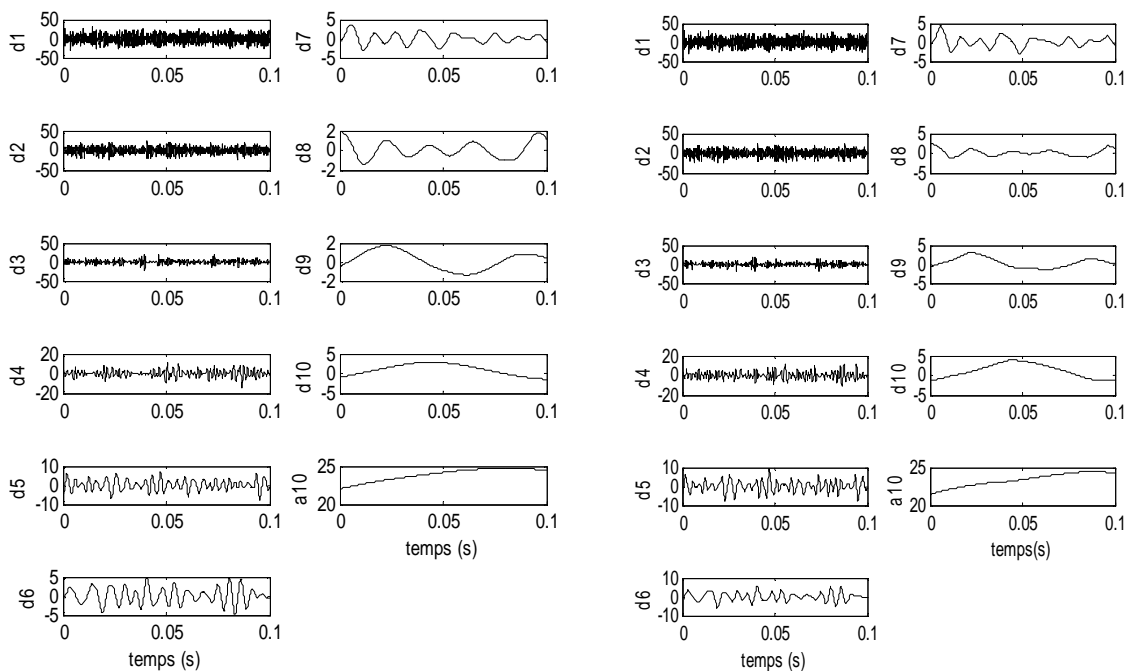
Figure III.36. Indicateurs statistiques pour différentes ondelettes
 a) Kurtosis ; b) Facteur de crête, c) Valeur efficace (RMS)
 Pour signal avec défaut et sans bruit

Sachant que : **k** : kurtosis, **fc** : facteur de crête, et **vf** : la valeur efficace.

D'après les résultats de la représentation sur la figure (III.36), le kurtosis du détail d7 avec l'ondelette db8 est un bon indicateur du choc pour le cas sans bruit.

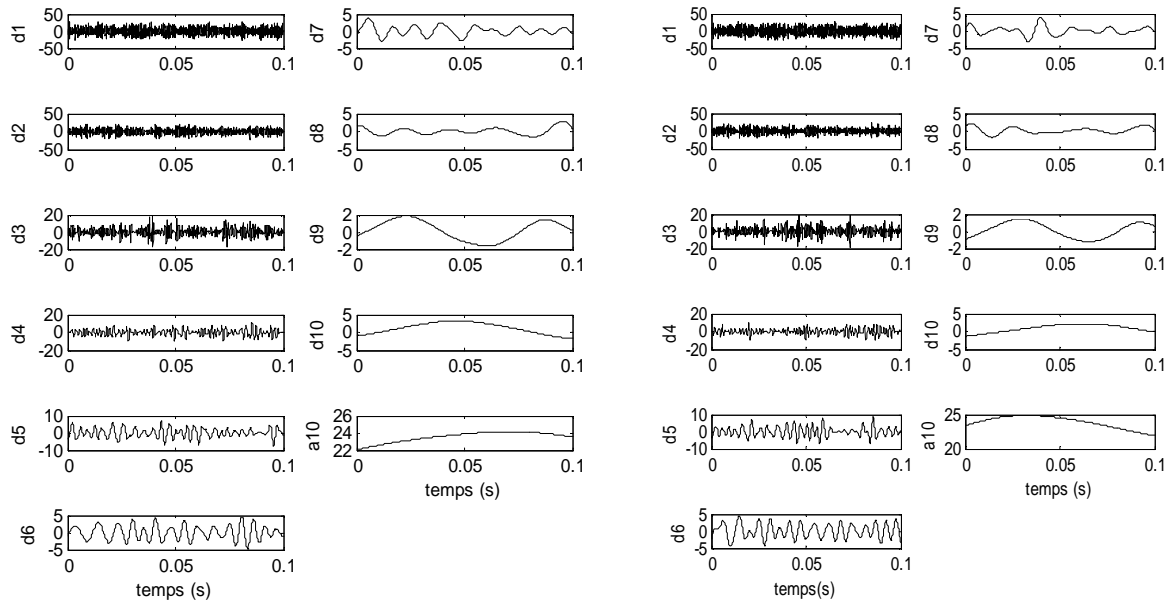
III.8.3.2 Signal avec défaut et bruit

La décomposition par ondelette discrète est appliquée sur le signal simulé de roulement, mais en présence de défaut et bruité. Les ondelettes utilisées sont les mêmes. La figure (III.37) montre le résultat de la décomposition.



Sym 8

Sym 4



Db 7

Db 8

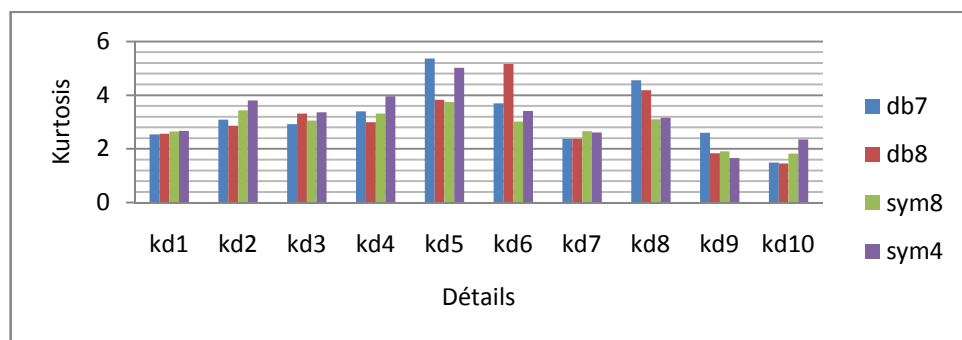
Figure III.37. Décomposition du signal simulé d'un roulement contenant un défaut bruité

Après cette décomposition, les indicateurs statistiques sont calculés pour chaque détail. On peut voir de la figure (III.38) que le kurtosis indique la présence de défaut dans les détails d5, d6, et d8 pour les ondelettes db7 et db 8. Par contre, le facteur de crête n'a pas pu ressortir cette présence car il n'a pas atteint la valeur de 6 indiquant la présence de défaut.

Pour la valeur efficace, une forte augmentation dans l'énergie par rapport au signal avec défaut et sans bruité.

D'après les résultats obtenus, et les figures (III.36) et (III.38), les indicateurs calculés sont de deux catégories différentes, car l'évolution du kurtosis et du facteur de crête ne sera que dans les signaux sans bruit ou avec un minimum de bruit, par contre, pour la valeur efficace, son évolution est contraire. Pour les signaux bruités, elle ne cesse pas d'augmenter.

Pour la valeur efficace, ses valeurs pour les engrenages sont plus grandes qu'avec les signaux de roulements.



a)

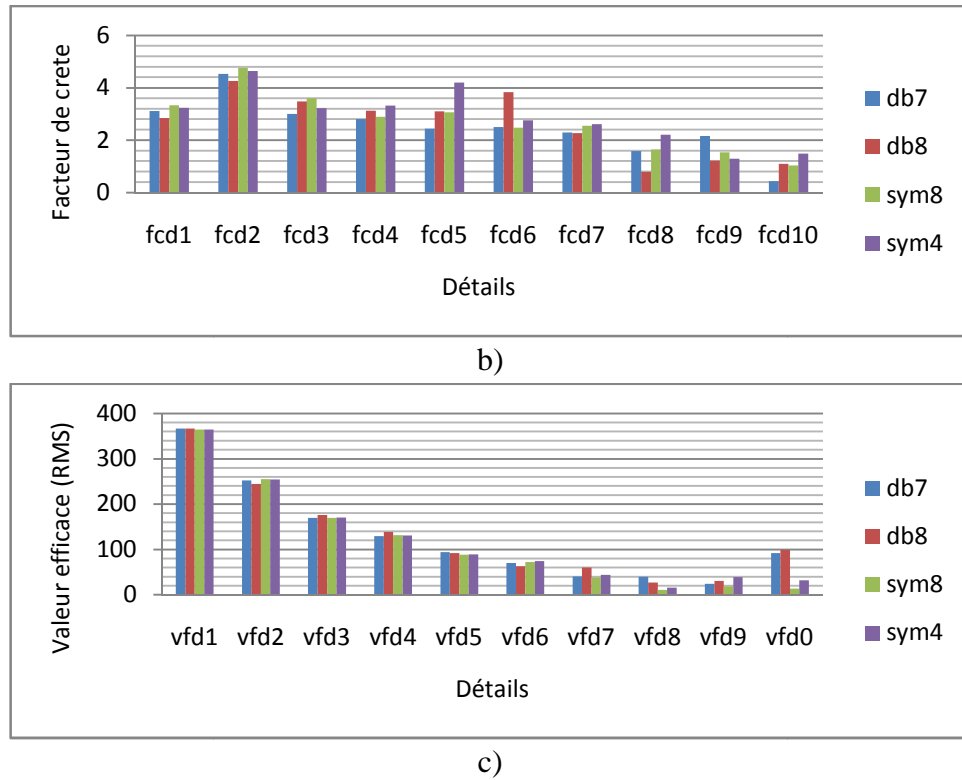


Figure III.38. Indicateurs statistiques pour les différentes ondelettes Pour signal avec défaut et bruité

a) Kurtosis ; b) Facteur de crête, c) Valeur efficace (RMS)

La figure (III.39) montre l'évolution de la valeur efficace pour les deux cas de l'étude. Cette variation est obtenue à partir de l'ondelette (sym4).

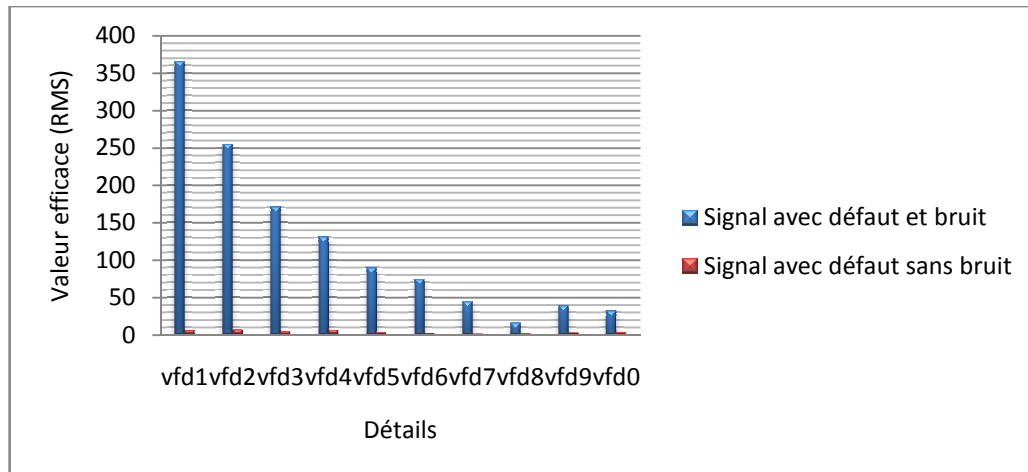


Figure III.39. Comparaison entre Valeur efficace pour les signaux bruités et sans bruit

III.9 Conclusion

Dans ce chapitre, les méthodes de transformée en ondelettes discrètes « TOD » et la décomposition en modes empiriques « EMD » ont été appliqué sur les signaux simulés d'engrenages et de roulements.

Pour cela, des modèles mathématiques sont donnés pour créer un signal simulant un engrenage et un signal simulant un roulement comportant respectivement un défaut et bruit.

Les indicateurs statistiques ont été calculés à partir de ces modèles pour voir leurs variations en l'absence et en présence de bruit.

Les mêmes indicateurs ont été calculés à partir des signaux prétraités par les transformés de l'EMD et la de TOD.

La comparaison entre les indicateurs calculés à partir des signaux bruités avec défaut et ceux qui sont calculés à partir des signaux sans bruit montre que le kurtosis et le facteur de crête sont très sensibles à ce changement d'état, car ils prennent des valeurs logiques pour des indicateurs de surveillance uniquement pour les signaux avec défaut mais sans bruit. Par contre, l'effet de masque généré par le bruit empêche ces indicateurs de détecter la présence de défaut.

Chapitre IV

IV.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons appliquer la méthode de l'EMD et la transformée en ondelettes discrètes (TOD) sur des signaux réels afin de voir la capacité de ces méthodes de détecter la présence de défaut sur les roulements et les engrenages de façon précoce.

Les premiers signaux de vibrations que nous proposons d'étudier ont été fournis par le CETIM « Centre des technologies industriel mécanique -France- » à plusieurs laboratoires de traitement du signal et des images. Au cours de cette campagne d'essai, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré.

Les secondes sont les Signaux de roulements ; "of the Case Western Reserve University-Bearing Data Center " ; base de données des essais de roulements à billes normaux ou défectueux, recueillis sur un banc d'essai très simple, composé d'un moteur, un accouplement et une génératrice. De simples défauts sous forme de points « de différent diamètres et profondeurs » ont été créés sur les différents organes composants les roulements d'essais.

Le but est de faire des études sur les bancs des essais, est d'avoir plusieurs idées sur le comportement des machines pendant leur fonctionnement et découvrir des nouveaux modes de surveillance et diagnostic.

les indicateurs statistiques seront calculés pour avoir l'état des engrenages et des roulements à l'aide les méthodes de l'EMD et la TOD.

IV.2 Le banc d'essai d'engrenage CETIM :

Les tests ont été effectués sur un banc d'essai de grandeur industrielle fonctionnant 24h/24h. Le dimensionnement des roues de l'engrenage cémenté trempé, ainsi que les conditions de fonctionnement (vitesse, couple) sont fixés de façon à obtenir un écaillage sur toute la largeur d'une dent (qui fixe la fin de l'essai, la rupture étant imminente) en environs 12 jours. Tous les jours après l'acquisition des signaux vibratoires, le banc est arrêté pour observer l'état des dents de roues. Un rapport d'expertise est ainsi rédigé (tableau IV.1).

Le système relativement simple nous permettra d'effectuer les différents calculs et d'extraire les différents indicateurs sur les signaux enregistrés.

Le système est composé d'un moteur, d'un réducteur de bouclage de rapport 40/42 et du réducteur testé, de rapport 20/21. La figure (IV.1) montre le montage du système.

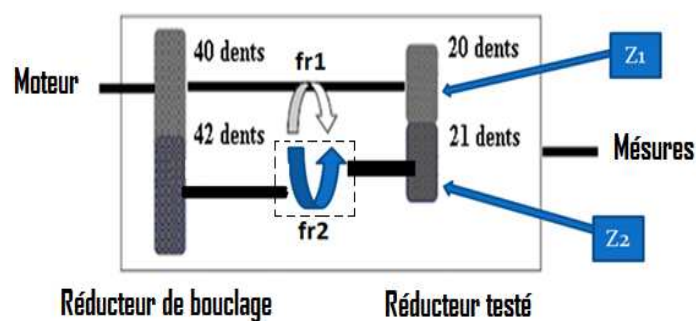


Figure IV.1. Banc de CETIM

Le réducteur testé a pour vitesse de rotation 1000 tr/min, soit donc une fréquence de rotation 16,67 Hz. Or, les deux roues composant ce réducteur ont un nombre de dents quasiment identique. Leurs fréquences de rotation sont donc très proches l'une de l'autre. Nous avons en effet :

$$\omega = 1000 \text{ tr/ min} \Rightarrow fr_1 = 1000 / 60 = 16,67 \text{ Hz} \quad (\text{IV.1})$$

$$fr_2 = \frac{20}{21} \cdot fr_1 = 15,88 \text{ Hz} \quad (\text{IV.2})$$

La fréquence d'engrènement des deux roues sera :

$$f_{eng} = fr_2 \cdot 21 = fr_1 \cdot 20 = 333,48 \text{ Hz} \quad (\text{IV.3})$$

Le nombre de points N par période (par tour) de la roue 1 est :

$$fr_1 = 1000 \text{ tr/ min} = \frac{100}{6} \text{ tr/ s} \quad (\text{IV.4})$$

$$N = \frac{T_1}{\Delta t} = \frac{fe}{fr_1} = \frac{20000}{16,67} = 1200 \text{ pts} \quad (\text{IV.5})$$

La période T est :

$$T = 1 / fr_1 = \frac{6}{100} = 0,06 \text{ s} \quad (\text{IV.6})$$

Fréquence d'échantillonnage : $fe = 20 \text{ kHz} = 20000 \text{ Hz}$

La période d'échantillonnage :

$$\Delta t = \frac{1}{fe} = 5 \cdot 10^{-5} \text{ s} \quad (\text{IV.7})$$

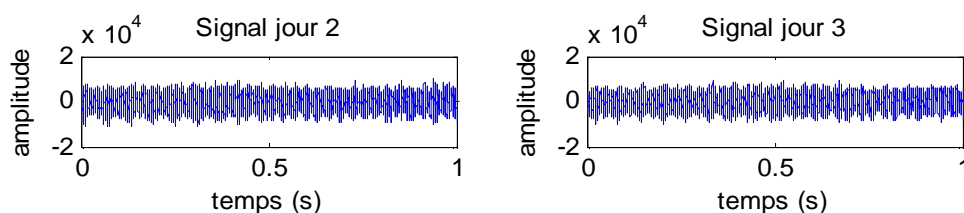
La fréquence d'engrènement du réducteur testé est 333,48 Hz. Un enregistrement a été fait tous les jours de la seconde journée à la treizième. Nous disposons donc d'un ensemble de douze signaux de 60160 points, échantillonnés à 20 kHz, représentant chacun 3,08 secondes soit à peu près 50 périodes de rotation.

Au cours de cette campagne de test, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré sur une durée de 13 jours ; le défaut qui apparaît étant un écaillage.

IV.3 Signaux CETIM

IV.3.1 Présentation des signaux

L'analyse des signaux temporels nous permet de visualiser l'apparition d'un défaut très marqué le douzième jour. Toutefois, comme nous pouvons le remarquer sur la figure (IV.2), il n'est pas possible de détecter de façon précoce l'apparition d'un défaut à l'aide des signaux temporels.



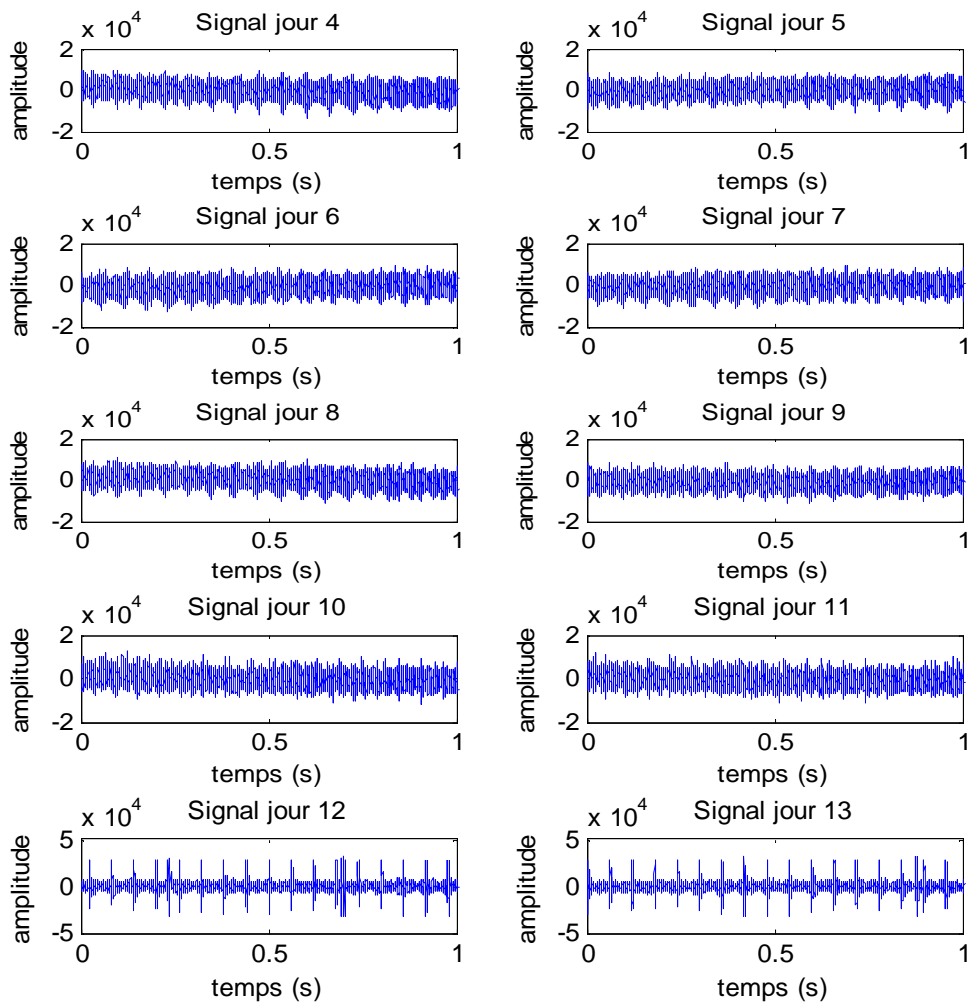


Figure IV.2. Signaux temporels du train d'engrenage

Le rapport d'expertise est détaillé dans le tableau (IV.1) : [Bada 99] [Felk 07]

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

Tableau IV.1. Rapport d'expertise

IV.3.2 Indicateurs scalaires statistiques sur une large bande sans prétraitement

Avant de faire l'application des méthodes de l'EMD et des ondelettes sur les signaux de CETIM, les indicateurs scalaires statistiques comme la valeur efficace, le kurtosis, le facteur de crête sont calculés dans deux étapes.

La première sur toute la longueur du signal temporel, et la seconde sur des bandes fréquentielle de 167 Hz autour les fréquences d'engrènements. Ces bandes sont [250-417 Hz] [583-750 Hz] [916-1083 Hz].

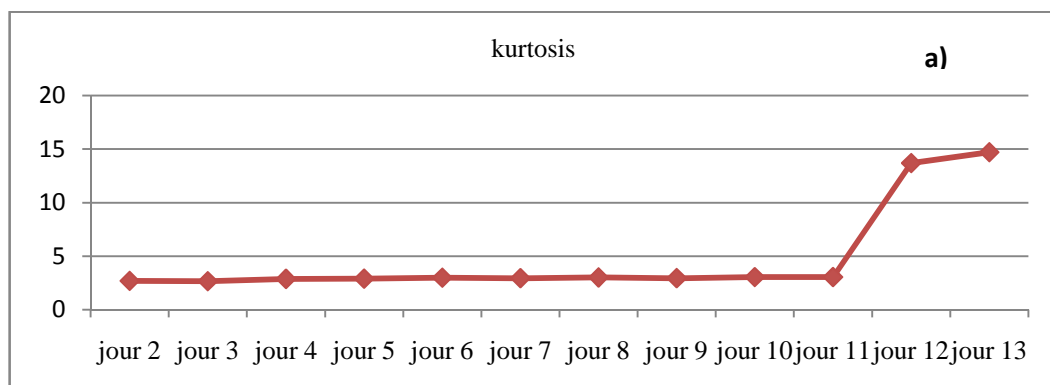
Dans la première étape, des indicateurs statistiques sont calculés en prenant toutes la longueur du signal analysé (Large bande). Les valeurs et les résultats sont montrés dans le tableau (IV.2) :

Colonne1	Ku_b	Fc_b	Vef_b
jour 2	2,673	3,278	3250,693
jour 3	2,651	3,158	3104,957
jour 4	2,865	3,332	3053,709
jour 5	2,892	3,319	2897,099
jour 6	2,981	3,394	2974,538
jour 7	2,932	3,112	2950,569
jour 8	2,997	3,674	2973,656
jour 9	2,930	3,524	2782,689
jour 10	3,037	4,397	2990,735
jour 11	3,032	3,930	2959,388
jour 12	13,703	6,465	5064,449
jour 13	14,721	6,196	5286,704

Tableau IV.2. Valeurs des indicateurs dans les 12 jours

Sachant que : **Ku_b** : Kurtosis pour les signaux bruts. **Fc_b** : Facteur de crête pour les signaux bruts. **Vef_b** : Valeur efficace pour les signaux bruts.

Les figures (IV.3.a) (IV.3.b) (IV.3.c) illustrent clairement que les valeurs de kurtosis et le facteur de crête indiquent que le défaut est apparu à partir du jour 12, pour la valeur efficace, c'est un indicateur qui n'est pas vraiment sensible pour détecter les chocs. Mais l'augmentation de sa valeur dans le 12^{ième} jour confirme l'apparition de défaut dans ce jour la.



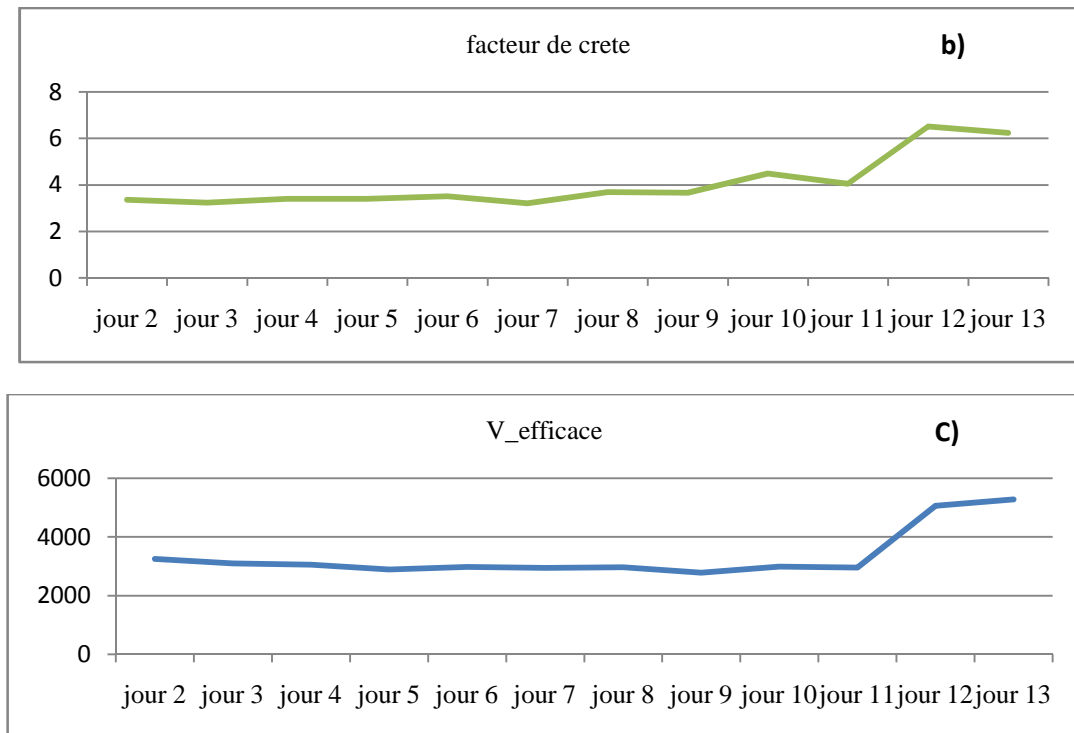


Figure IV.3. Variation des indicateurs dans les douze jours

a) Kurtosis, b) Facteur de crete, c) Valeur efficace

IV.3.3 Calcul des indicateurs de surveillance dans des bandes étroites sans prétraitement

Pour éviter l'effet de masque qui entache fortement la sensibilité des indicateurs "larges bandes" lorsque l'énergie vibratoire introduite par l'apparition d'un défaut n'est pas prépondérante devant celle introduite par l'ensemble des forces dynamiques générées par le fonctionnement de la machine et des défauts déjà existants, le signal de chaque tranche a donc été centré puis filtré par un filtre passe-bande.

Puisque les défauts ici dans les engrenages créent des chocs, alors nous avons choisi de calculer les indicateurs statistiques (Kurtosis et Facteur de crête), car ils sont les deux indicateurs sensibles pour ce type de défaut.

Ces bandes sont autour de la fréquence d'engrènement et ses deux harmoniques avec une largeur de 167 Hz, soit dix raies latérales de la fréquence de rotation de l'arbre qui est 16.67 Hz.

Les tableaux (IV.3) et (IV.4) donnent respectivement la variation du kurtosis et du Facteur de crête dans les trois bandes fréquentielles. Sachant que :

Bande 1= [250 - 417 Hz]. **Bande 2**= [583 - 750 Hz]. **Bande 3**= [916 - 1083 Hz]

	250-417 Hz	583-750 Hz	916-1083 Hz
jour 2	1,981	2,019	2,481
jour 3	1,9731	1,9901	2,448
jour 4	2,734	2,695	2,817
jour 5	2,299	2,303	2,578
jour 6	2,276	2,052	2,632
jour 7	2,072	2,044	2,633
jour 8	2,589	2,085	2,677
jour 9	2,286	2,150	2,681
jour 10	2,350	1,954	2,659
jour 11	2,233	1,929	2,628
jour 12	20,570	3,738	10,274
jour 13	62,275	7,131	10,610

Tableau IV.3. Valeur de kurtosis dans les trois bandes fréquentielles

	250-417 Hz	583-750 Hz	916-1083 Hz
jour 2	2,912	2,495	2,99
jour 3	2,639	2,424	2,843
jour 4	3,608	3,056	3,622
jour 5	3,541	3,068	3,278
jour 6	2,857	2,466	3,084
jour 7	2,855	2,543	2,940
jour 8	3,367	2,656	3,282
jour 9	2,926	2,747	2,983
jour 10	3,546	2,456	3,319
jour 11	2,961	2,434	3,389
jour 12	9,344	5,959	6,228
jour 13	15,608	9,444	6,373

Tableau IV.4. Facteur de crête dans les trois bandes fréquentielles

D'après les résultats précédents, ces derniers montrent l'intérêt de calculer les indicateurs dans des bandes fréquentielles étroite que large, et ça, on peut le voir dans les figures (IV.4) (IV.5) qui montrent non seulement la différence entre les indicateurs calculé dans la bande étroite et bande large, mais aussi l'augmentation dans la sensibilité de ces indicateurs.

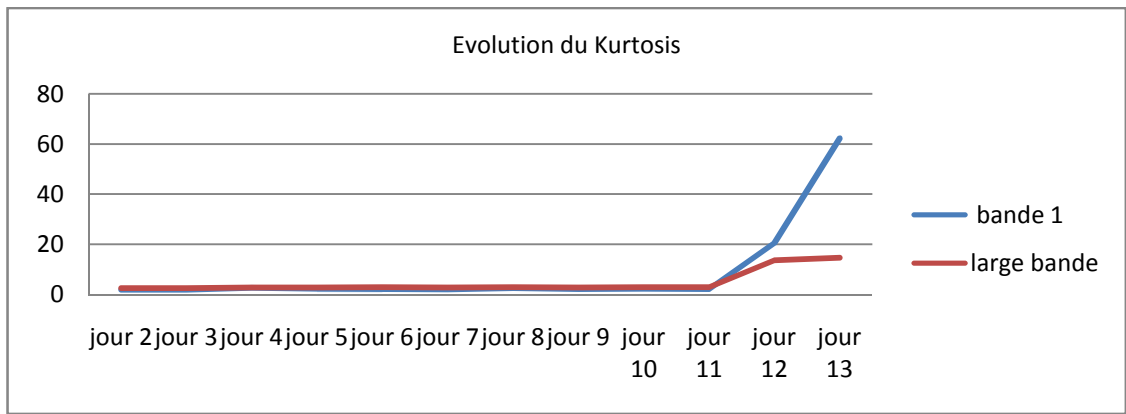


Figure IV.4. Variation du kurtosis dans les trois bandes fréquentielles

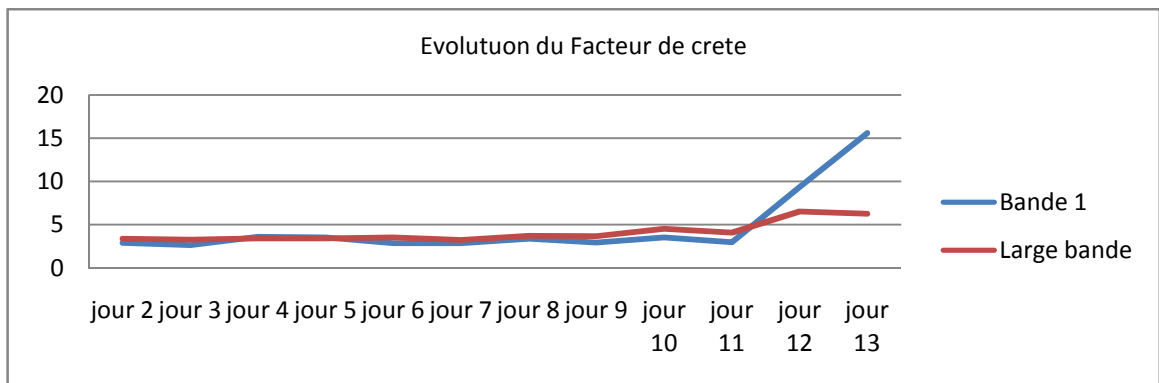
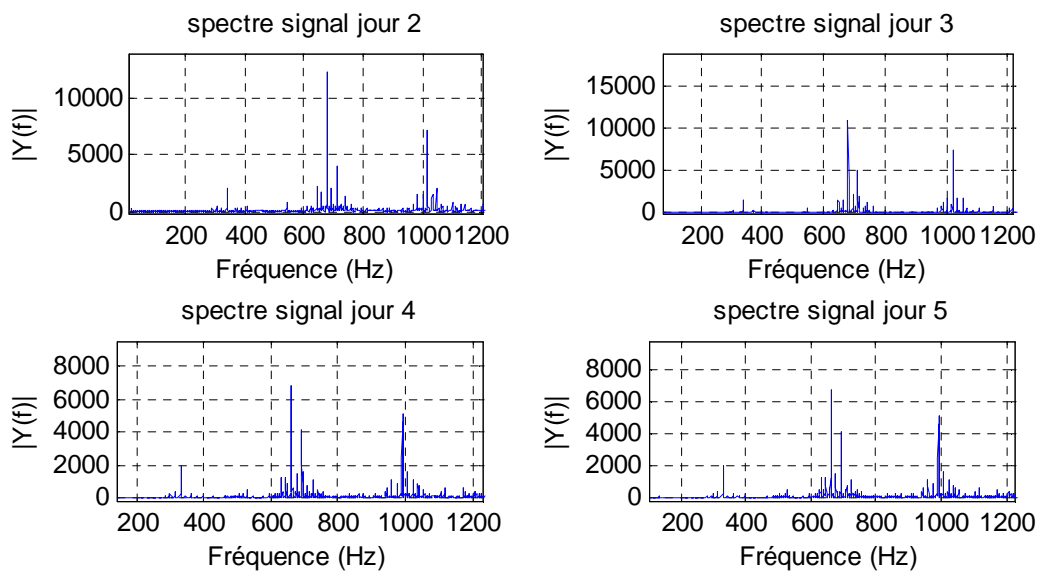


Figure IV.5. Variation du facteur de crête dans les bandes fréquentielles

IV.3.4 Les indicateurs fréquentiels :

La figure (IV.6) montre les spectres concernant les signaux d’engrenage de CETIM. On peut voir l’apparition du défaut est dans le douzième jour, cela traduit par l’augmentation dans les raies latérales autour les fréquences d’engrènement.



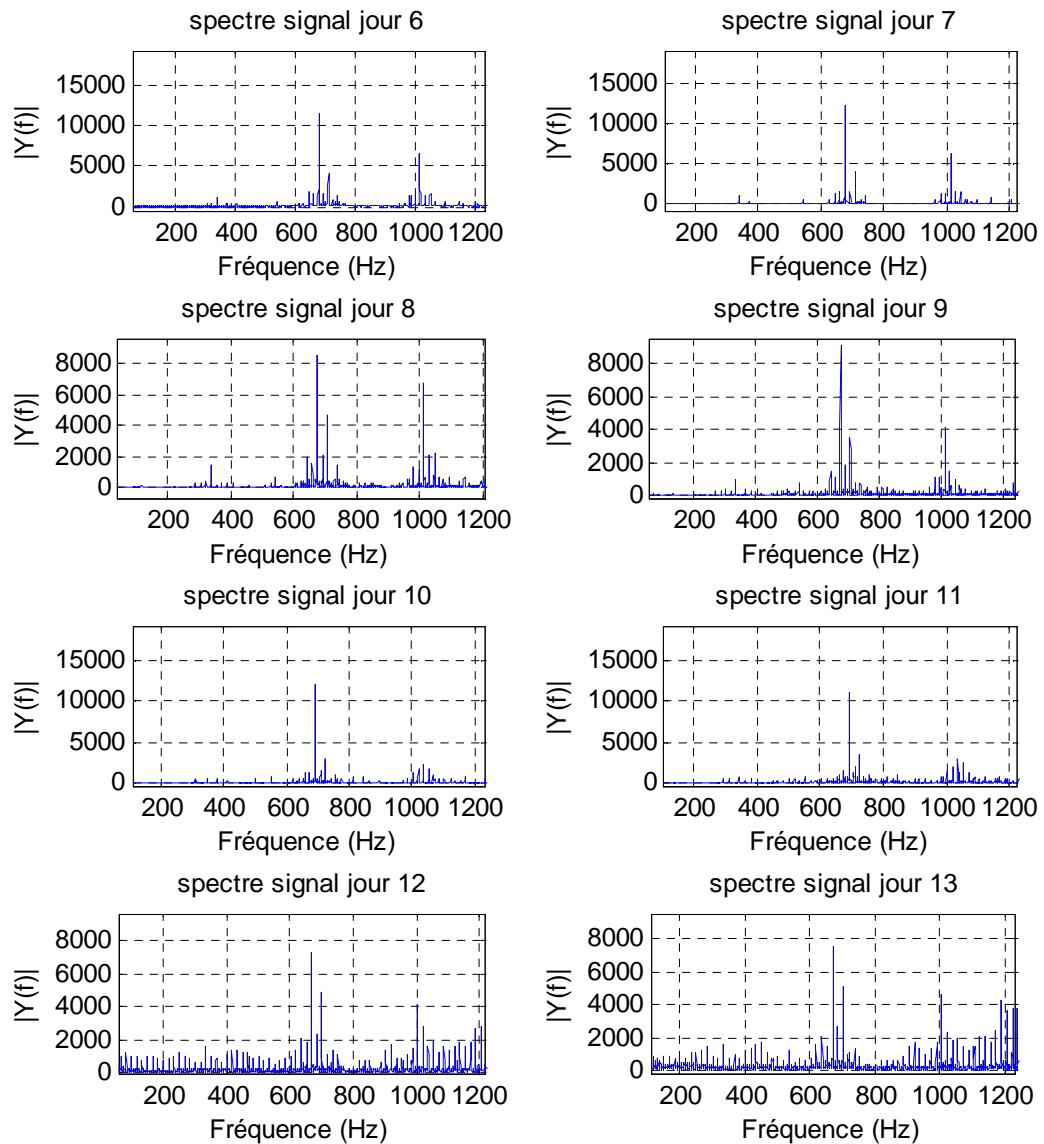


Figure IV.6. Les spectres pour les 12 jours

IV.4 Application de l'EMD sur les signaux CETIM :

La méthode de l'EMD est appliquée sur les signaux de CETIM, le tableau (IV.5) donne le nombre d'IMFs résultants pour chaque jour.

Jour	Jo_2	Jo_3	Jo_4	Jo_5	Jo_6	Jo_7	Jo_8	Jo_9	Jo_10	Jo_11	Jo_12	Jo_13
IFM(s)	14	14	16	15	13	15	14	14	15	15	18	18

Tableau (IV.5) : Nombre des IMFs pour chaque jour

La figure (IV.7), montre la variation du kurtosis dans les IMFs (5, 6, 7, 8, et 9) où son sensibilité est grande.

On voit clairement la valeur de cet indicateur augmente dans le septième jour et continue à augmenter dans le huitième jour, ce qui veut dire que le défaut est apparu dans le 7^{ième} jour. Dans le jour 9 et jour 10, cet indicateur montre une diminution dans la valeur car il y a une généralisation du défaut sur la dent (1 / 2). Cet indicateur augmente deuxième fois dans les

jours (11, 12 et 13) ce qui montre la naissance d'autre défaut d'écaillage sur autre dent comme indique le rapport d'expertise du tableau (IV.1).

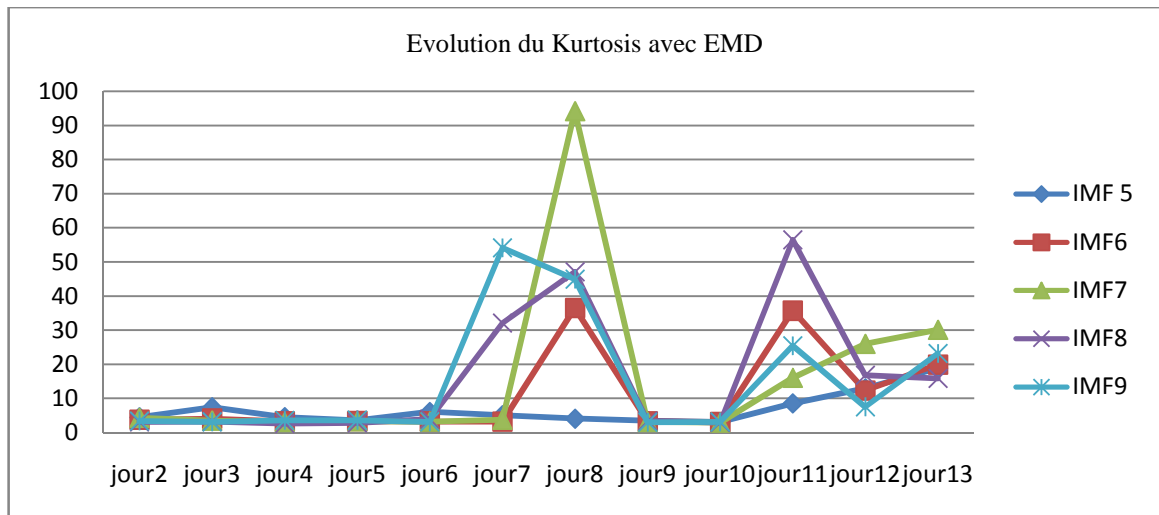


Figure IV.7. Variation du Kurtosis dans les 12 jours avec l'application de l'EMD

Par une simple comparaison, on peut dire que l'application de l'EMD a bien amélioré la sensibilité du kurtosis qui indique que le défaut est né dans le septième jour et non pas le douzième jour.

Par conséquent une détection précoce de l'apparition des défauts, et donc une meilleure surveillance. La figure (IV.8) montre une comparaison entre les valeurs du kurtosis avant et après l'application de l'EMD. La comparaison est faite avec le signal du l'IMF 7.

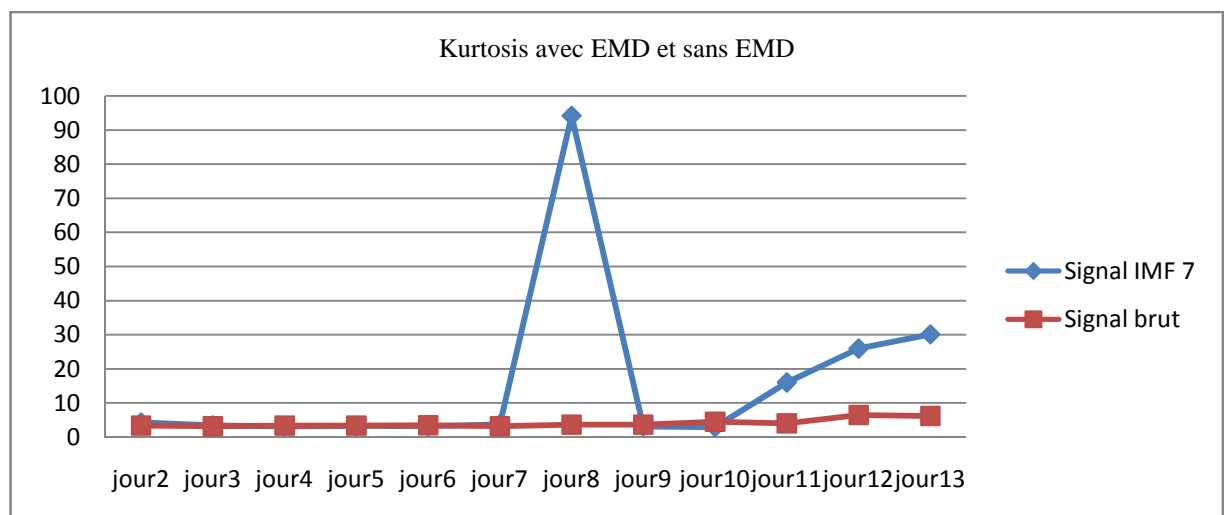


Figure IV.8. Comparaison entre le Kurtosis avec EMD et Kurtosis sans EMD

La figure (IV.9) montre la variation du facteur de crête pour les mêmes signaux de CETIM avec l'application de l'EMD.

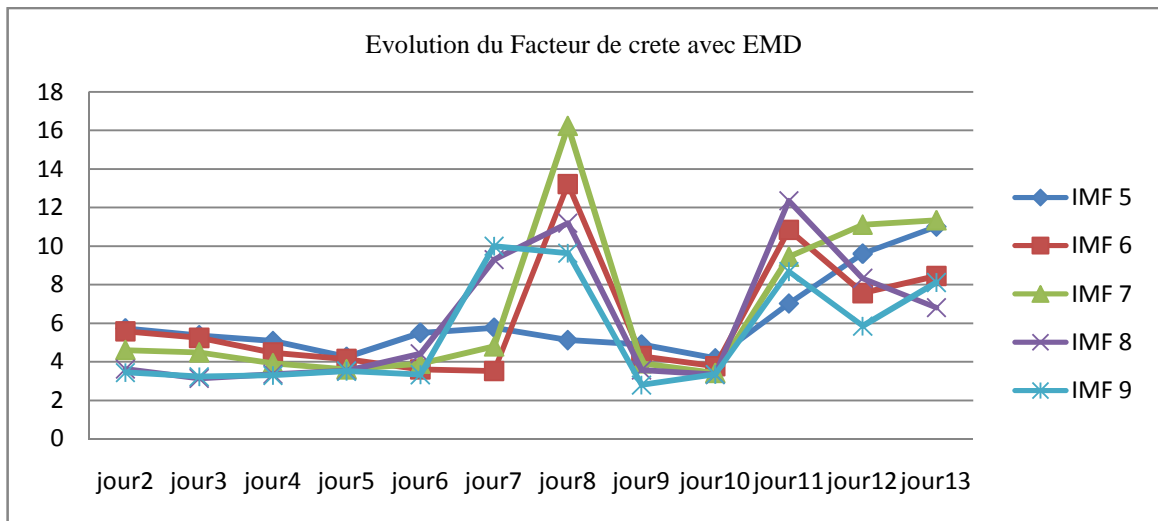


Figure IV.9. Variation de facteur de crête dans les douze jours avec EMD

Dans la figure (IV.9), le facteur de crête montre que le défaut est apparu dans le septième jour, une généralisation au neuvième et dixième jours, puis une nouvelle augmentation dans les jours (11, 12, et 13). Les raisons sont : le défaut d'écaillage apparaît le jour 7 pour la dent « 1 / 2 » suivant le rapport d'expertise se généralise puis réapparaît aux jours 11, 12, et 13 sur la dent « 15/16 ». La figure (IV.10) montre une comparaison entre la variation du facteur de crête avec et sans l'application de l'EMD. La comparaison est faite avec l'IMF 7.

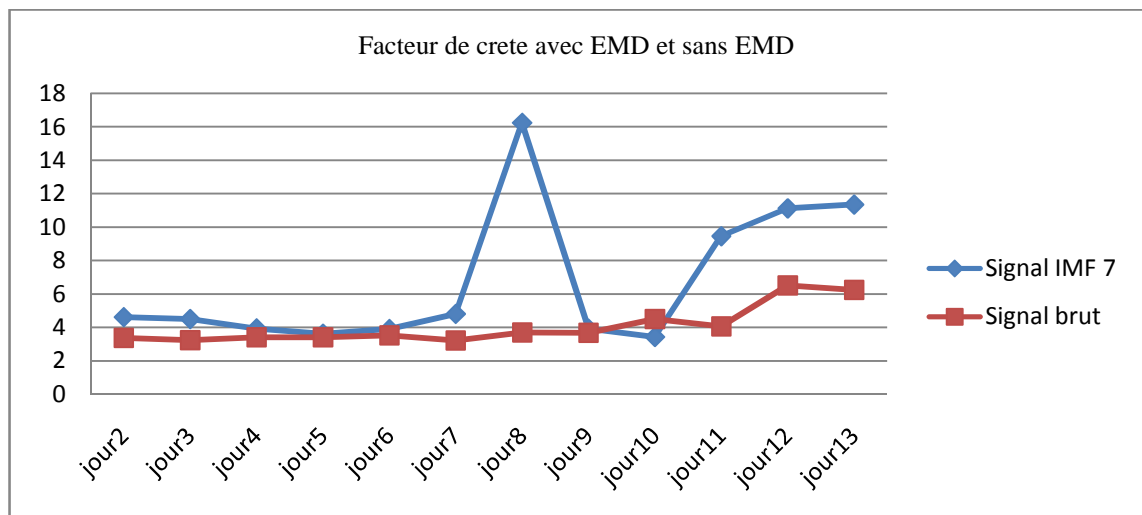


Figure IV.10. Comparaison entre la valeur du facteur de crête avec EMD et sans EMD

On voit bien que l'indicateur devient plus sensible par un simple prétraitement dans le cas du Kurtosis et le Facteur de crête, figure (IV.8) et (IV.10).

IV.5 Application de l'ondelette sur les signaux CETIM

IV.5.1 Calcul le niveau de décomposition n_{LS} :

En appliquant l'équation (II.17) de chapitre 2, on calcule le nombre de niveau de décomposition nécessaire, pour cela, et pour une fréquence d'échantillonnage de 20KHz, et pour la fréquence de rotation 16.67 Hz. le nombre de décomposition recommandé est :

$$n_{LS} \geq \text{int} \frac{\log \left(2 * \frac{10^4}{16.67} \right)}{\log (2)} = 10$$

int : pour les entiers.

Le tableau (IV.6) donne les bandes fréquentielles retenues après la décomposition.

Niveau	Bande fréquentielle (Hz)			Bande fréquentielle (Hz)		
1	a1	0	- 5000	d1	5000	- 10000
2	a2	0	- 1250	d2	2500	- 5000
3	a3	0	- 625	d3	1250	- 2500
4	a4	0	- 312.5	d4	625	- 1250
5	a5	0	- 156.25	d5	312.5	- 625
6	a6	0	- 78.125	d6	156.25	- 312.5
7	a7	0	- 39.062	d7	78.25	- 156.25
8	a8	0	- 19.531	d8	39.062	- 78.25
9	a9	0	- 9.765	d9	19.531	- 39.0625
10	a10	0	- 4.882	d10	9.765	- 19.531

Tableau IV.6. Bande fréquentielles pour les détails et les approximations

L'ondelette db7 est utilisée pour décomposer les signaux en détails et approximations. Seuls les détails sont étudiés. D'après le tableau (IV.6), les détails qui seront affectés par les harmoniques de la fréquence d'engrènement sont : d5, d4, d3, et les détails qui seront affectés par les harmoniques de la fréquence de rotation sont d9, d8, d7 et d6.

La figure (IV.11) montre l'évolution du kurtosis dans les détails calculés. On peut voir que les courbes de la variation du kurtosis dans le détail « d7 » et le détail « d8 » suivent la courbe de baignoire de la surveillance. Cette méthode de décomposition a réussi de détecter la présence du défaut dans le jour 7, car le kurtosis atteint la valeur de 4.72 et 19.35 dans les détails d7 et d8 respectivement. Une augmentation à partir le jour 10 est également présent. Ces courbes montrent bien les observations indiquées dans le rapport d'expertise du tableau (IV.1).

Les valeurs du kurtosis au jour 2 pour les détails d7, d8, d9 et d10 sont larges, car il s'agit du premier jour de fonctionnement qui correspond au rodage des éléments d'engrenage. Dans la figure (IV.11), ils ne seront pas représentés.

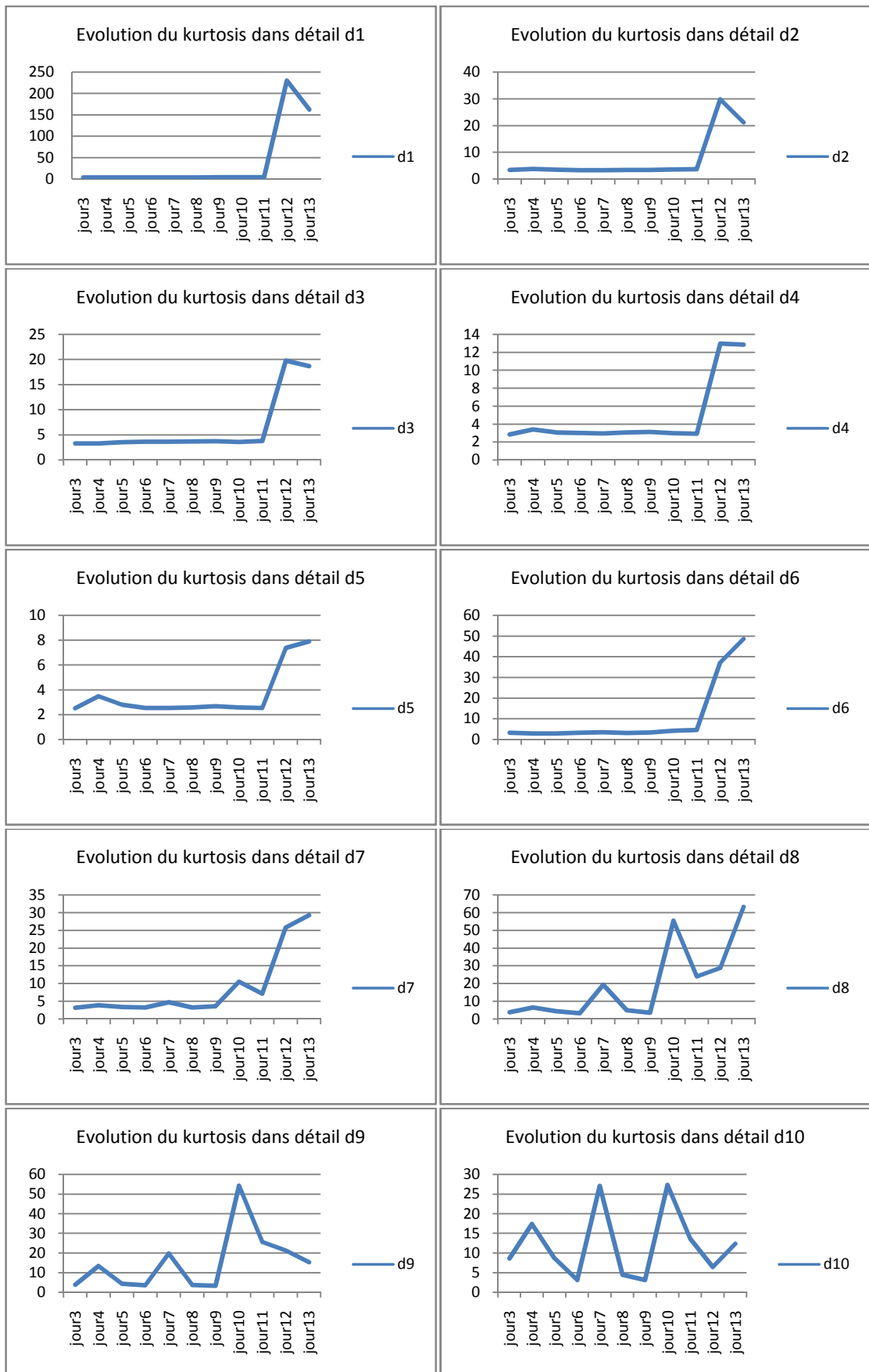


Figure IV.11. Variation du kurtosis dans les détails avec l'ondelette « db7 »

La figure (IV.12) montre la comparaison entre la variation du kurtosis dans les onze jours de teste avant et après l'utilisation de la TO. On peut voir que la sensibilité de l'indicateur est améliorée après l'application de la transformée en ondelette discrète « db7 ». On a utilisé le signal du détail 7 « d7 » et du détail 8 « d8 » pour cette comparaison.

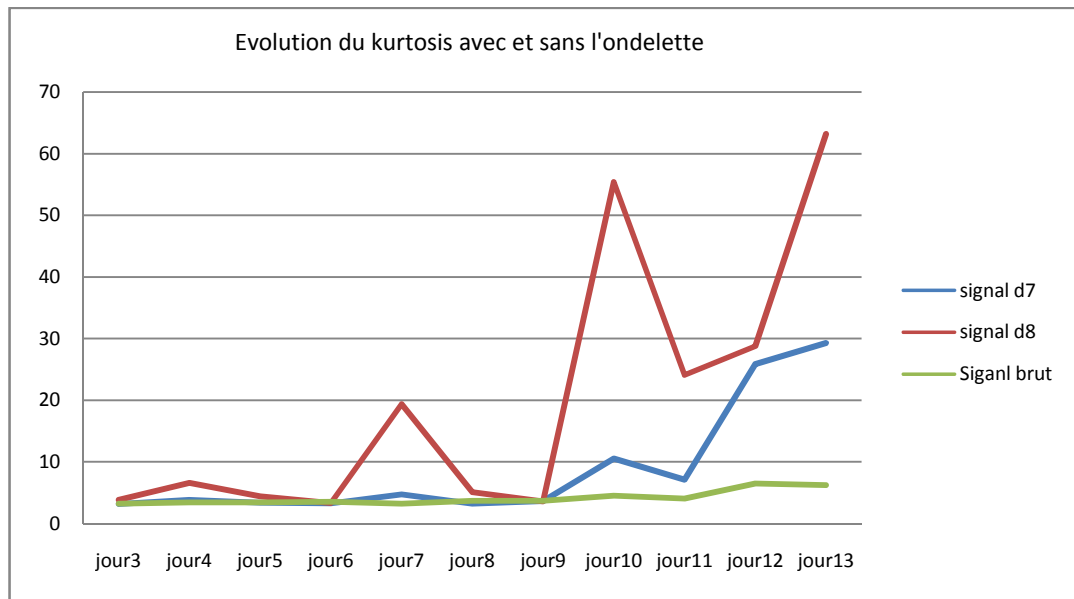
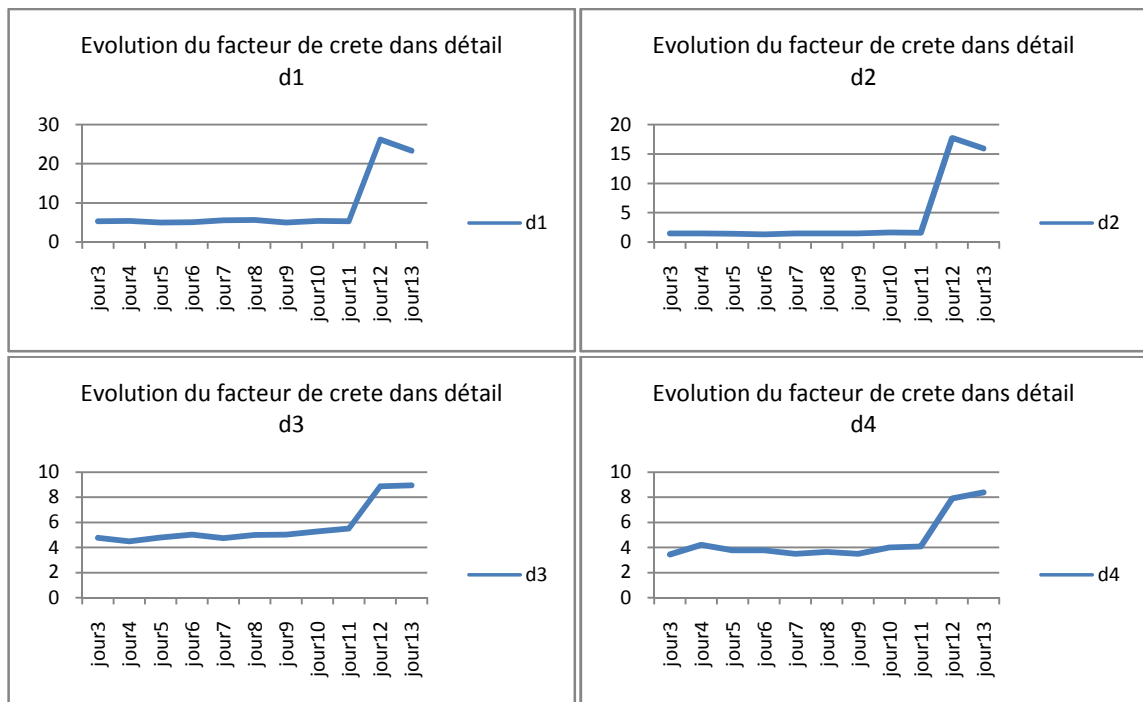


Figure IV.12 Comparaison du Kurtosis avant et après l'utilisation de la transformée en ondelette

Le même travail est fait pour le facteur de crête, le jour 2 n'est pas présenté car les détails d7, d8, d9, et d10 montrent grandes valeurs correspond au rodage alors que le signal brut n'arrive pas le faire. La courbe du détail d7 dans la figure (IV.13) illustre bien l'évolution de cet indicateur par rapport aux autres détails. Il détecte la naissance du défaut dès le septième jour.



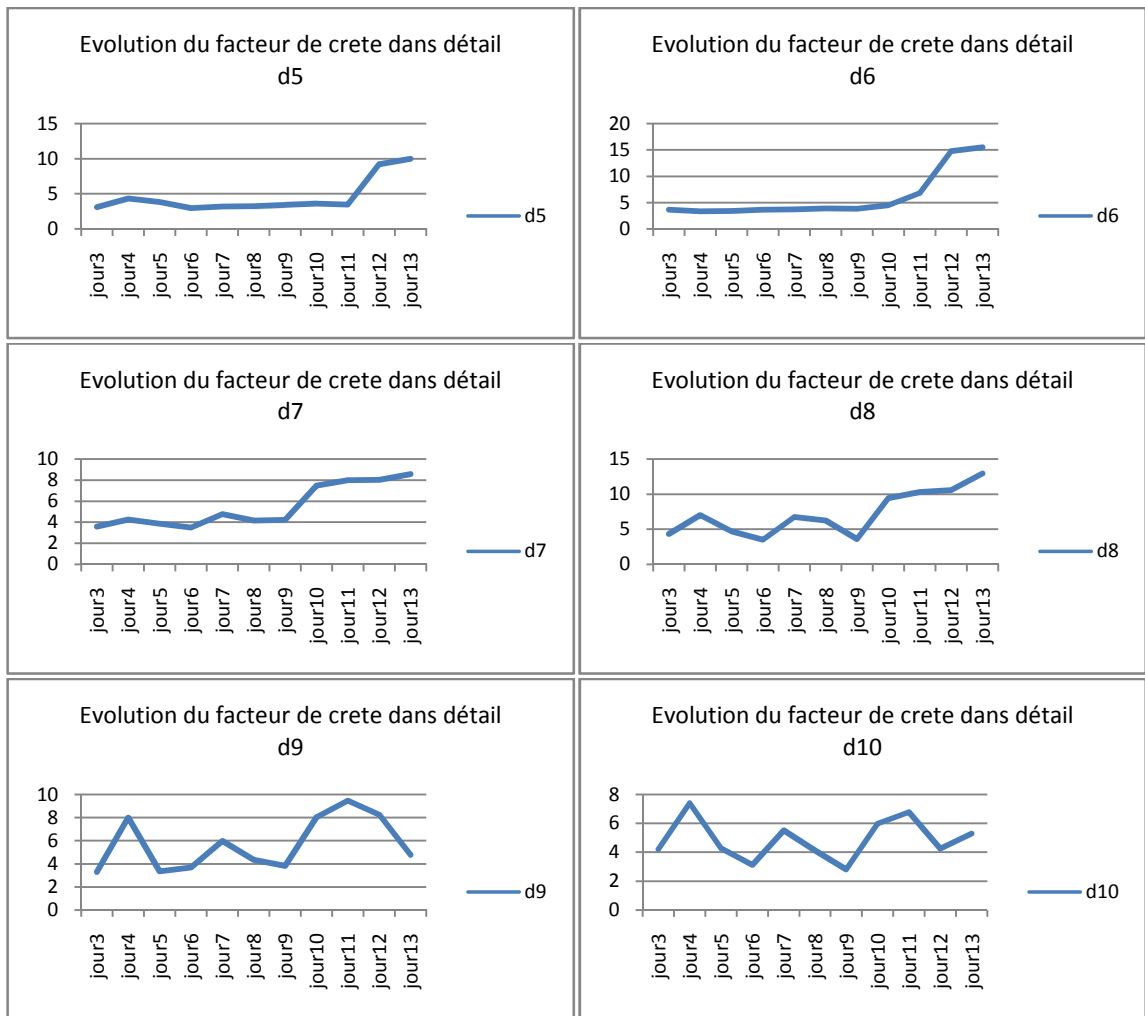


Figure IV.13. Variation du facteur de crête dans les détails avec l’ondelette « db7 »

Avec cet indicateur, la détection précoce du défaut est possible. Avant l’utilisation de l’ondelette, l’analyse des signaux de CETIM indique la naissance du défaut apparaît dans le 12^{ième} jour. Par contre, après le prétraitement, la sensibilité de l’indicateur est augmentée. Ce qui aide à détecter la présence du défaut de façon précoce. La figure (IV.14) montre une comparaison entre la variation du facteur de crête avant et après l’application de l’ondelette « db7 ».

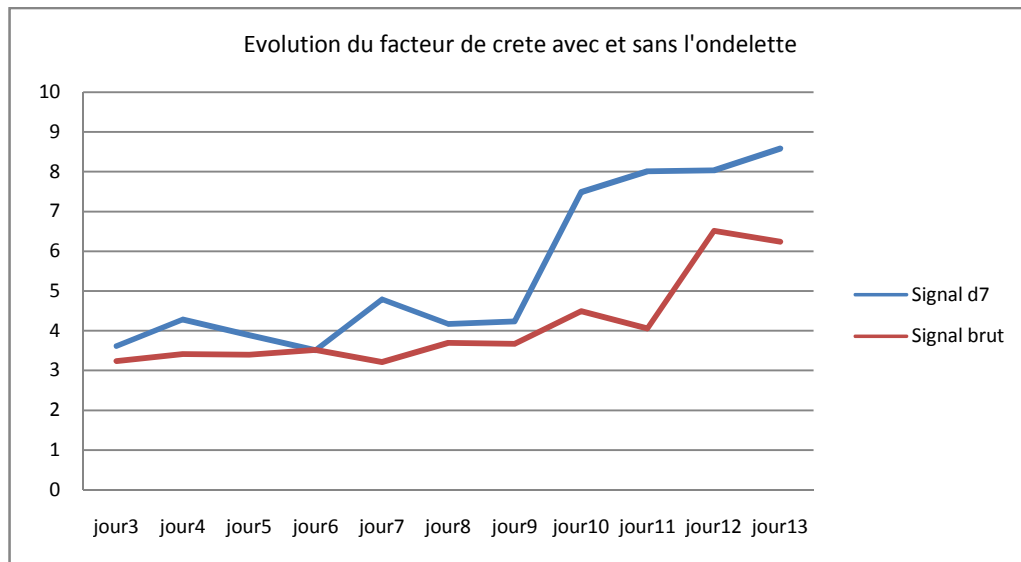


Figure IV.14. Comparaison entre l'évolution du facteur de crête dans les 11 jours de test avec et sans l'application de l'ondelette

IV.6 Signaux de roulement

Les Signaux de vibration que nous proposons d'étudier ont été fournis par " *the Case Western Reserve University- Bearing Data Center* " ; base de données des essais de roulements à billes normaux ou défectueux, recueillis sur un banc d'essai très simple, composé d'un moteur, un accouplement et une génératrice. De simples défauts sous forme de points « de différent diamètres et profondeurs » ont été créés sur les différents organes composants les roulements d'essais.

IV.6.1 Présentation de banc d'essais

Le site Web suivant : "www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/welcome_overIVew.htm ", permet d'accéder à la base de données des essais de roulements à billes, soit les roulements normaux ou défectueux.

Comme représenté sur la figure (IV.15), le banc d'essai se compose principalement d'un moteur (à gauche), d'un accouplement « transducteur/encodeur » (au centre), d'un dynamomètre (à droite) et des circuits de commande (non montrés). [Felka 07][Feda 05]

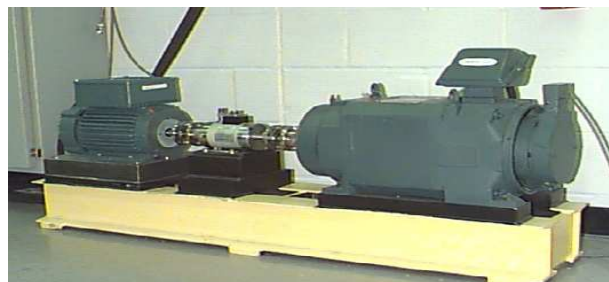


Figure IV.15. Banc d'essai de roulements.

Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux cotés (coté entraînement et coté ventilateur). La figure (IV.16) représente une coupe d'un moteur

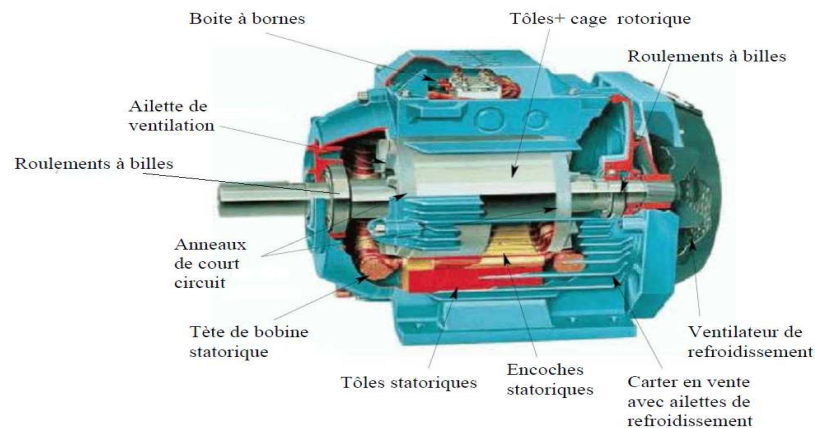


Figure IV.16. Coupe d'un moteur

Les signaux ont été enregistrés à l'aide des accéléromètres, qui ont été fixés à la cage du moteur par aimant. Pour différents couples résistants (donc différentes vitesses de rotations).

Les couples sont respectivement 0, 1, 2, 3 Hp dont des vitesses respectives sont 1797, 1772, 1750, 1730 tr/min.

Les capteurs ont été placés à la position 12 heures « verticale », des deux cotés accouplement et ventilateur de la cage du moteur.

La fréquence d'échantillonnage est $f_e = 12 \text{ KHz}$ et le nombre de points total est de $N_p = 243938 \text{ pts}$

Les données ont été enregistrées pour :

- Les roulements sans défaut.
- Les défauts uniques du cotés accouplement (12.000 et 48.000 points/second).
- Les défauts uniques du cotés ventilateur (12.000 points/second.)

La vitesse [tr/min] et la puissance [Hp] pour chaque essai ont été enregistrés manuellement en utilisant le couple transducteur/encodeur

Dans ce travail, les roulements que nous avons considérés, sont les roulements de coté accouplement. Les fréquences caractéristiques sont :

- Fréquence de la bague intérieure : $f_{bi} = 5.415 \times f_r$ (IV. 8)

- Fréquence de la bague extérieure : $f_{be} = 3.584 \times f_r$ (IV. 9)

- Fréquence de la cage : $f_c = 0.3982 \times f_r$ (IV. 10)

- Fréquence de la bille : $f_b = 4.7135 \times f_r$ (IV. 11)

	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
La cage	11.89 Hz	11.75 Hz	11.61 Hz	11.48 Hz
Les billes	140.74 Hz	139.18 Hz	137.44 Hz	135.89 Hz

Tableau IV.7. Fréquences caractéristiques pour les défauts de roulement avec les différentes couples résistant.

Dans ce travail, les signaux analysés sont issus de la bague intérieure de roulements avec leurs défauts et pour différents couples résistants. La figure (IV.17) les illustre.

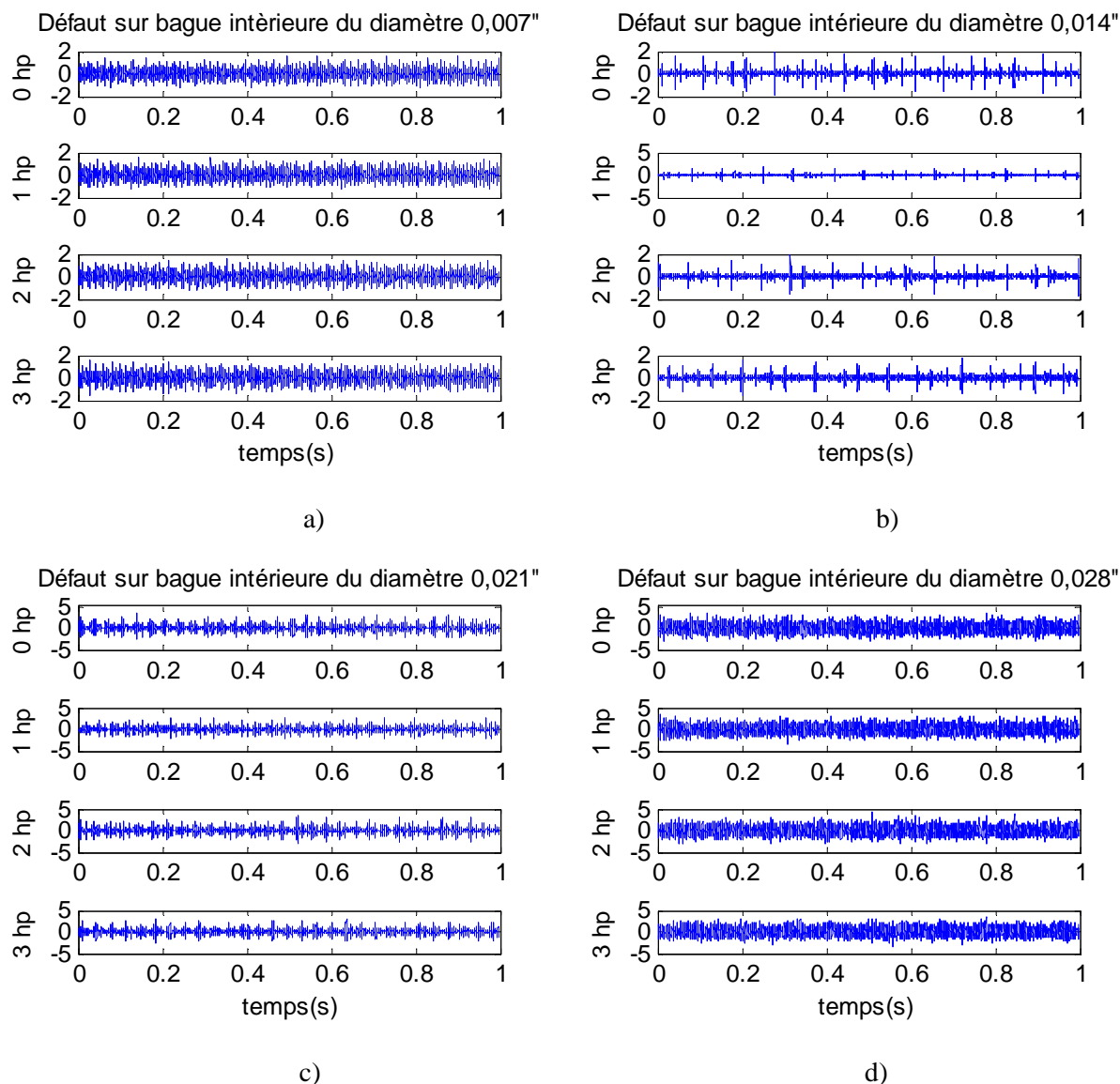


Figure IV.17. Les signaux de test sur la bague intérieure pour différents couples résistant et diamètres du défaut (a : 0.007", b : 0.014", c : 0.021", et d : 0.028")

Sachant que : 1" = 25.4mm.

IV.6.2 Diagnostic les roulements :

Le choix des indicateurs s'oriente sur le Kurtosis (rappel des seuils : si $K = 3$, le roulement est en bon état ; si $3 < K < 6$, le roulement est faiblement dégradé ; si $K > 6$ avec retour à 3, le roulement est dégradé) et le facteur crête (rappel des seuils : si $F_{crête} \leq 5$, le roulement est en bon état ; si $F_{crête} > 5$, le roulement est faiblement dégradé ; si $F_{crête}$ décroît, le roulement est dégradé) [Meunier et al 09], en plus la valeur efficace comme indicateur globale.

IV.6.2.1 Effet de la charge (couple résistant) pour le cas sain (sans défaut)

Pour les signaux sains, les indicateurs montrent des valeurs logiques et acceptables. Car le kurtosis varie entre 2.85 et 3, indiquant une distribution normale, donc une absence de défaut. Idem pour le facteur de crête qui indique des valeurs inférieures à 5 pour toutes les vitesses (charges appliquées), figure (IV.18).

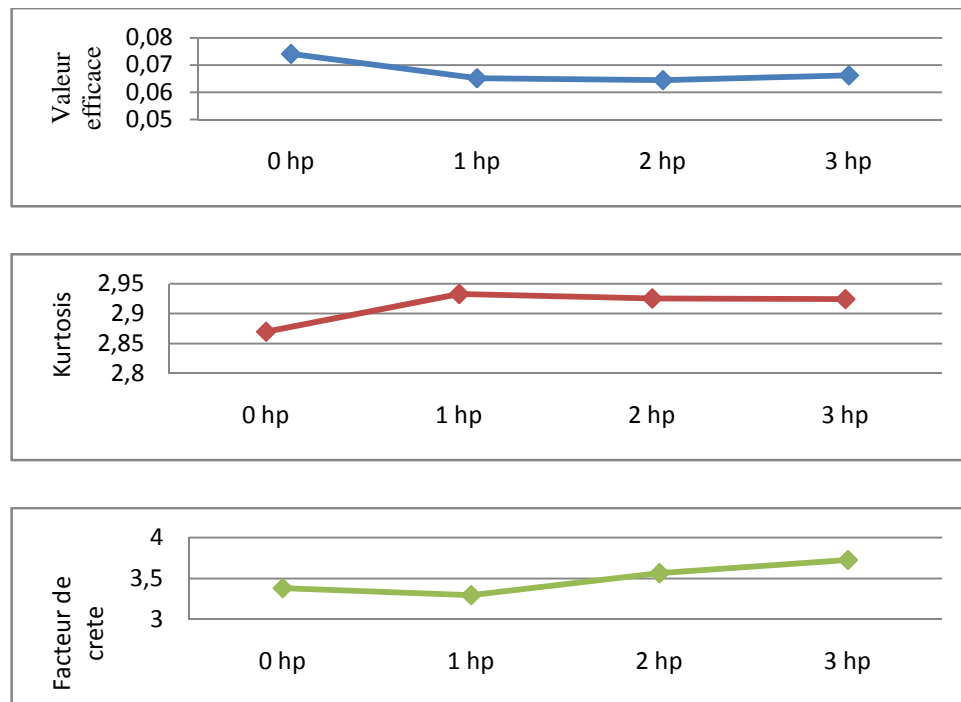


Figure IV.18. Variations des indicateurs statistiques avec la charge pour les roulements sains

IV.6.2.2 Effet du diamètre du défaut

La figure (IV.19) illustre l'allure des indicateurs pour toute valeur de vitesse et charge. Une forte augmentation dans les valeurs de kurtosis et facteur de crête pour le défaut de diamètre 0.014" avec un retour vers des valeurs basses pour le défaut du diamètre 0.021" et 0.028". Ce retour s'explique par la généralisation de défaut. Ces indicateurs perdront leur sensibilité lorsque le défaut est généralisé (il ne contient pas de chocs). La valeur efficace donne des valeurs très petites contrairement au kurtosis et facteur de crête. Cet indicateur n'est pas fiable pour la surveillance de ce type de défaut dans ces conditions. Le tableau (IV.8) montre les valeurs de ces indicateurs pour différents diamètres du défaut, et le couple résistant.

couple	0 Hp				couple	1 Hp			
	Diamètre du défaut	0.007"	0.014"	0.021"		0.028"	Diamètre du défaut	0.007"	0.014"
Kurtosis	5.632	21.050	7.180	3.396	Kurtosis	5.385	25.299	7.190	3.258
V_eff	0.289	0.207	0.517	0.849	V_eff	0.293	0.162	0.445	0.826
F_c	5.484	9.366	6.627	4.198	F_c	5.393	12.492	6.027	4.041
couple	2 Hp				couple	3 Hp			
	Diamètre du défaut	0.007"	0.014"	0.021"		0.028"	Diamètre du défaut	0.007"	0.014"
Kurtosis	5.536	21.825	8.408	3.283	Kurtosis	5.219	16.526	8.090	3.265
V_eff	0.297	0.167	0.489	0.858	V_eff	0.312	0.176	0.450	0.818
F_c	5.131	11.091	6.808	5.287	F_c	4.807	9.538	6.641	4.199

Tableau IV.8. Indicateurs pour tous les cas de couple résistant est diamètres de défaut

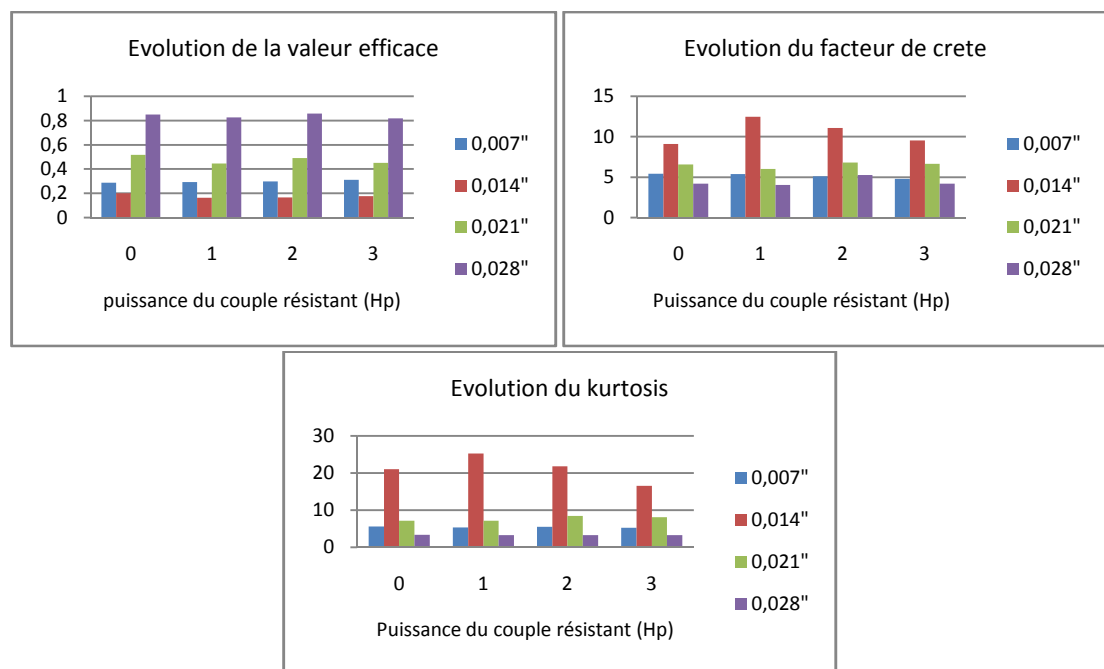


Figure IV.19. Variation des indicateurs en fonction de diamètre de défaut et le couple résistant

IV.7 Application de l'EMD sur les signaux de roulement DATA BEARING CENTER

Après que nous avons obtenus les signaux à analyser, la décomposition en modes empiriques (EMD) est appliquée sur des signaux bruts de la bague intérieure. Les IMFs trouvés ont subi à un traitement de calcul de l'enveloppe (TH : la transformée d'Hilbert)

Cette application est faite sur des signaux pour différents diamètres de défaut et avec le couple résistant d'une puissance de **2 Hp**. La figure (IV.20) illustre ces signaux. La fréquence caractéristique pour défaut de la bague intérieure est **157.90 Hz**.

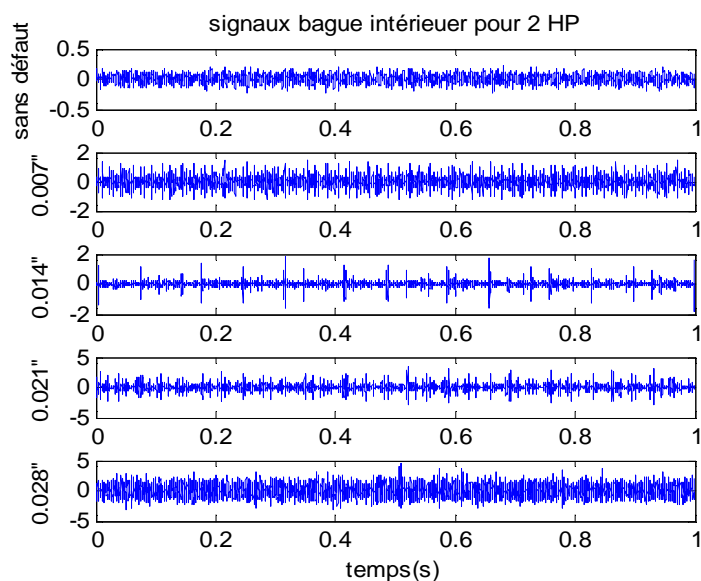


Figure IV.20. Signaux bague intérieure pour le couple résistant 2 Hp

Comme la méthode de décomposition en mode empirique décompose le signal en plusieurs IMFs. Dans notre cas de signaux des roulements, les quatre premières IMFs seront comptabilisées, car elles donnent l'information nécessaire des fréquences caractéristiques de défaut dans la bague intérieure.

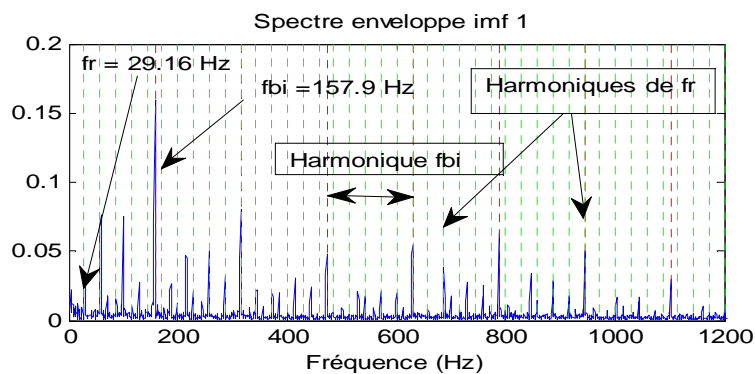
Cette décomposition joue le rôle d'un filtre sélectif. Elle passera de l'IMF couvrant les hautes fréquences et en descendant vers les IMFs de basses fréquences.

Les spectres des IMFs 5 et 6, couvrent la fréquence de rotation de l'arbre.

Les restes IMFs, s'ajoutent avec le résidu.

Les figures (IV.21), (IV.22), (IV.23), et (IV.24) montrent les spectres pour les quatre premiers IMFs pour tous les diamètres du défaut étudié. On peut voir les fréquences caractéristiques et ses harmoniques, et chaque IMF couvre une bande fréquentielle.

- **Pour le défaut du diamètre 0.007" et 2 Hp :**



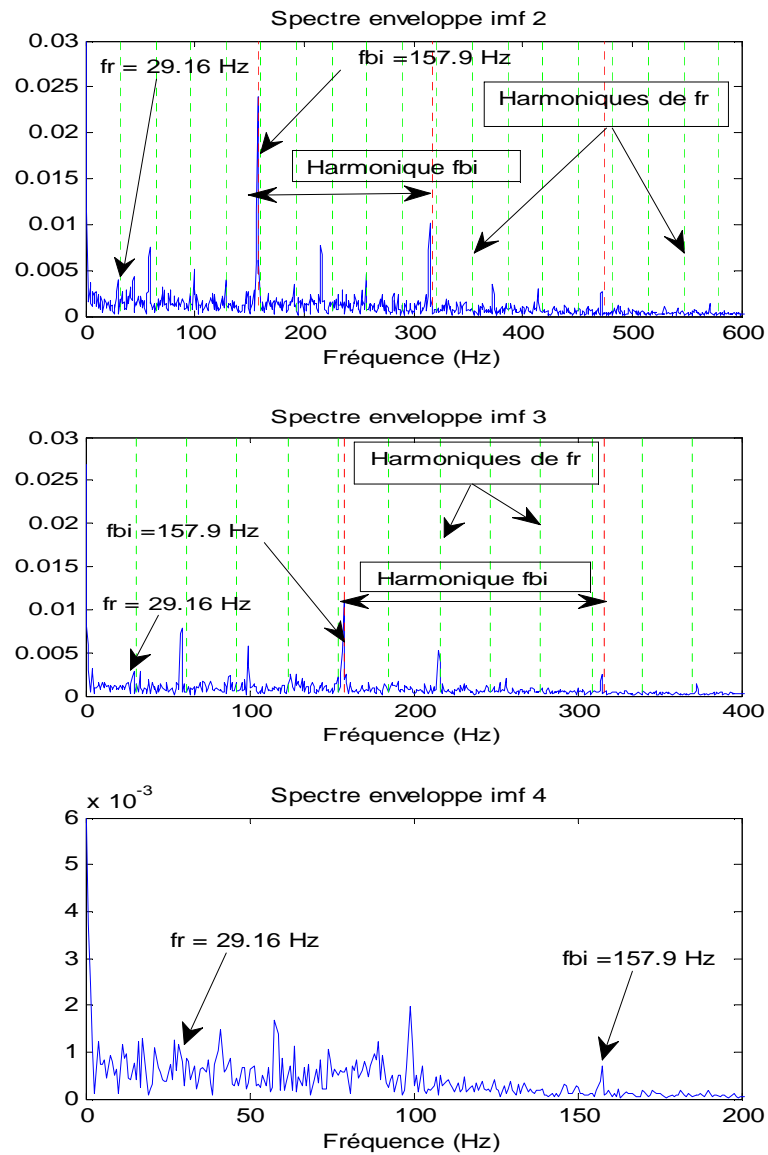
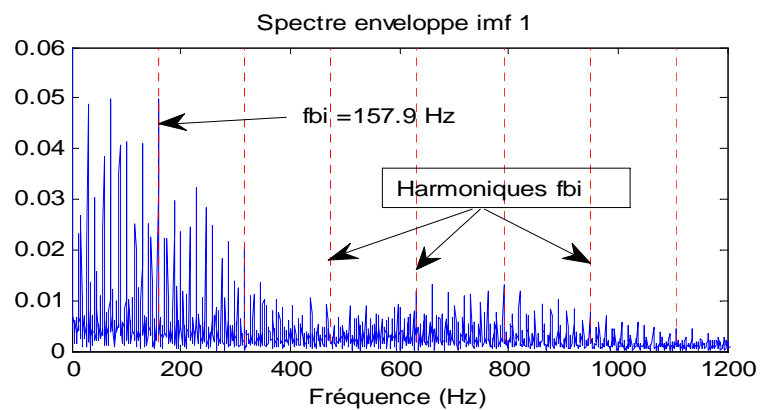


Figure IV.21. Quatre premiers IMF pour défaut du diamètre 0.007" et couple résistant 2 Hp

- Pour le défaut du diamètre 0.014" et 2 Hp :



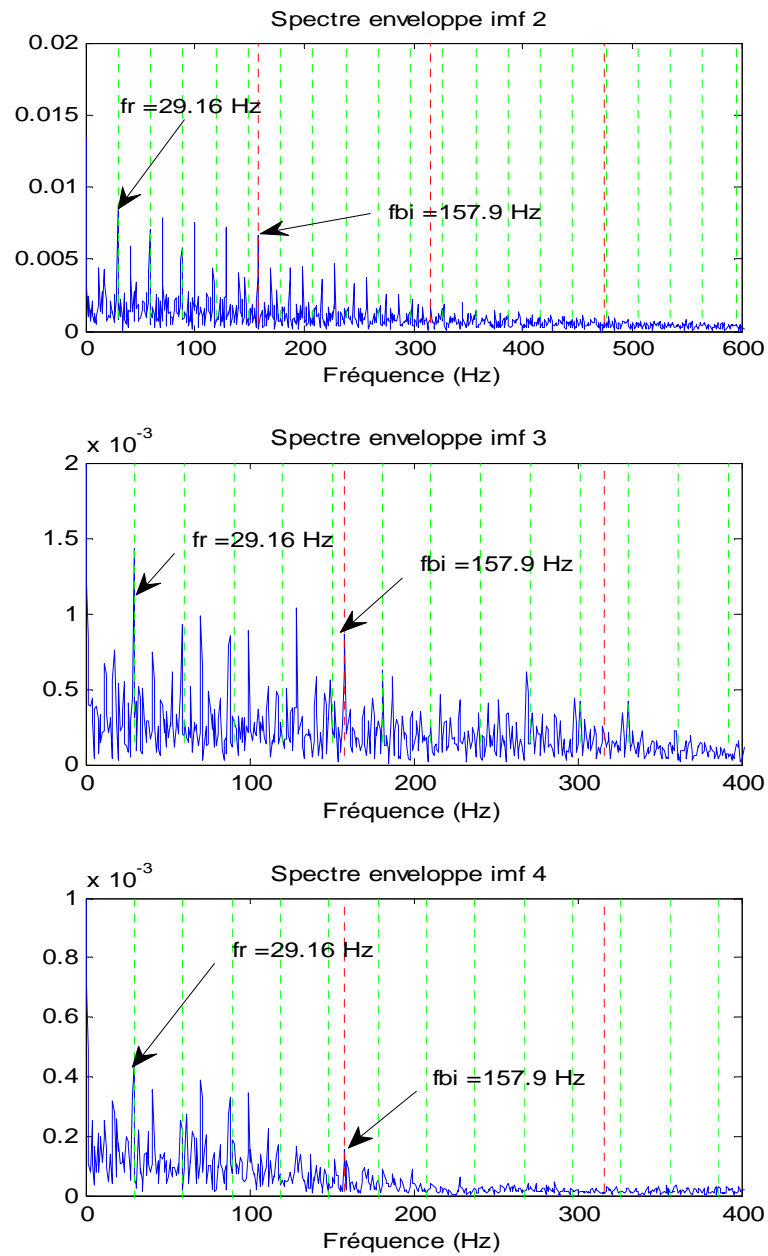
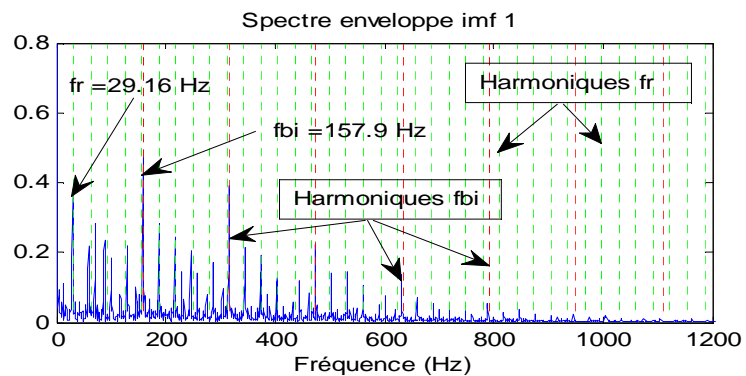


Figure IV.22. Quatre premiers IMF pour défaut du diamètre 0.014" et couple résistant 2 Hp

- Pour défaut du diamètre 0.021" et 2 Hp :



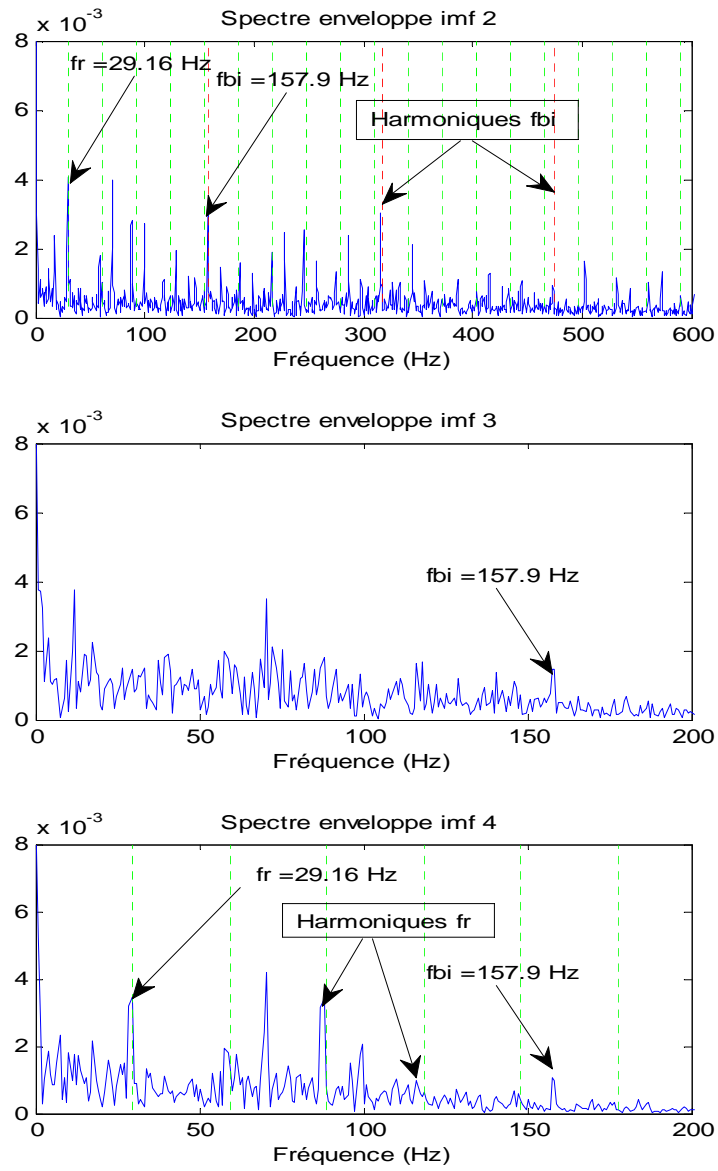
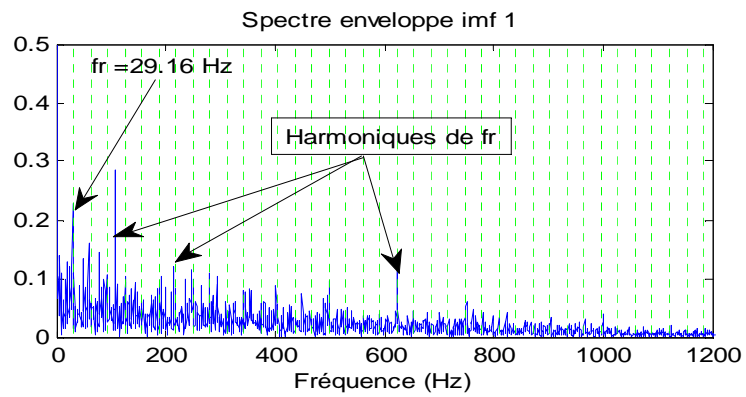


Figure IV.23. Quatre premiers IMF pour défaut du diamètre 0.021" et couple résistant 2 Hp

- Pour défaut du diamètre 0.028" et 2 Hp :



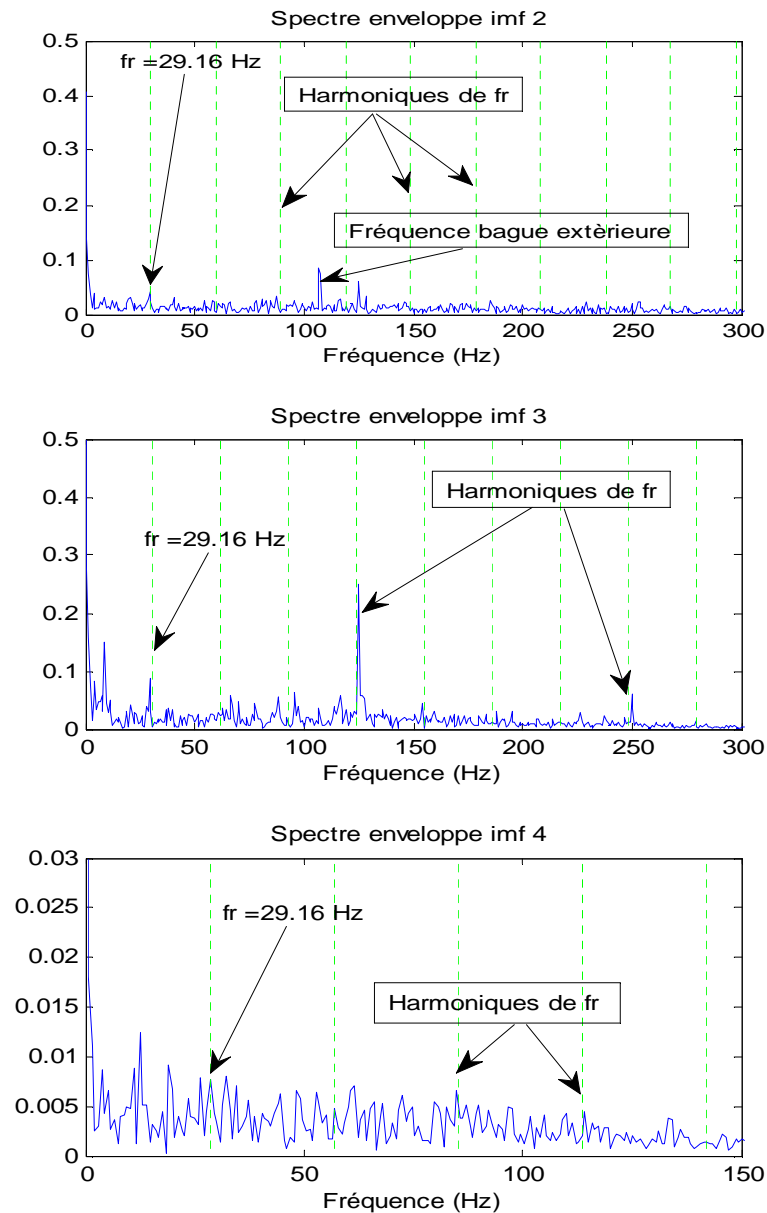


Figure IV.24. Quatre premiers IMF pour défaut du diamètre 0.028" et couple résistant 2 Hp

Après la décomposition des signaux avec la méthode de l'EMD, les indicateurs calculés pour chaque diamètre de défaut indiquent une variation dans leurs valeurs.

Pour la valeur efficace, on peut voir cette augmentation dans tous les cas de diamètre de défaut. Dans ce cas, l'amélioration est claire pour la valeur efficace (**RMS**), mais cet indicateur ne donne pas exactement l'état de la bague intérieure.

Les résultats de la décomposition avec l'EMD sont résumés dans la figure (IV.25).

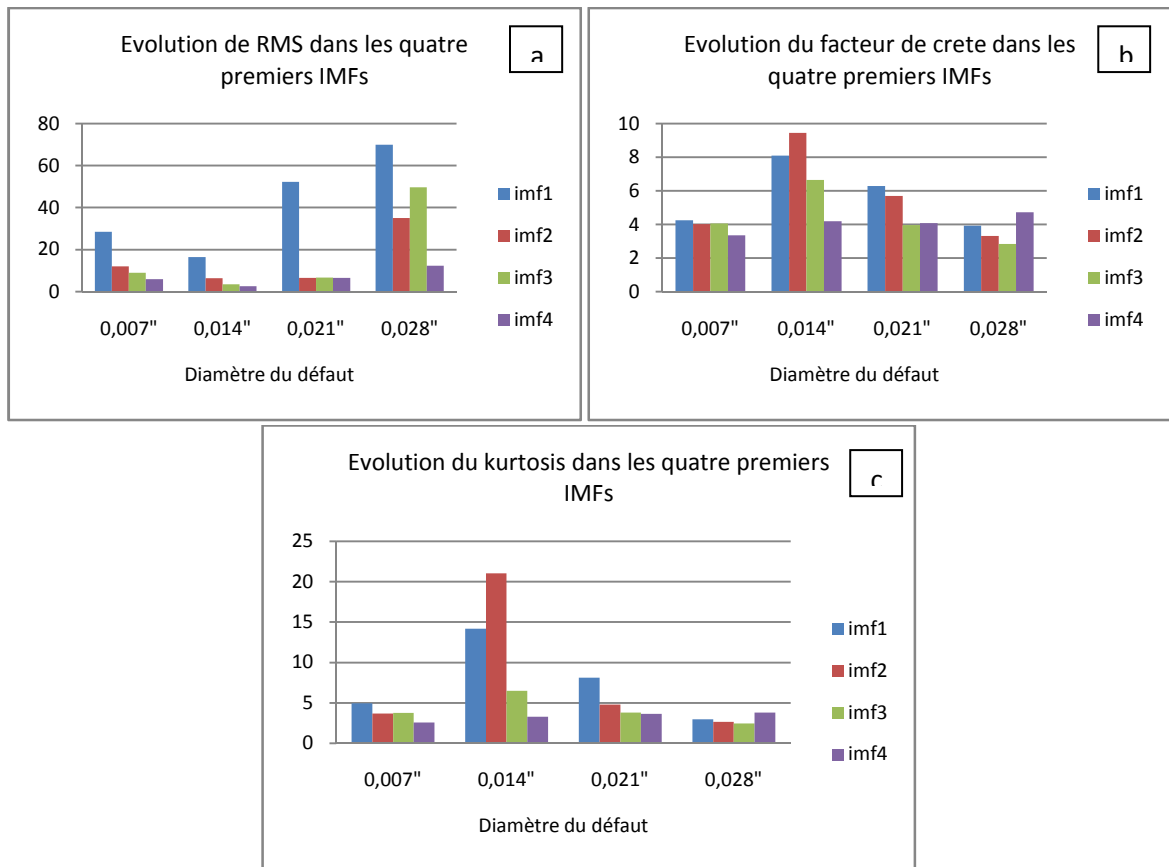


Figure IV.25. Variation des indicateurs pour les quatre premiers IMFs pour différents diamètres du défaut et pour le couple résistant de 2 Hp : a) RMS, b) Facteur de crête, c) Kurtosis.

Avec l'EMD, est le calcul de ces indicateurs, on peut faire une reconstruction de signal analysé en prenant que les IMFs indiquant les bonnes valeurs pour ces indicateurs.

Si on fait une comparaison entre les indicateurs calculés pour les signaux bruts et les indicateurs pour les signaux décomposés avec EMD, on peut voir alors les IMFs qui semblent aux signaux bruts. Donc cette technique peut être une fonction de filtrage et dé-bruitage en éliminant les IMFs inutiles.

IV.8 Application de la décomposition en ondelettes sur les signaux DATA BEARING CENTER

Pour cette application qui sera sur les signaux de la bagure intérieur avec le couple résistant de 2 Hp et la vitesse de 29.16 Hz. La fréquence d'échantillonnage est 12 KHz. Le niveau de décomposition est calculé à partir la formule (II.17) de chapitre 2.

$$n_{Ls} \geq \text{int} \frac{\log \left(12 * \frac{10^3}{29.1616.67} \right)}{\log (2)} = 9 \text{ niveaux}$$

int : pour les entiers.

Le tableau (IV.9) résume les bandes fréquentielles pour les détails et les approximations après l'application de l'ondelette de type db7.

Niveau		Bande fréquentielle (Hz)		Bande fréquentielle (Hz)
1	a1	0 - 6000	d1	6000 - 12000
2	a2	0 - 3000	d2	3000 - 6000
3	a3	0 - 1500	d3	1500 - 3000
4	a4	0 - 750	d4	750 - 1500
5	a5	0 - 375	d5	375 - 750
6	a6	0 - 187.5	d6	187.5 - 375
7	a7	0 - 93.75	d7	93.75 - 187.5
8	a8	0 - 46.87	d8	46.87 - 93.75
9	a9	0 - 23.43	d9	23.43 - 46.87

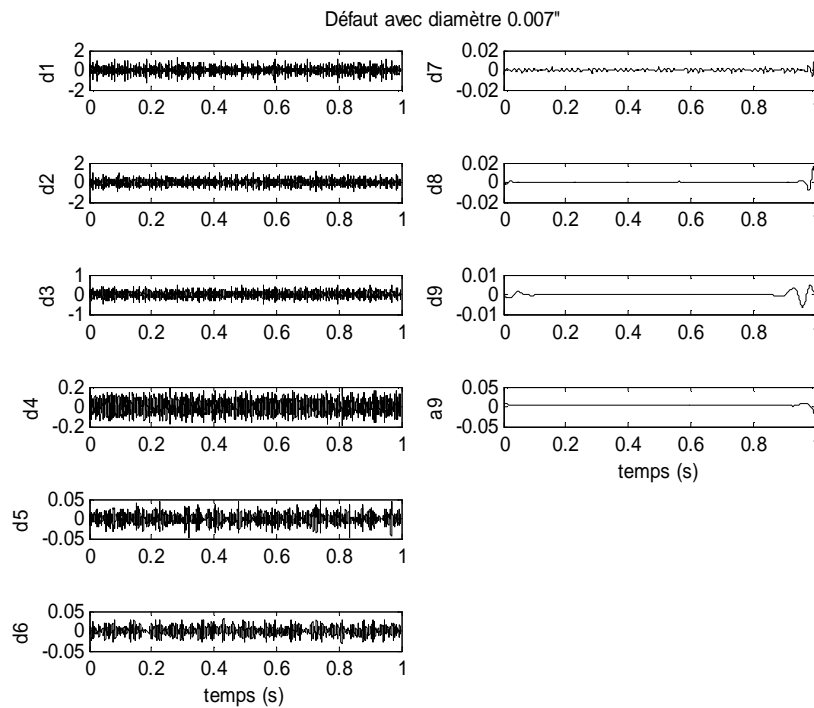
Tableau IV.9. Bande fréquentielles pour les détails et les approximations

Nous avons obtenus 9 détails et 9 approximation. Le signal reconstruit s'écrit comme suit :

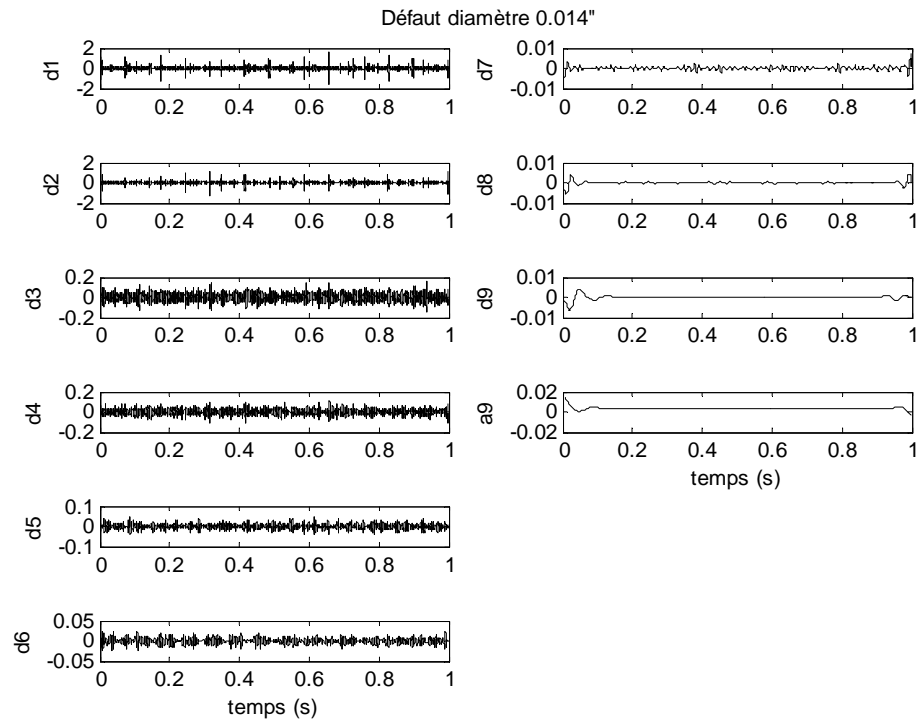
$$S_r = d1 + d2 + d3 + d4 + d5 + d6 + d7 + d8 + d9 + a9 \quad (IV. 12)$$

Le détail **d7** représente la bande fréquentielle qui inclut la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure ($f_{bi} = 157.9 \text{ Hz}$).

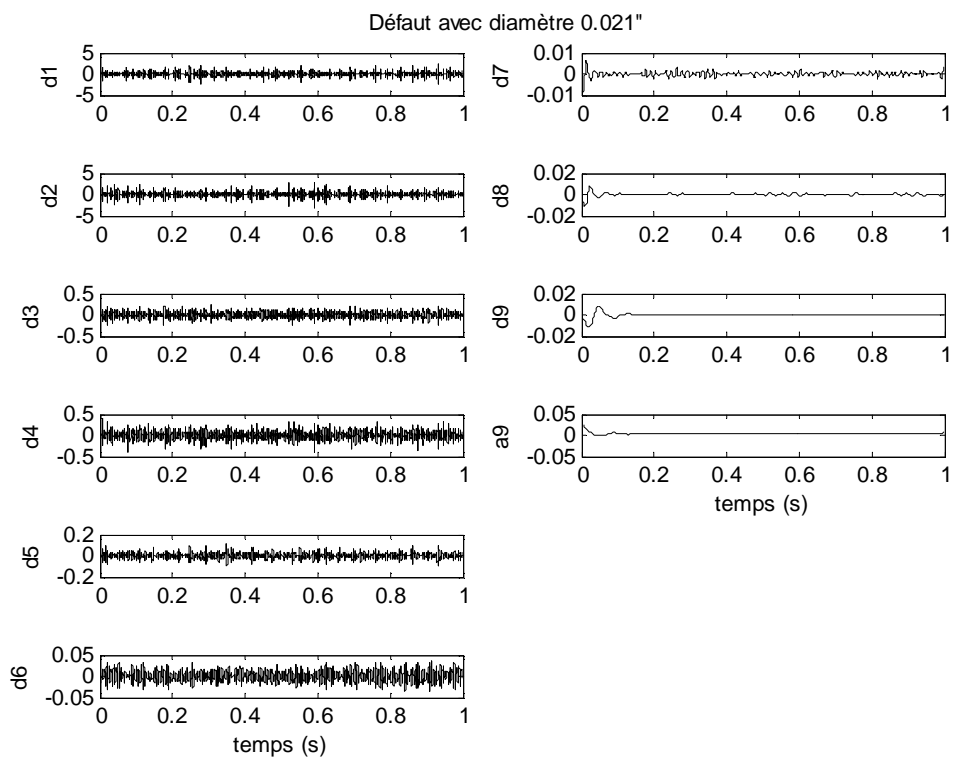
Le signal maintenant est décomposé. Les figures (IV.26.a),(IV.26.b),(IV.26.c),(IV.26.d) illustrent le résultat de la décomposition pour les différents cas du diamètres du défaut.



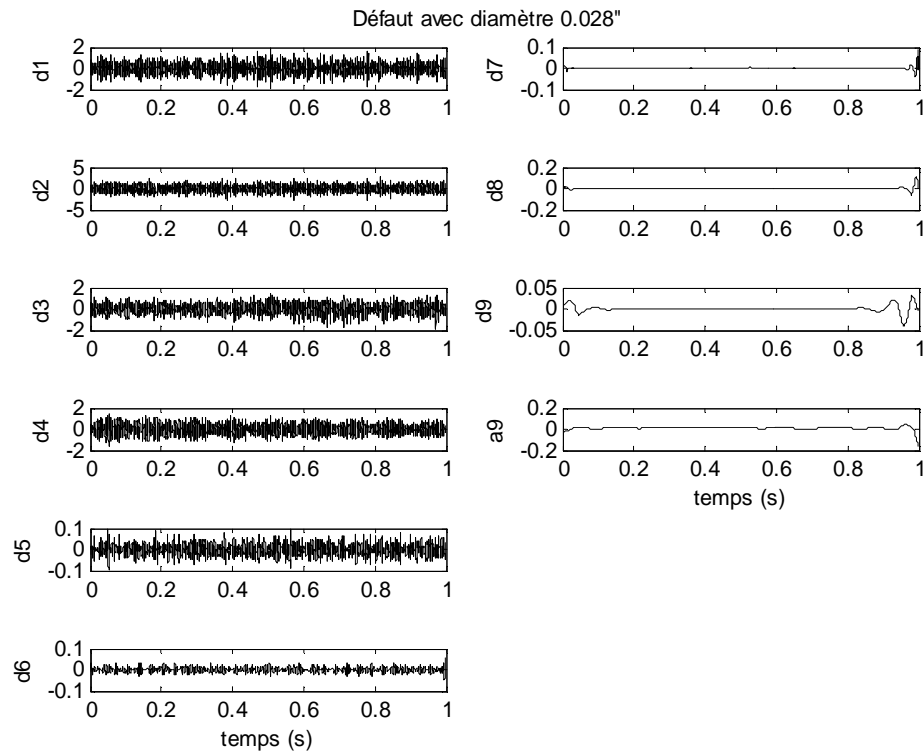
a)



b)



c)



d)

Figure IV.26. Décomposition du signal de la bague intérieure avec défaut du diamètre a) 0.007", b) 0.014", c) 0.021", d) 0.028"

Nous avons calculé les indicateurs dans chaque bande fréquentielle de tous les détails. Les valeurs du kurtosis et le facteur de crete indiquent une grande sensibilité dans les bandes fréquentielles des détails d7 et d8 comme les figures (IV.27.a), (IV.27.b) montrent. Au contraire pour la valeur efficace qui représentée par la figure (IV.27.c). Les tableaux (IV.10), (IV.11), et (IV.12) donnent les valeurs pour les indicateurs statistiques. Sachant que :

k : kurtosis, fc : facteur de crete, vf : valeur efficace (RMS).

Ø du défaut	kd1	kd2	kd3	kd4	kd5	kd6	kd7	kd8	kd9	ka9
0,007"	7,513	5,973	4,568	2,751	3,348	2,532	16,984	54,47	17,739	73,145
0,014"	25,011	29,935	4,087	3,676	3,508	3,041	14,35	21,351	19,624	33,144
0,021"	10,870	11,290	4,547	4,478	4,173	2,471	17,325	31,519	22,633	40,967
0,028"	4,548	3,892	4,184	2,855	2,953	3,140	99,918	55,454	14,251	63,750

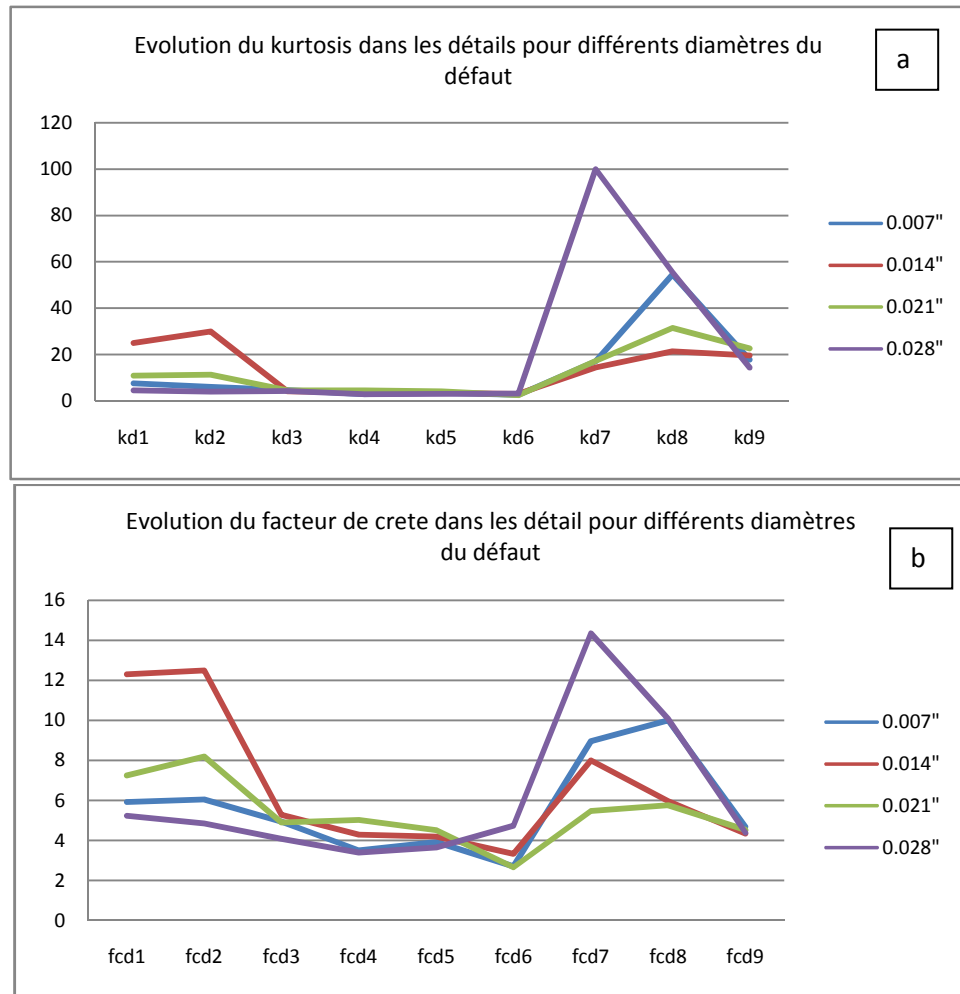
Tableau (IV.10). Valeur du kurtosis des détails et l'approximation a9

Ø du défaut	fcd1	fcd2	fcd3	fcd4	fcd5	fcd6	fcd7	fcd8	fcd9	fca9
0,007"	5,914	6,046	4,947	3,508	3,921	2,704	8,959	9,998	4,692	4,502
0,014"	12,316	12,502	5,283	4,282	4,180	3,321	8,007	5,958	4,332	10,857
0,021"	7,246	8,188	4,897	5,012	4,503	2,651	5,474	5,759	4,517	10,640
0,028"	5,232	4,839	4,076	3,391	3,645	4,733	14,348	10,070	4,381	2,973

Tableau (IV.11). Valeur du facteur de crete des détails et l'approximation a9

Ø du défaut	vfd1	vfd2	vfd3	vfd4	vfd5	vfd6	vfd7	vfd8	vfd9	vfa9
0,007 »	0,204	0,181	0,102	0,0567	0,012	0,011	0,001	0,001	0,001	0,004
0,014 »	0,131	0,094	0,029	0,024	0,012	0,007	0,000	0,000	0,001	0,003
0,021 »	0,315	0,362	0,047	0,078	0,024	0,012	0,001	0,001	0,001	0,004
0,028 »	0,364	0,562	0,346	0,408	0,026	0,012	0,006	0,010	0,007	0,016

Tableau (IV.12). Valeur de la valeur efficace des détails et l'approximation a9



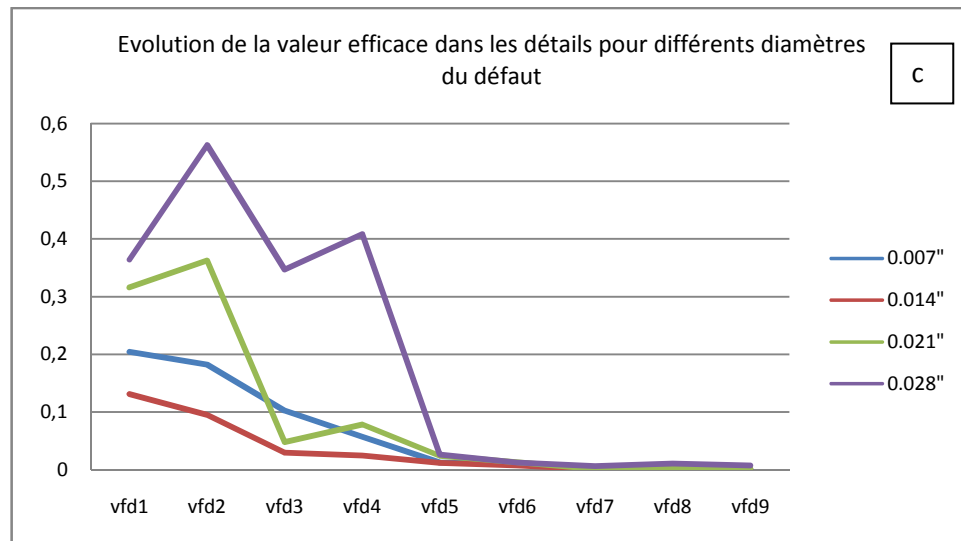


Figure IV.27. Variation des indicateurs dans les détails avec l'ondelette « db7 »
a) kurtosis, b) facteur de crete, c) valeur efficace (RMS)

- La décomposition des signaux de roulement avec l'ondelette permet d'avoir les bandes fréquentielles qui affectent les fréquences caractéristiques de défauts et de rotation.
- Cette méthode localise les bandes fréquentielles de hautes fréquences vers basses fréquences.
- Comme l'EMD, elle peut utiliser comme opérateur de filtrage ou de bruitage.

IV.9 Conclusion

Le présent chapitre a été consacré pour l'application de l'EMD et la décomposition en ondelettes pour les signaux réels d'engrenage de CETIM et les roulements de DATA BEARING CENTER.

Nous avons remarqué pour les signaux d'engrenage que les indicateurs calculés sans prétraitement indiquent un début de défaut au 12^{ème} jour.

Par contre avec l'utilisation de l'EMD et la TO, les indicateurs ont pu détecter d'une manière précoce et dès le septième jour une apparition du défaut pour le kurtosis, et le facteur de crête.

Pour les signaux de roulements, on peut voir qu'après l'utilisation de l'EMD et la TO, les signaux sont nettoyés des IMFs correspondant au bruit. Les IMFs utiles donnent des indicateurs plus sensibles. Idem pour les détails et les approximations concernant la TO.

En plus la sensibilité des indicateurs est augmentée après l'utilisation de cette méthode.

Conclusion générale

Conclusion générale

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

Afin d'améliorer la sensibilité de ces indicateurs, des méthodes récentes pour des signaux non stationnaires et non linéaires telles que les ondelettes et la Décomposition en Mode Empirique (EMD) ont été développées.

Dans ce travail, nous y avons présenté ces méthodes ainsi que leurs propriétés et leurs techniques de mise en œuvre. Nous les avons appliquées sur des signaux d'engrenage et de roulement avec défauts, et avec différent niveau de bruit. Enfin, pour valider les résultats, nous avons appliqués les deux méthodes citées ci-dessus, mais cette fois, sur des signaux réels acquis au moyen de bancs d'essais conçus à cet effet.

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

- Les indicateurs statistiques calculés dans ce mémoire tels que le kurtosis et le facteur de crête sont plus sensibles que la valeur efficace pour détecter la présence de défaut.
- La valeur efficace est un indicateur global, ne se permette pas de faire une bonne surveillance.
- Le kurtosis est plus sensible que le facteur de crête.
- Avec la présence de bruit, ces indicateurs perdent leur sensibilité à détecter la naissance d'un défaut sur les organes étudié tels que l'engrenage et les roulements. Par contre l'indicateur de la valeur efficace augmente avec l'augmentation le degré de bruit.
- Avec l'application d'une des méthodes de prétraitement telles que l'EMD et la « TOD », la sensibilité des indicateurs augmente.
- L'indicateur le mieux adapté pour la surveillance des machines tournantes à l'aide l'analyse vibratoire est le kurtosis pour sa grande sensibilité avec l'apparition des défauts.

Comme perspectives pour ce travail, nous nous proposons de faire :

- Utiliser d'autre types des transformées en ondelettes pour voir s'il a une amélioration meilleure pour traiter des signaux à analyser.
- Une numérisation des données trouvées dans ce travail pour avoir un outil de diagnostic autonome.
- Une amélioration concernant les programmes utilisés pour la méthode de l'EMD.

Bibliographie

Bibliographie

- [**Afno 94**] (AFNOR X 60-010-1994) : Association française de Normalisation.
- [**Albe 02**] : Albert Cohen : « Les bases d'ondelettes », Technique de l'ingénieur AF 210, 2002.
- [**Anto 03**] Jérôme Antonie, R.B. Randall : « The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines ». Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 308–331
- [**Arqu 96**] Arquès Philippe, « Diagnostic prédictif de l'état des machines », Edition Masson, Paris 1996.
- [**Ayad 05**] Ayad Mouloud : « Etude comparative d'algorithmes de la transformée en ondelettes: Application à l'analyse des signaux empiriques ». Thèse de magister. Université Ferhat Abbas Sétif. 2005
- [**Bada 99**] El badaoui Mohamed, « Contribution au diagnostic vibratoire des réducteurs complexes à engrenages par l'analyse cepstrale ». Thèse de l'Université Jean Monnet. 1999.
- [**Belh 08**] Belhour Samira : « Contribution à l'optimisation de la maintenance prédictive par l'utilisation du logiciel OMNITREND (Système on line) cas : Cimenterie HAMMA BOUZIANE ». Thèse de l'université de Mentouri CONSTANTINE. 2008.
- [**Boul 03**] Boulenger A., Pachaud C., « Analyse vibratoire en maintenance. Surveillance et diagnostic des machines », 2^{ème} édition, Edition Dunod, Paris 2003
- [**Boul 09**] Boulenger A., Pachaud C : « Aide mémoire : Surveillance des machines par analyse des vibrations ». Edition Dunod, Paris 2009.
- [**Bren 02**] Breneur Claire « 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.
- [**Cexu 05**] Jean-Christophe 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.
- [**Chen et al 06**] : Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu « A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD method and AR model ». Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 350–362
- [**CHIE 07**] Chiementi Xavier : « Localisation et quantification des sources vibratoire dans le cadre d'une maintenance préventive conditionnelle en vue de fiabiliser le diagnostic et le suivi de l'endommagement des composants mécaniques tournantes : application aux roulements à billes ». Thèse de l'université de REIMS CHAMPAGNE ARDENNE. 2007
- [**Chit 01**] Ammar Chiter « Détection et diagnostic des défauts de roulements : Contribution à la maintenance des machines tournantes ». Thèse de magister UFAS – SETIF. 2001.

- [**Dame 08**] Christophe Damerval : « Ondelettes pour la détection de caractéristiques en traitement d'images ». Thèse de l'université JOSEPH FOURIER (Grenoble I). 2008.
- [**Deng et al 01**] Deng Yongjun, Wang Wei et al. : « Boundary- processing – technique in EMD method and Hilbert transform ». Chinese Science Bulletin. Vol 46, no 1, January 2001.
- [**Feda 05**] Fedala .S «*Le diagnostic vibratoire automatisé : comparaison des méthodes d'extraction et de sélection du vecteur forme*», Thèse de Magister IOMP, Université Ferhat Abbas Sétif Algérie, Novembre 2006.
- [**Felk 07**] Felkaoui Ahhmed : « Diagnostic vibratoire au service de la maintenance : de l'aquisition à la décision ». Thèse de doctorat de l'université Ferhat Abbas Sétif. 2007.
- [**FENI 08**] Fenineche Hocine : « Application des réseaux de neurones artificiels au diagnostic des défauts des machines tournantes ». Thèse magister. UFAS 2008.
- [**Flan 04**] Flandrin Patrick : « Empirical Mode Decomposition as a Filtre Bank ». IEEE signal processing letters. Vol 11, pp.112-114. 2004.
- [**Fred 98**] Fred Truchetet : « Ondelettes pour le signal numérique ». Edition Hermes, paris 1998.
- [**Gao et al 08**] Q.Gao, C.Duan, H.Fan, Q.Meng “Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition” .Mechanical Systems and Signal Processing. Vol (22), pp1072-1081. 2008.
- [**Guan 2010**] : Guang-ming Xian « Mechanical failure classification for spherical roller bearing of hydraulic injection molding machine using DWT–SVM”. Expert Systems with Applications 37 (2010).pp 6742–6747
- [**Kira 06**] Kiral Zeki, Hira Karagulle :(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
- [**Eric et al 05**] Ericssona Stefan, Niklas Gripa, Elin Johanssona, Lars-Erik Perssona, Ronny Sjobergb, Jan-Olov Str .ombergc : (Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines). Mechanical Systems and Signal Processing 19 (2005) 509–535
- [**Hual 05**]: Hualou Liag, Qui-Hua 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.
- [**LI Hong 06**]: Li Hong-guang, Meng Guang:”Harmonic component extraction from a chaotic signal based on empirical mode decomposition method”, Appled Mathematics and Mechanics, 27(2):221-225, 2006.
- [**Mahg 00**]: Mahgoun Hafida : « Analyse et caractérisations des signaux vibratoires cyclostationnaire ».Thèse de magister, IOMP, Université Ferhat Abbas Sétif,2000.

[Meun et al 09] V.Meunier, O. Cousinard, F. Bolaers, J.P. Dron : « Mise en place d'une procédure de surveillance vibratoire de roulements sur une presse transfert du secteur automobile ». 19ème Congrès Français de Mécanique. Marseille, 24-28 août 2009.

[Meye et al 87] Yves Meyer, Stéphane Jaffard, Olivier Rione : « L'analyse par ondelettes ». Pour la science. Septembre 1987. mensuel N°119, pp. 28-37.

[Mich et al 03] Michel Misiti, Yves Misiti, : « Les ondelettes et leurs applications ». Edition Hermes, Paris 2003.

[Moha 08] Djouada Mohamed : « Etude des performances de la classification par couplage réseaux de neurones artificiels (RNA) – algorithmes génétiques (AG) : application au diagnostic vibratoire ». Thèse magister.UFAS. 2008

[More] Jaques Morel : « Surveillance vibratoire et maintenance prédictive ». Technique de l'ingénieur R6100.

[Pala 11] Palaise_David « Simulation numérique du comportement vibratoire d'engrenage endommages ». Thèse de l'école de technologie supérieure de MONTRÉAL. 2011

[Peng et al (a) 05] Z.K. Penga, Peter W. Tsea, F.L. Chub: "An improved Hilbert–Huang transform and its application in vibration signal analysis ». Journal of Sound and Vibration 286 (2005) 187–205

[Peng et al (b) 05] Z.K. Penga, Peter W. Tsea, F.L. Chub: "A comparison study of improved Hilbert–Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing". Mechanical Systems and Signal Processing 19 (2005) 974–988.

[Qih et al 07] Qihua Du_, Shunian Yang « Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings". Mechanical Systems and Signal Processing 21 (2007) 2634–2644.

[Raad 03] Raad Amani, « Contributions aux statistiques cycliques d'ordre supérieur : applications au diagnostic des défauts d'engrenage ». Thèse de l'Université de Technologie de Compiègne. 2003.

[Rai et al 07] : V.K. Rai, A.R. Mohanty « Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert–Huang transform ». Mechanical Systems and Signal Processing 21 (2007) 2607–2615

[Rill 07] Gabriel Rilling : « Décompositions Modales Empiriques : Contributions la théorie, l'algorithme et l'analyse de performances ». Thèse de doctorat. Université de Lyon. 2007.

[salh 08] Salhi Nedjma « Surveillance et diagnostic d'une chaîne de production par les réseaux de neurones artificiels. ». Thèse magister. UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGARA – BOUMERDES. 2008

[Sche 94] Schenk S A « vibrations équilibrage sur le site : Application à la maintenance industrielle ». Edition Schenk S A. 1994.

[shee 04] SHEEN Yuh-Tay: "A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis". Journal of Sound and Vibration 276 (2004) 105–119.

[**Traj 08**] Baptiste 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.

[**Wile 08**] Joseph Hammond : « Fundamentals of signal processing: For sound and vibrations engineers ».Edition Wiley. West Sussex PO19 8SQ, England. 2008. Pp 416.

[**Yaguo et al 09**] Yaguo Lei , Zhengjia He , Yanyang Zi: « Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis”. Expert Systems with Applications 36 (2009) 9941–9948

[**Yang et al 06**] Yang Yu_, YuDejie, Cheng Junsheng “A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN”. Journal of Sound and Vibration 294 (2006) 269–277

[**Zemo 03**] Mohamed Ryad ZEMOURI : « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la maintenance. ». Thèse doctorat. L'UFR des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté. 2003

[**Zian 07**] ZIANI Ridha : « Etude des performances de la classification par les Supports à Vaste Marge (SVM): application au diagnostic vibratoire ». Thèse magister. UFAS. 2007.

[**Zwin 95**] Zwingelstein G : « Diagnostic des défaillances. Théorie et pratique pour les systèmes industriels ». Traité des Nouvelles Technologies - Série Diagnostic et Maintenance. Editions Hermès, Paris 1995.

ANNEXES

Annexe I

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% La décomposition avec ondelette db7%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
Fs=20000; % Fréquence d'échantillonnage
fe=Fs;
Ts=1/Fs;
sig=y; % Entrer le signal à analyser
L=length(sig); % Longueur du signal
t = (0:L-1)*Ts;
[c,l]=wavedec(sig,10,'db7'); % La décomposition avec ondelette db7

figure(1);
subplot(6,2,10)
a10=wrcoef('a',c,l,'db7',10);plot(t,a10,'black');ylabel('a10');xlabel('time (s)')
% figure(2);
subplot(6,2,8)
d10=wrcoef('d',c,l,'db7',10);plot(t,d10,'black');ylabel('d10')
subplot(6,2,6)
d9=wrcoef('d',c,l,'db7',9);plot(t,d9,'black');ylabel('d9')
subplot(6,2,4)
d8=wrcoef('d',c,l,'db7',8);plot(t,d8,'black');ylabel('d8')
subplot(6,2,2)
d7=wrcoef('d',c,l,'db7',7);plot(t,d7,'black');ylabel('d7')
subplot(6,2,11)
d6=wrcoef('d',c,l,'db7',6);plot(t,d6,'black');ylabel('d6');xlabel('times (s)')
subplot(6,2,9)
d5=wrcoef('d',c,l,'db7',5);plot(t,d5,'black');ylabel('d5')
subplot(6,2,7)
d4=wrcoef('d',c,l,'db7',4);plot(t,d4,'black');ylabel('d4')
subplot(6,2,5)
d3=wrcoef('d',c,l,'db7',3);plot(t,d3,'black');ylabel('d3')
subplot(6,2,3)
d2=wrcoef('d',c,l,'db7',2);plot(t,d2,'black');ylabel('d2')
subplot(6,2,1)
d1=wrcoef('d',c,l,'db7',1);plot(t,d1,'black');ylabel('d1')

figure(2);
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(a10,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(6,2,10)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1)));axis([0 6000 0 200]);ylabel('a10');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d10,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(6,2,8)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1)));axis([0 6000 0 200]);ylabel('d10');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d9,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(6,2,6)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1)));axis([0 6000 0 200]);ylabel('d9');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d8,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(6,2,4)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1)));axis([0 6000 0 200]);ylabel('d8');

```

Annexe

```
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d7,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(622)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 200]);ylabel('d7');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d6,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(6,2,11)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 200]);ylabel('d6');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d5,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(629)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 1000]);ylabel('d5');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d4,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(627)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 1000]);ylabel('d4');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d3,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(625)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 1000]);ylabel('d3');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d2,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(623)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 1000]);ylabel('d2');
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(d1,NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
subplot(621)
% Plot single-sided amplitude spectrum.
plot(f,2*abs(Y(1:NFFT/2+1))) ;axis([0 6000 0 200]);ylabel('d1');
```

```
%=====
% Calcule les indicateurs
%=====
```

```
v(1)=kurtosis(d1);
v(2)=max(d1)/std(d1);
v(3)=sqrt(sum(d1.*conj(d1))/size(d1,1));
v(4)=kurtosis(d2);
v(5)=max(d2)/std(d2);
v(6)=sqrt(sum(d2.*conj(d2))/size(d2,1));
v(7)=kurtosis(d3);
v(8)=max(d3)/std(d3);
v(9)=sqrt(sum(d3.*conj(d3))/size(d3,1));
v(10)=kurtosis(d4);
v(11)=max(d4)/std(d4);
v(12)=sqrt(sum(d4.*conj(d4))/size(d4,1));
v(13)=kurtosis(d5);
v(14)=max(d5)/std(d5);
v(15)=sqrt(sum(d5.*conj(d5))/size(d5,1));
```

Annexe

$v(16)=\text{kurtosis}(d6);$
 $v(17)=\text{max}(d6)/\text{std}(d6);$
 $v(18)=\text{sqrt}(\text{sum}(d6.*\text{conj}(d6))/\text{size}(d6,1));$
 $v(19)=\text{kurtosis}(d7);$
 $v(20)=\text{max}(d7)/\text{std}(d7);$
 $v(21)=\text{sqrt}(\text{sum}(d7.*\text{conj}(d7))/\text{size}(d7,1));$
 $v(22)=\text{kurtosis}(d8);$
 $v(23)=\text{max}(d8)/\text{std}(d8);$
 $v(24)=\text{sqrt}(\text{sum}(d8.*\text{conj}(d8))/\text{size}(d8,1));$
 $v(25)=\text{kurtosis}(d9);$
 $v(26)=\text{max}(d9)/\text{std}(d9);$
 $v(27)=\text{sqrt}(\text{sum}(d9.*\text{conj}(d9))/\text{size}(d9,1));$
 $v(28)=\text{kurtosis}(d10);$
 $v(29)=\text{max}(d10)/\text{std}(d10);$
 $v(30)=\text{sqrt}(\text{sum}(d10.*\text{conj}(d10))/\text{size}(d10,1));$
 $v(31)=\text{kurtosis}(a10);$
 $v(32)=\text{max}(a10)/\text{std}(a10);$
 $v(33)=\text{sqrt}(\text{sum}(a10.*\text{conj}(a10))/\text{size}(a10,1));$

pour les autres ondelettes, db7 sera change dans le programme par « db8 » « sym4 », et « sym8 ».

Annexe II

Les caractéristiques des roulements DATA BEARING CENTER

*Les données non disponibles

Diamètre du défaut	La charge du moteur	Vitesse de rotation	Bague intérieur	Elément roulant	Bague extérieur		
					Position relative de la zone de charge (la zone de charge est centrée à 6:00 H)		
					Centrée 6:00	Orthogonal 3:00	Opposé 12:00
0.007"	0	1797	IR007_0	B007_0	OR007@6_0	OR007@3_0	OR007@12_0
	1	1772	IR007_1	B007_1	OR007@6_1	OR007@3_1	OR007@12_1
	2	1750	IR007_2	B007_2	OR007@6_2	OR007@3_2	OR007@12_2
	3	1730	IR007_3	B007_3	OR007@6_3	OR007@3_3	OR007@12_3
0.014"	0	1797	IR014_0	B014_0	OR014@6_0	*	*
	1	1772	IR014_1	B014_1	OR014@6_1	*	*
	2	1750	IR014_2	B014_2	OR014@6_2	*	*
	3	1730	IR014_3	B014_3	OR014@6_3	*	*
0.021"	0	1797	IR021_0	B021_0	OR021@6_0	OR021@3_0	OR021@12_0
	1	1772	IR021_1	B021_1	OR021@6_1	OR021@3_1	OR021@12_1
	2	1750	IR021_2	B021_2	OR021@6_2	OR021@3_2	OR021@12_2
	3	1730	IR021_3	B021_3	OR021@6_3	OR021@3_3	OR021@12_3
0.028"	0	1797	IR028_0	B028_0	*	*	*

Annexe

	1	1772	IR028_1	B028_1	*	*	*
	2	1750	IR028_2	B028_2	*	*	*
	3	1730	IR028_3	B028_3	*	*	*

Tableau (II.1) Les défauts unique du coté accouplement (12kHz).

Diamètre du défaut	La charge du moteur (HP)	Vitesse de rotation(t/min)	Bague intérieur	Elément roulant	Bague extérieur La position relative à la zone de charge La zone de charge est centre 6:00h		
					Centrée 6:00	Orthogonal 3:00	Opposé 12:00
0.007"	0	1797	IR007_0	B007_0	OR007@6_0	OR007@3_0	OR007@12_0
	1	1772	IR007_1	B007_1	OR007@6_1	OR007@3_1	OR007@12_1
	2	1750	IR007_2	B007_2	OR007@6_2	OR007@3_2	OR007@12_2
	3	1730	IR007_3	B007_3	OR007@6_3	OR007@3_3	OR007@12_3
0.014"	0	1797	IR014_0	B014_0	OR014@6_0	*	*
	1	1772	IR014_1	B014_1	OR014@6_1	*	*
	2	1750	IR014_2	B014_2	OR014@6_2	*	*
	3	1730	IR014_3	B014_3	OR014@6_3	*	*
0.021"	0	1797	IR021_0	B021_0	OR021@6_0	OR021@3_0	OR021@12_0
	1	1772	IR021_1	B021_1	OR021@6_1	OR021@3_1	OR021@12_1
	2	1750	IR021_2	B021_2	OR021@6_2	OR021@3_2	OR021@12_2
	3	1730	IR021_3	B021_3	OR021@6_3	OR021@3_3	OR021@12_3

Tableau (II.2) Les défauts unique de coté accouplement (48kHz)

De simples défauts sous forme de points ont été créés sur les roulements d'essai, en utilisant l'usinage électro décharge, le tableau 2.1 représente les diamètres des défauts, leurs profondeurs et les marques de roulement utilisés.

Position du roulement	Emplacement du défaut	Diamètre [inches]	profondeur [inches]	Marque du roulement
coté entraînement	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021		
		0.028	0.050	NTN
	bague extérieur	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021		
		0.028	0.050	NTN
	Bille	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021		
		0.028	0.150	NTN
coté ventilateur	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021		
	bague extérieur	0.007		
		0.014		
		0.021		
	Bille	0.007		
		0.014		
		0.021		

Tableau (II.3) Caractéristiques des défauts des roulements.

Des roulements **SKF** ont été utilisés pour les défauts de diamètres 0.007", 0.014" et 0.021", et des roulements équivalents **NTN** ont été utilisés pour les défauts de diamètre 0.028" et 0.040". Sachant que 1"=25.4mm. Les caractéristiques des roulements des deux cotés (accouplement et ventilateur), y compris les fréquences du défaut et la géométrie du roulement sont énumérées ci-dessous: (Tableau(II.4))

Caractéristique du roulement coté accouplement:6205-2RS JEM SKF, roulement à Billes de cannelure profonde.				
Taille: (inches)				
Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de Bille	Diamètre primitif
0.9843	2.0472	0.5906	0.3126	1.537
Fréquences du défaut : (multiple de vitesse courante en Hz)				
	Bague Intérieur	Bague Externe	Cage	Élément Roulant
	5.4152	3.5848	0.39828	4.7135
Caractéristique du roulement coté ventilateur:6203-2RS JEM SKF, roulement à billes de cannelure profonde.				
Taille: (inches)				
Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de bille	Diamètre primitif
0.6693	1.5748	0.4724	0.2656	1.122

Fréquences du défaut : (multiple de vitesse courante en Hz)			
Bague Intérieur	Bague extérieur	Cage	Élément Roulant
4.9469	3.0530	0.3817	3.9874

Tableau (II.4) Caractéristique des roulements et leurs fréquences du défaut.

Les fréquences caractéristiques de la bague intérieure de roulement pour différentes charge et vitesse de rotation sont calculés à l'aide les équations montrées dans le chapitre I. les valeurs de ces fréquences sont montrées dans les tableaux qui suivent.

La bague intérieure :

Le couple (HP)	Vitesse de rotation (tr /min)	Fréquence caractéristique (Hz)
0	1792	161.69
1	1772	159.90
2	1750	157.90
3	1730	156.11

La bague extérieure :

Le couple (HP)	Vitesse de rotation (tr /min)	Fréquence caractéristique (Hz)
0	1792	107.01
1	1772	105.83
2	1750	104.51
3	1730	103.33

Les billes

Le couple (HP)	Vitesse de rotation (tr /min)	Fréquence caractéristique (Hz)
0	1792	140.74
1	1772	139.189
2	1750	137.44
3	1730	135.89

La cage :

Le couple (HP)	Vitesse de rotation (tr /min)	Fréquence caractéristique (Hz)
0	1792	11.89
1	1772	11.75
2	1750	11.61
3	1730	11.48

Annexe III

Signaux principaux pour DATA BEARING CENTER

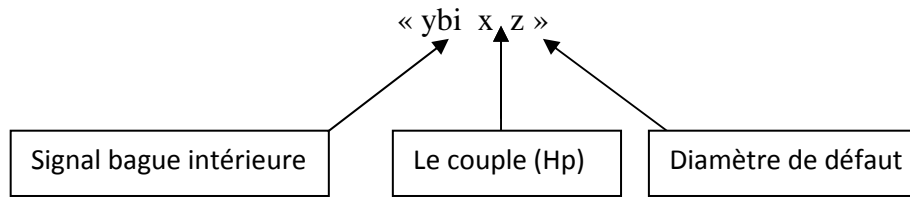


Figure III.1 Code de désignation des signaux analysés

ybi07	Signal bague intérieure avec défaut 0.007 pour le couple 0 hp
ybi17	Signal bague intérieure avec défaut 0.007 pour le couple 1 hp
ybi27	Signal bague intérieure avec défaut 0.007 pour le couple 2 hp
ybi37	Signal bague intérieure avec défaut 0.007 pour le couple 3 hp
ybi014	Signal bague intérieure avec défaut 0.014 pour le couple 0 hp
ybi114	Signal bague intérieure avec défaut 0.014 pour le couple 1 hp
ybi214	Signal bague intérieure avec défaut 0.014 pour le couple 2 hp
ybi314	Signal bague intérieure avec défaut 0.014 pour le couple 3 hp
ybi021	Signal bague intérieure avec défaut 0.021 pour le couple 0 hp
ybi121	Signal bague intérieure avec défaut 0.021 pour le couple 1 hp
ybi221	Signal bague intérieure avec défaut 0.021 pour le couple 2 hp
ybi321	Signal bague intérieure avec défaut 0.021 pour le couple 3 hp
ybi028	Signal bague intérieure avec défaut 0.028 pour le couple 0 hp
ybi128	Signal bague intérieure avec défaut 0.028 pour le couple 1 hp
ybi228	Signal bague intérieure avec défaut 0.028 pour le couple 2 hp
ybi328	Signal bague intérieure avec défaut 0.028 pour le couple 3 hp

Tableau III.1 Différents signaux analysés pour la bague intérieure

%% %% % SIGNAUX BAGUE INTERIEURE AVEC 0 HP % % % % % %

```

load('D:\DataFiles\105.mat'); %%% défaut 0.007"
ybi07=X105_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\169.mat'); %%% défaut 0.014"
ybi014=X169_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\209.mat'); %%% défaut 0.021"
ybi021=X209_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\3001.mat'); %%% défaut 0.028"
ybi028=X056_DE_time(1:12000);
Fs=12000;
Ts=1/Fs;
L=12000;
t = (0:L-1)*Ts;
figure(1);
subplot(411)
plot(t,ybi07); ylabel('0.007");title('signaux bague intérieure pour 0 HP');
subplot(412)
plot(t,ybi014); ylabel('0.014");
subplot(413)
plot(t,ybi021); ylabel('0.021");
subplot(414)
plot(t,ybi028); ylabel('0.028");xlabel('temps(s));
  
```

Annexe

%%%%%%%% SIGNAUX BAGUE INTERIEURE AVEC 1 HP %%%%%%%%%%

```
load('D:\DataFiles\106.mat'); %%% défaut 0.007"
ybi17=X106_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\170.mat'); %%% défaut 0.014"
ybi114=X170_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\210.mat'); %%% défaut 0.021"
ybi121=X210_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\3002.mat'); %%% défaut 0.028"
ybi128=X057_DE_time(1:12000);
Fs=12000;
Ts=1/Fs;
L=12000;
t = (0:L-1)*Ts;
figure(1);
subplot(411)
plot(t,ybi17); ylabel('0.007");title('signaux bague intérieur pour 1 HP');
subplot(412)
plot(t,ybi114); ylabel('0.014");
subplot(413)
plot(t,ybi121); ylabel('0.021");
subplot(414)
plot(t,ybi128); ylabel('0.028");xlabel('temps(s));
```

%%%%%%%% SIGNAUX BAGUE INTERIEURE AVCE 2 HP %%%%%%%%%%

```
load('D:\DataFiles\107.mat'); %%% défaut 0.007"
ybi27=X107_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\171.mat'); %%% défaut 0.014"
ybi214=X171_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\211.mat'); %%% défaut 0.021"
ybi221=X211_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\3003.mat'); %%% défaut 0.028"
ybi228=X058_DE_time(1:12000);
Fs=12000;
Ts=1/Fs;
L=12000;
t = (0:L-1)*Ts;
figure(1);
subplot(411)
plot(t,ybi27); ylabel('0.007");title('signaux bague intérieur pour 2 HP');
subplot(412)
plot(t,ybi214); ylabel('0.014");
subplot(413)
plot(t,ybi221); ylabel('0.021");
subplot(414)
plot(t,ybi228); ylabel('0.028");xlabel('temps(s));
```

%%%%%%%% SIGNAUX BAGUE INTERIEURE AVEC 3 HP %%%%%%%%%%

```
load('D:\DataFiles\108.mat'); %%% défaut 0.007"
ybi37=X108_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\172.mat'); %%% défaut 0.014"
ybi314=X172_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\212.mat'); %%% défaut 0.021"
ybi321=X212_DE_time(1:12000);
load('D:\DataFiles\3004.mat'); %%% défaut 0.028"
ybi328=X059_DE_time(1:12000);
Fs=12000;
Ts=1/Fs;
L=12000;
t = (0:L-1)*Ts;
figure(1);
subplot(411)
plot(t,ybi37); ylabel('0.007");title('signaux bague intérieur pour 3 HP');
```


Annexe

```
subplot(412)
plot(t,ybi314); ylabel("0.014");
subplot(413)
plot(t,ybi321); ylabel("0.021");
subplot(414)
plot(t,ybi328); ylabel("0.028");xlabel('temps(s));
```

Annexe IV

```
% le programme pour calculer les indicateurs dans des bandes des fréquences
% différentes au tour des fréquences d'engrènements 333.33 hz,666.66 hz,
% et 999.99 hz avec 10 bandes latérales de 167 hz.
% y=imf1;
y=y-mean(y);
fe = 20000; %103116; %input('entrer la fréquence d"échantillonnage du signal');
dt=1/fe;
fe=1/dt;
L=length(y);
tt=L*dt;
t=0:dt:tt-dt;
fny=fe/2;
fc1=1;%input('entrer la 1.ère fréq de coupure');
fc2=1400;%input('entrer la 2.ème fréq de coupure');
Band=(fc2-fc1);
b = fir1(48,[fc1/fny fc2/fny]); % implémente par une méthode
% classique un filtre digital fenêtré (hamming) à phase_lineaire.
% les fréquences de coupure sont des nombres compris entre 0 et 1;
% ou 1 correspond a la moitié de la fréquence d'echqntillonnage
% = fréquence de Nyquist=
xfilt = filter(b,1,y);
f1=249.83;
f2=416.83;
f3=583.16;
f4=750.16;
f5=916.49;
f6=1083.49;
b1=fir1(48,[f1/fny f2/fny]);
b2=fir1(48,[f3/fny f4/fny]);
b3=fir1(48,[f5/fny f6/fny]);
xfilt1=filter(b1,1,y);
xfilt2=filter(b2,1,y);
xfilt3=filter(b3,1,y);
y1=xfilt1;
fband=167;
% energie dans la bande de filerage
% bande (249.83-416.83)hz
py1=pwelch(y1,[],[],fband);
py1=log(py1);
py1tota=0;
for i=length(py1)
    py1tota=py1tota+py1(i);
end
v(1)=py1tota; % energie dans la bande (249.83-416.83)hz
y2=xfilt2;
% bande (583.16-750.16)hz
py2=pwelch(y2,[],[],fband);
py2=log(py2);
py2tota=0;
for i=length(py2)
    py2tota=py2tota+py2(i);
end
v(2)=py2tota; % energie dans la bande (583.16-750.16)hz
y3=xfilt3;
```


Annexe

```
x2=abs(x2);
yr2=x2.*x2;    %%% L'enveloppe de y2
subplot(312)
plot(t,yr2);ylabel('B2');
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% première bande (916.49-1083.49)hz %%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
x3=hilbert(y3);
x3=abs(x3);
yr3=x3.*x3;    %%% L'enveloppe de y3
subplot(313)
plot(t,yr3);xlabel('time(s));ylabel('B3');
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% première bande total %%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
xtot=hilbert(ytot);
xtot=abs(xtot);
yrtot=xtot.*xtot;    %%% L'enveloppe de ytot
figure(3);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% FFT yr1 %%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
YR1 = fft(yr1,NFFT)/L;
f = fe/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
% Plot single-sided amplitude spectrum.
subplot(311)
plot(f,2*abs(YR1(1:NFFT/2+1)))
axis([0 450 0 2000000]);title(' Envelopp spectrum');ylabel('B1');
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% FFT yr2 %%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
YR2 = fft(yr2,NFFT)/L;
f = fe/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
% Plot single-sided amplitude spectrum.
subplot(312)
plot(f,2*abs(YR2(1:NFFT/2+1)))
axis([450 750 0 2000000]);ylabel('B2');
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% FFT yr3 %%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
YR3 = fft(yr3,NFFT)/L;
f = fe/2*linspace(0,1,NFFT/2+1);
% Plot single-sided amplitude spectrum.
subplot(313)
plot(f,2*abs(YR3(1:NFFT/2+1)))
axis([750 1000 0 2000000]);ylabel('B3');xlabel('Frequency (Hz)');
% energie dans la bande de filtrage
% bande (249.83-416.83)hz
pyr1=pwelch(yr1,[],[],fband);
pyr1=log(pyr1);
pyr1tota=0;
for i=length(pyr1)
    pyr1tota=pyr1tota+pyr1(i);
end
vr(1)=pyr1tota; % energie dans la bande (249.83-416.83)hz
% bande (583.16-750.16)hz
pyr2=pwelch(yr2,[],[],fband);
pyr2=log(pyr2);
pyr2tota=0;
for i=length(pyr2)
```

Annexe

```
    pyr2tota=pyr2tota+pyr2(i);
end
vr(2)=pyr2tota; % energie dans la bande (583.16-750.16)hz
% bande(916.49-1083.49)hz
pyr3=pwelch(yr3,[],[],fband);
pyr3=log(pyr3);
pyr3tota=0;
for i=length(pyr3)
    pyr3tota=pyr3tota+pyr3(i);
end
vr(3)=pyr3tota; % energie dans la bande (916.49-1083.49)hz
pyrtot=pwelch(yrtot,[],[],fe);
pyrtot=log(pyrtot);
pyrtota=0;
for i=length(pyrtot)
    pyrtota=pyrtota+pyrtot(i);
end
vr(4)=pyrtota;
% Maintenant les valeurs des indicateurs
% bande (249.83-416.83)hz
vr(5)=std(yr1); %%% STD y1
vr(6)=max(yr1)/vr(5); %%% le facteur de crte y1
vr(7)=max(yr1)-min(yr1); %%% la valeur crte à crte y1
vr(8)=kurtosis(yr1); %%% le kurtosis y1
vr(9)=skewness(yr1); %%% le skewness y1
vr(10)=sqrt(sum(yr1.*conj(yr1))/size(yr1,1)); %%% la valeur efficace y1
% bande (583.16-750.16)hz
vr(11)=std(yr2); %%% STD y2
vr(12)=max(yr2)/vr(11); %%% le facteur de crte y2
vr(13)=max(yr2)-min(yr2); %%% la valeur crte à crte y2
vr(14)=kurtosis(yr2); %%% le kurtosis y2
vr(15)=skewness(yr2); %%% le skewness y2
vr(16)=sqrt(sum(yr2.*conj(yr2))/size(yr2,1)); %%% la valeur efficace y2

% bande(916.49-1083.49)Hz
vr(17)=std(yr3); %%% STD y3
vr(18)=max(yr3)/vr(17); %%% le facteur de crte y3
vr(19)=max(yr3)-min(yr3); %%% le facteur de crte y3
vr(20)=kurtosis(yr3); %%% le kurtosis y3
vr(21)=skewness(yr3); %%% le skewness y3
vr(22)=sqrt(sum(yr3.*conj(yr3))/size(yr3,1)); %%% la valeur efficace y3
%indicateurs dans la bande totale
vr(23)=std(yrtot); %%% STD ytot
vr(24)=max(yrtot)/vr(23); %%% le facteur de crte ytot
vr(25)=max(yrtot)-min(yrtot); %%% le facteur de crte ytot
vr(26)=kurtosis(yrtot); %%% le kurtosis ytot
vr(27)=skewness(yrtot); %%% le skewness ytot
vr(28)=sqrt(sum(yrtot.*conj(yrtot))/size(yrtot,1)); %%% la valeur efficace ytot
```

Annexe V

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Programme pour simuler un signal d'engrenage avec un niveau de bruit
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
Fs=20000; % fréquence d'échantillonnage
dt=1/Fs;
t=0:dt:3.08;
z=20;
L=length(t);
Ts=1/Fs;
t = (0:L-1)*Ts;
fr= 1000/60;% fréquence de l'arbre moteur
```

Annexe

```
fe=z*fr;% fréquence d'engrènement
Te=1/fe; % période d'engrènement
x=zeros(1,length(t));
M=3;
for m = 1:M;
    a=zeros(1,length(t));
    N=6;
    for n=1:N;
        sa=(1).*cos(2*pi*(n)*fr.*t);
        a=a+sa;
    end
    a=a-mean(a);
    % size(a)
    % pause
    xc=cos(2*pi*(m)*z*fr.*t);
    % size(xc)
    % pause
    S=(1+a).*xc;
    % size(S)
    % pause
    x=x+S;
end
x=x-mean(x);
% Sc=Sc.*A;
sib=x+20*rand(size(t)); % signal avec bruit
figure(1)
plot(t,x);xlabel('Time(s)'); % ylabel('amplitude');
title('signal modelé of a gear');grid
figure(2);
pwelch(x,[],[],[],Fs);grid

figure(3);
nfft=length(t);
Y=fft(x);
Pyy=Y.*conj(Y);
ff=(Fs/nfft)*(0:nfft/2-1);
Pyy=Pyy(1:nfft/2);
plot(ff,Pyy);grid;title('Signal spectrum modelé a gear')
xlabel('Frequency (Hz)');% ylabel('amplitude');

figure(4);
plot(t,sib(1:2000));xlabel('Time (s)'); % ylabel('amplitude');
title('noisy signal modelé of a gear');grid
figure(5);
nfft=length(t);
Y=fft(sib);
Pyy=Y.*conj(Y);
ff=(Fs/nfft)*(0:nfft/2-1);
Pyy=Pyy(1:nfft/2);
plot(ff,Pyy);grid;title('Noisy signal spectrum modelé a gear')
xlabel('Frequency (Hz)');% ylabel('amplitude');
```

Annexe VI

```
%%%%%%%%%%%%%%
% Programme pour simuler un signal de roulement %%%
%%%%%%%%%%%%%%
```

```
r=3000;%%%%%%%%.....fréquence porteuse n°1
s=8000;%%%%%%%%.....fréquence porteuse n°2
T=1/25000;%%%.....temps d'échantillonnage
t=0:1/25000:0.1;
f=100;
```

Annexe

```
fs=25000;%%%.....fréquence de modulation
k=1; %1:2501;
a=80;
b=mod((k.*t),(1/f));
x=(sin(2*pi*r*t)+sin(2*pi*s*t));%.....signal
y=exp(-a.*k.*b);%%%.....Triant d'impulsion
z=x.*y;%%%.....signal simulé sans bruit
figure(1)
plot(t,z)
q = awgn(z,0.257);%%%..... bruit (SNR)
n=z+q;%%%..... signal simulé avec bruit
figure(4)
plot(t,n)
%%%.....Spectre.....
y=fft(n);
f=fs*(0:length(n)/2)/length(n);
figure(5)
plot(f,abs(y(1:(length(n)/2)+1)))
Py=y.*conj(y)/length(n);
figure(6)
plot(f,Py(1:(length(n)/2)+1))
figure(7)
%%%DSP avec la méthode de PWELCH.
pwelch(n,[],[],[],fs)
%%%..... enveloppe
dt=1/fs;
N=length(n);
t=N*dt;
tt=0:dt:0.1;
x=hilbert(n);
x=abs(x);
yr=x.*x;

figure(8);
plot(tt,yr,'m-');
title(' enveloppe temporel ');
```